

DESARROLLO DE UN MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA AYUDAR EN LA TOMA DE DECISIONES EN POLÍTICA PÚBLICA APLICADO A LA VOCACIÓN AGRÍCOLA DESDE LA PERSPECTIVA SOCIODEMOGRÁFICA EN EL TERRITORIO COLOMBIANO

Juan Manuel Sánchez Céspedes

Universidad Distrital "Francisco José de Caldas"

Facultad de Ingeniería

Doctorado en Ingeniería

Bogotá - Colombia

2024

DESARROLLO DE UN MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA AYUDAR EN LA TOMA DE DECISIONES EN POLÍTICA PÚBLICA APLICADO A LA VOCACIÓN AGRÍCOLA DESDE LA PERSPECTIVA SOCIODEMOGRÁFICA EN EL TERRITORIO COLOMBIANO

Juan Manuel Sánchez Céspedes

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:
Doctor en Ingeniería

Director:
Helbert Eduardo Espitia Cuchango, PhD.

Co-Director:
Juan Pablo Rodríguez Miranda, PhD.

Grupo de investigación
GIIRA, AQUAFORMAT

Universidad Distrital "Francisco José de Caldas"

Doctorado en Ingeniería

Énfasis en Ciencia de la Información y el Conocimiento

2024

Comisión de Doctorado

Esta tesis, titulada "*Desarrollo de un modelo de inteligencia artificial para ayudar en la toma de decisiones en política pública aplicado a la vocación agrícola desde la perspectiva sociodemográfica en el territorio colombiano*", escrita por Juan Manuel Sánchez Céspedes, ha sido aprobada en cuanto a estilo y contenido intelectual. Hemos leído esta tesis y la aprobamos,

---

Marcio Silva Borgues, PhD.

Dario Amaya Hurtado, PhD.

Octavio José Salcedo Parra, PhD.

Helbert Eduardo Espitia Cuchango, PhD.

Director

Juan Pablo Rodríguez Miranda, PhD.

Co-Director

Fecha de la defensa: 20 de noviembre de 2024

© Derechos de autor 2024 de Juan Manuel Sánchez Céspedes.
Todos los derechos reservados.

Resumen

La presente tesis doctoral tuvo como objetivo desarrollar un modelo de inteligencia artificial como herramienta para los formuladores de políticas públicas, orientado a mejorar la toma de decisiones en relación con la vocación agrícola en Colombia, considerando variables sociodemográficas. Para lograr este propósito, se establecieron tres objetivos específicos: primero, desarrollar el modelo conceptual de la vocación agrícola; segundo, diseñar e implementar el modelo computacional; y tercero, evaluar dicho modelo.

Para alcanzar estos objetivos, se realizó inicialmente una revisión conceptual sobre políticas públicas e inteligencia artificial, complementada con una revisión del estado del arte. Por un lado, se revisaron y analizaron las políticas públicas relacionadas con el sector agrícola y el empleo en Colombia entre 2006 y 2022; por otro, se llevó a cabo una revisión sistemática de investigaciones que han aplicado inteligencia artificial en la formulación de políticas agrarias. En el análisis de las políticas agrarias en Colombia se observó una evolución: su enfoque inicial estuvo en la productividad del sector, para luego priorizar el desarrollo sostenible. Por otro lado, se ha hecho uso de la inteligencia artificial en procesos de evaluación y previsión en el uso eficiente de recursos naturales como la tierra y el agua, además de procesos agrícolas, con el fin de anticipar su impacto económico y ambiental y promover un desarrollo sostenible.

Tras la revisión conceptual y del estado del arte, se procedió a desarrollar el modelo conceptual de la vocación agrícola. Para ello, se llevó a cabo una revisión sistemática de publicaciones científicas relevantes, seguida de un análisis cualitativo y cuantitativo de las mismas. El desarrollo del modelo conceptual reveló que la vocación agrícola tiene tres perspectivas que constituyen los pilares del desarrollo sostenible: sociodemográfica, económica y ambiental.

En consecuencia, el modelo integra estos tres componentes, además de variables tecnológicas y de políticas públicas, con el fin de apoyar el proceso de formulación de políticas públicas agrarias. Durante el diseño, uno de los hallazgos más relevantes muestra que las políticas públicas agrarias deben ser integrales e incluir los temas de salud, educación, seguridad e infraestructura en las zonas rurales para garantizar una producción agrícola eficiente y sostenible.

Una vez finalizado el desarrollo del modelo conceptual, se procedió al diseño del modelo computacional. El primer paso fue la creación de la base de datos, para lo cual se recopilaron datos relacionados con las variables sociodemográficas del modelo conceptual, generándose diferentes índices. Las fuentes de información utilizadas fueron gubernamentales, y se llevó a cabo un proceso de imputación para completar los datos faltantes.

Con la base de datos y el modelo conceptual como referencia, se realizó un análisis de correspondencia para identificar las relaciones entre variables a partir de los datos de Colombia, estableciendo así el diseño computacional más adecuado para las condiciones establecidas. A partir de este diseño, se implementaron las mejores técnicas y configuraciones para realizar tanto predicciones como análisis del fenómeno. Las técnicas empleadas incluyeron redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y sistemas de inferencia neuro-difusa.

La implementación del modelo reveló varios hallazgos importantes, siendo uno de los principales que las políticas públicas destinadas a fomentar el empleo agrícola en zonas rurales deben basarse en la promoción

de la educación secundaria o superior para la población rural, y en la formalización del empleo agrícola mediante contratos a término indefinido con salarios dignos.

Durante la evaluación del modelo computacional, se concluyó que la técnica más eficaz para realizar predicciones es la de redes neuronales artificiales, seguida del sistema de inferencia neuro-difusa. Sin embargo, para comprender mejor el fenómeno y proporcionar una herramienta útil para formular lineamientos de políticas públicas enfocadas en la vocación agrícola, el sistema de inferencia neuro-difusa es la técnica más adecuada.

Palabras clave

Colombia, desarrollo sostenible, formulación de políticas públicas, inteligencia artificial, sociodemográfico, política pública, vocación agrícola.

Abstract

The main purpose of this doctoral thesis is to develop an artificial intelligence model as a mechanism for public policymakers to improve decision-making processes and enhance the agricultural vocation in Colombia, considering sociodemographic variables. Therefore, three main objectives were defined: first, the development of a conceptual model of the agricultural vocation; second, the design and implementation of the model; and third, the evaluation of the model.

The first step included a conceptual revision of public policies and artificial intelligence, and a state-of-the-art revision. On the one hand, public policies related to the agricultural sector and employment in Colombia between 2006 and 2022 were analyzed; on the other hand, a systematic revision of artificial intelligence applied to research on agricultural policies was also carried out. An evolution was observed in the agricultural policies: the focus was rooted in the productivity of the sector, to later prioritize sustainable development. In addition to agricultural processes, the use of artificial intelligence has reached evaluation and prevision processes for efficient use of natural resources like water and land, aiming to anticipate economic and environmental impacts and promotion of sustainable development.

After the conceptual review, which included a systematic revision of relevant scientific publications followed by a qualitative-quantitative analysis, a conceptual model and a state-of-the-art for the agricultural vocation was developed. The development of the mode revealed that the agricultural vocation embodies three essential perspectives for sustainable development: sociodemographic, economic, and environmental.

Consequently, the model integrates such perspectives as well as technological and public policy variables to support public agrarian policy processes. During the design, the most significant findings show agrarian public policies must be comprehensive and include healthcare issues, education, security, and infrastructure in rural zones to guarantee efficient and sustainable production. The next step was developing the computational model, which included creating the database. The first step involved generating various indexes using the sociodemographic variables taken from the conceptual model. The sources of information were mainly governmental and an imputation process was carried out to complete the missing data.

A correspondence analysis was completed using the database and the conceptual model as references to identify relationships between variables starting from the Colombian data. Thus, a more suitable computational design for the conditions set was established. From this design, more suitable techniques and configurations were implemented for both predictions and phenomenon analysis. The techniques employed included artificial neural networks, support vector machines, and neuro-fuzzy inference systems.

One of the main findings taken from the model implementation revealed that public policies intended to promote agricultural employment must be based on promoting secondary school or higher education for the rural population; besides, agricultural employment must be formalized with open-ended contracts and decent wages. During the evaluation of the computational model, it was concluded that artificial neural networks are one of the most efficient techniques for making predictions, followed by neuro-fuzzy inference. Nevertheless, the neuro-fuzzy inference system proved to be the most suitable technique useful for understanding the phenomenon, and thus providing public policy guidelines focused on agricultural vocation.

Keywords

Colombia, sustainable development, public policy formulation, artificial intelligence, sociodemographic, public policy, agricultural vocation.

Tabla de contenido

Resumen VII

Abstract VIII

Lista de tablas XV

Lista de figuras XVIII

Lista de ecuaciones XXII

1. Introducción 1

1.1. Pregunta de investigación . . . 6

1.2. Hipótesis . . . 6

1.3. Objetivo general . . . 6

1.4. Objetivos específicos . . . 6

2. Marco conceptual y estado del arte 7

2.1. Marco conceptual política pública . . . 7

2.1.1. Modelos de toma de decisiones en política pública . . . 7

2.1.2. Formulación de políticas públicas agrarias . . . 8

2.2. Políticas públicas agrarias en Colombia (años 2006-2022) . . . 9

2.2.1. Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2002 - 2006 “Hacia un Estado Comunitario” . . . 9

2.2.2. Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2010 - 2014 “Prosperidad para todos” 9

2.2.3. Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2014 - 2018 “Todos por un nuevo país” . . . 9

2.2.4. Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2018 - 2022 “Pacto por Colombia, pacto por la equidad” . . . 10

2.2.5. Análisis de las políticas públicas agrarias en Colombia entre los años 2006-2022 . . 11

2.3. El empleo en los planes de desarrollo en Colombia (Años 2006-2022) . . . 12

2.3.1. Plan de desarrollo 2006 - 2010 “Estado Comunitario: Desarrollo para todos” 12

2.3.2. Plan de desarrollo 2010 - 2014 “Prosperidad para todos” . . . 12
2.3.3. Plan de desarrollo 2014 - 2018 “Todos por un nuevo país” . . . 13
2.3.4. Plan de desarrollo 2018 - 2022 “Pacto por Colombia, pacto por la equidad” . . . 13
2.3.5. Análisis del empleo agrícola en los planes de desarrollo 2006-2022 . . . 13
2.4. Marco conceptual inteligencia artificial . . . 13
2.4.1. Modelo basado en agentes . . . 14
2.4.2. Autómata celular . . . 14
2.4.3. Algoritmos evolutivos . . . 14
2.4.4. Redes bayesianas y de Márkov . . . 15
2.4.5. Redes neuronales artificiales . . . 15
2.4.6. Lógica difusa . . . 15
2.4.7. Sistema artificial de inferencia neuro-difusa . . . 16
2.4.8. Machine learning . . . 16
2.4.9. Máquinas de soporte vectorial . . . 17
2.5. Inteligencia artificial aplicada en formulación de políticas agrarias . . . 17
2.5.1. Modelo basado en agentes . . . 18
2.5.2. Autómata celular . . . 20
2.5.3. Algoritmos evolutivos . . . 20
2.5.4. Redes Bayesianas y de Márkov . . . 21
2.5.5. Redes neuronales artificiales . . . 22
2.5.6. Lógica difusa . . . 23
2.5.7. Sistema artificial de inferencia neuro-difusa . . . 23
2.5.8. Máchine learning . . . 24
2.5.9. Análisis de la aplicación de inteligencia artificial en el proceso de formulación de políticas públicas agrarias . . . 25

3. Metodología **27**
3.1. Propuesta de diseño metodológico . . . 27
3.1.1. Revisión sistemática . . . 28
3.1.2. Construcción del modelo conceptual de la vocación agrícola . . . 29
3.1.3. Construcción de la base de datos . . . 29
3.1.4. Diseño del modelo computacional . . . 30
3.1.5. Implementación del modelo computacional . . . 31
3.1.6. Validación de la implementación para pronóstico . . . 31
3.1.7. Selección de configuraciones para interpretabilidad . . . 32
3.1.8. Revisión de la agenda política . . . 32

3.1.9. Análisis del modelo interpretable . . . 32
3.1.10. Viabilidad de los lineamientos de política pública propuestos . . . 32

4. Modelamiento conceptual de la vocación agrícola 33

4.1. Metodología . . . 34
4.2. Propuesta del modelo conceptual de la vocación agrícola . . . 35
4.2.1. Modelo conceptual de las variables económicas (producción agrícola) . . . 36
4.2.2. Modelo conceptual de las variables económicas (comercialización agrícola) . . . 37
4.2.3. Modelo conceptual de las variables económicas (financieras) . . . 38
4.2.4. Modelo conceptual de las variables económicas (otros sectores diferentes al agrícola) 40
4.2.5. Modelo conceptual de las variables sociodemográficas . . . 41
4.2.6. Modelo conceptual de las variables tecnológicas . . . 42
4.2.7. Modelo conceptual de las variables ambientales . . . 42
4.2.8. Modelo conceptual de las variables de política pública . . . 43

5. Diseño del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia usando variables sociodemográficas 45

5.1. Relación de la migración neta urbana en la población económicamente activa urbana . . . 47
5.1.1. Tasa de migración neta urbana . . . 47
5.1.2. Población económicamente activa urbana . . . 48
5.2. Trabajadores rurales que viven en zona urbana . . . 49
5.2.1. Proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana . . . 49
5.2.2. Influencia de los trabajadores rurales que viven zona urbana en el total de los trabajadores rurales . . . 50
5.3. Relación de la migración neta rural en la población económicamente activa rural . . . 51
5.3.1. Tasa de migración neta rural . . . 51
5.3.2. Población económicamente activa rural . . . 52
5.4. Trabajadores urbanos que viven en zona rural . . . 52
5.4.1. Proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana . . . 52
5.4.2. Influencia de los trabajadores urbanos que viven zona rural en el total de los trabajadores rurales . . . 53
5.5. Trabajadores agrícolas en zonas rurales . . . 54
5.5.1. Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural . . . 54
5.5.2. Usufructuarios y jornaleros agrícolas . . . 55
5.6. Conclusiones . . . 57

6. Implementación del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia 59

6.1. Módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural 59
6.1.1. Redes neuronales artificiales 59
6.1.2. Máquinas de soporte vectorial 60
6.1.3. Sistema artificial de inferencia neuro-difusa 62
6.1.4. Generación de lineamientos de política pública para el empleo agrícola rural usando ANFIS 63
6.1.4.1. Análisis de las reglas que cumplen con la agenda política en el empleo agrícola rural 63
6.1.4.2. Análisis de las reglas obtenidas en el modelo generalizable del empleo agrícola rural 69
6.1.5. Análisis de los resultados obtenidos con las técnicas de redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia neuro-difusa, y máquinas de soporte vectorial 70
6.2. Módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural 71
6.2.1. Redes neuronales artificiales 71
6.2.2. Máquinas de soporte vectorial 72
6.2.3. Sistema artificial de inferencia neuro-difusa 73
6.2.4. Generación de lineamientos de política pública para el empleo agrícola rural con respecto a la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana usando ANFIS 75
6.2.4.1. Análisis de las reglas que cumplen con la agenda política en el empleo agrícola rural con respeto a la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana 75
6.2.5. Análisis de las reglas obtenidas en el modelo generalizable de la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana 80
6.2.6. Análisis de los resultados obtenidos con las técnicas de redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia neuro-difusa, y máquinas de soporte vectorial 82
6.3. Módulo tasa neta de migración rural 82
6.3.1. Redes neuronales artificiales 83
6.3.2. Máquinas de soporte vectorial 85
6.3.3. Sistema artificial de inferencia neuro-difusa 86
6.3.4. Generación de lineamientos de política pública para el empleo agrícola rural con respecto a la tasa neta de migración rural usando ANFIS 88
6.3.4.1. Análisis de las reglas que cumplen con la agenda política en el empleo agrícola rural con respeto a la tasa neta de migración rural 88
6.3.4.2. Análisis de las reglas obtenidas en el modelo generalizable de la tasa neta de migración rural 93
6.3.5. Análisis de los resultados obtenidos con las técnicas de redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia Neuro-difusa, y maquinas de soporte vectorial. 94
6.4. Análisis del uso de inteligencia artificial en el modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia 95

7. Conclusiones **96**

8. Principales aportes **99**

9. Recomendaciones y futuros trabajos **100**

Referencias **101**

Anexo 1 **124**

Anexo 2 **125**

Anexo 3 **126**

Anexo 4 **127**

Anexo 5 **140**

Anexo 6 **141**

Lista de tablas

5.1. Correlaciones de las variables relacionadas con la tasa de migración neta urbana. 47

5.2. Correlaciones fuertes con la variable “Personas en zona urbana que usan Internet todos los días”. 48

5.3. Correlaciones de las variables relacionadas con PEA urbana. 49

5.4. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con “Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana”. 49

5.5. Correlación entre las variables “Proporción de trabajadores rurales que viven en zonas urbana” y “Trabajadores rurales”. 50

5.6. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con “Tasa de migración neta rural”. 51

5.7. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con PEA rural. 52

5.8. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con “Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural”. 53

5.9. Correlación entre las variables “Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural” y “Trabajadores rurales”. 54

5.10. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con “Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural”. 55

5.11. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con “Trabajadores agrícolas en zona rural”. 56

5.12. Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con “proporción de usufructuarios agrícolas en zona rural” y “Proporción de jornaleros agrícolas en zona rural”. 56

6.1. MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de entrenamiento. 59

6.2. MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de validación. 60

6.3. MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de entrenamiento. 61

6.4. MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de validación. 61

6.5. MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de entrenamiento. 62

6.6. MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de validación. 62
6.7. MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajador rural agrícola con Modelo TS-0. . . 64
6.8. Reglas seleccionadas de ANFIS TS-0 para empleo rural agrícola alto. 67
6.9. Reglas de ANFIS TS-0 con dos funciones de pertenencia por entrada para empleo agrícola en zona rural alto. 69
6.10. MSE de las mejores configuraciones en las técnicas de I.A. seleccionadas para trabajadores agrícolas rurales. 70
6.11. MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural con datos de entrenamiento. 71
6.12. MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural con datos de validación. 71
6.13. MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de entrenamiento. 72
6.14. MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de validación. 73
6.15. MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de entrenamiento. 74
6.16. MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de validación. 74
6.17. MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural con Modelo TS-0. 75
6.18. Reglas seleccionadas de ANFIS TS-0 para trabajadores urbanos que viven zona rural baja. . 79
6.19. Reglas de ANFIS TS-0 con dos funciones de pertenencia por entrada para baja proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. 81
6.20. MSE de las mejores configuraciones en las técnicas de I.A. seleccionadas para trabajadores urbanos que viven en zona rural. 82
6.21. MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo tasa neta de migración rural con datos de entrenamiento. 83
6.22. MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo tasa neta de migración rural con datos de validación. 84
6.23. MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo tasa neta de migración rural con datos de entrenamiento. 85
6.24. MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo tasa neta de migración rural con datos de validación. 85
6.25. MSE de ANFIS para el módulo tasa neta de migración rural con datos de entrenamiento. . . 87
6.26. MSE de ANFIS para el módulo tasa neta de migración rural con datos de validación. 87
6.27. MSE de ANFIS para el módulo tasa neta de migración rural con Modelo TS-0. 88
6.28. Reglas seleccionadas de ANFIS TS-0 para migración rural baja. 93

6.29. Reglas de ANFIS TS-0 con dos funciones de pertenencia por entrada para alta tasa neta de migración rural. 93

6.30. MSE de las mejores configuraciones en las técnicas de I.A. seleccionadas para tasa neta de migración rural. 94

A-1. Diccionario de la Base de Datos 127

Lista de figuras

1.1. Pobreza multidimencional 2010 a 2022 de acuerdo a DANE, 2023c. 1

1.2. Inseguridad alimentaria de acuerdo a DANE, 2023b. 2

1.3. Participación del Empleo Agrícola en Colombia 1991 a 2018 de acuerdo a DANE, 2023a. . . 4

2.1. Mapa de Calor de Investigaciones I.A aplicadas a Formulación de Políticas Públicas Agrarias (Elaborado autor). 25

3.1. Propuesta de diseño metodológico (Elaborado autor). 28

3.2. Estructura Base de Datos (Elaborado autor). 30

4.1. Vocación agrícola (Elaborado autor). 33

4.2. Diseño metodológico vocación agrícola (Elaborado autor). 34

4.3. Diagrama funcional de la propuesta del modelo de la vocación agrícola (Elaborado autor). . 35

4.4. Diagrama Causal de las variables económicas - producción agrícola (Elaborado autor en Vensim®). 36

4.5. Diagrama causal de las variables económicas - comercialización agrícola (Elaborado autor en Vensim®). 38

4.6. Diagrama causal de las variables económicas - Financiera (Elaborado autor en Vensim®). . . 39

4.7. Diagrama causal de las variables económicas - otros sectores diferentes al agrícola (Elaborado autor en Vensim®). 40

4.8. Diagrama causal de las variables sociodemográficas (Elaborado autor en Vensim®). 41

4.9. Diagrama causal de las variables tecnológicas (Elaborado autor en Vensim®). 42

4.10. Diagrama causal de las variables ambientales (Elaborado autor en Vensim®). 43

4.11. Diagrama causal de las variables política pública (Elaborado autor en Vensim®). 44

5.1. Diagrama del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia de las variables sociodemográficas (Elaborado autor). 46

6.1. Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado redes neuronales artificiales (5 capas ocultas, 8 neuronas por capa). 60

6.2. Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado con Máquinas de Soporte Vectorial (Función gaussiana, épsilon $(\varepsilon = 0{,}01)$). 61

6.3. Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado con ANFIS (TS-0, función de pertenencia campana generalizada con 2 por entrada). 63
6.4. Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado con ANFIS (TS-0, diferencial sigmoidal con 4 funciones). 64
6.5. Funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajador rural agrícola usando ANFIS TS-0. 65
6.6. Valores constantes a la salida del módulo proporción de trabajador rural agrícola usando ANFIS TS-0. 66
6.7. Distribución de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajador rural agrícola con empleo agrícola rural cuando la salida es alta. 66
6.8. Ocurrencia de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo Proporción de trabajador rural agrícola con empleo agrícola rural alto. 68
6.9. Trabajador agrícola rural real vs simulado de las técnicas redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia neuro-difusa, y máquinas de Soporte Vectorial. 70
6.10. Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural real vs simulado redes neuronales artificiales. 72
6.11. Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado Máquinas de Soporte Vectorial (Polinomio orden 2, épsilon $(\varepsilon = 0{,}05)$. 73
6.12. Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado Máquinas de Soporte Vectorial (TS-0, función de pertenencia gaussiana con 2 por entrada 74
6.13. Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado (TS-0, diferencial sigmoidal con 4 funciones). 76
6.14. Funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural usando ANFIS TS-0. 76
6.15. Valores constantes a la salida del módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana usando ANFIS TS-0. 77
6.16. Distribución de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana cuando la salida es baja. . . . 78
6.17. Ocurrencia de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo trabajadores urbanos que viven en zona rural bajo. 80
6.18. Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado de las técnicas Redes Neuronales Artificiales, Maquinas de Soporte Vectorial, y Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa. 82
6.19. Tasa neta de migración rural real vs simulado con redes neuronales artificiales (modelo de 4 entradas, 4 capas ocultas y 16 neuronas por capa). 84
6.20. Tasa neta de migración rural real vs simulado con Máquinas de Soporte Vectorial (Función gaussiana, épsilon 0.005). 86
6.21. Tasa neta de migración rural real vs simulado con ANFIS (Modelo de 4 entradas, TS-1, función de pertenencia gaussiana con 2 por entrada). 87
6.22. Tasa neta de migración rural real vs simulado (Modelo de 4 entradas, TS-0, campana generalizada con 4 funciones). 89

6.23. Funciones de pertenencia de las entradas del módulo tasa neta de migración rural usando ANFIS TS-0. 90
6.24. Valores constates a la salida del módulo tasa neta de migración rural usando ANFIS TS-0. . 91
6.25. Distribución de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo tasa neta de migración rural cuando la salida es baja. 92
6.26. Tasa neta de migración real vs simulado de las técnicas redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial, y sistema artificial de inferencia neuro-difusa. 94

Lista de ecuaciones

Ecuación 2.1: Inferencia deductiva (Si - Entonces) 15
Ecuación 2.2: Regla difusa típica para modelo Mamdani. 16
Ecuación 2.3: Regla difusa típica para modelo Takagi-Sugeno. 16
Ecuación 3.1: Normalización con la técnica Min-Max. 31
Ecuación 5.1: Tasa de migración neta. 47

Agradecimientos

Ante todo, quiero agradecer a Dios por brindarme salud, inteligencia y fortaleza para llevar a cabo mis estudios doctorales. Agradezco profundamente a mis padres, quienes no solo me dieron la vida, sino que forjaron en mí la disciplina necesaria para desarrollar esta investigación.

Quiero expresar mi gratitud a las personas clave durante este proceso, ya que sin su colaboración, no habría sido posible culminarlo. A mis directores, Helbert Eduardo Espitia y Juan Pablo Rodríguez, por su guía y apoyo en cada etapa del proyecto. A mi hijo, Manuel Darío Sánchez, y a mi hermana, Lina María Sánchez, expertos en estadística, por sus valiosos consejos y ayuda en el análisis de datos. Al estadístico Jhonathan Alejandro Gordillo, por su colaboración en la construcción de la base de datos; al ingeniero y profesor Jhon Fredy Parra, por su apoyo en el procesamiento de información, y a la estudiante de Ingeniería de Sistemas Lindsey Katherine Camargo que me colaboro en la recolección de datos.

Agradezco también a los doctores Francisco Heras y Fabio Torres, quienes me acogieron y brindaron su colaboración durante el desarrollo de mi pasantía. También, a los expertos que me colaboraron con la revisión y evaluación del modelo conceptual. Por último, agradezco a Oscar Martinez y a Fredy Navarro que colaboraron con la correción de estilo del libro.

A todos ellos, mi más sincero agradecimiento, pues este logro no es solo mío, sino el fruto de un trabajo colaborativo. ¡Gracias de corazón!

Juan Manuel Sánchez Céspedes

1 Introducción

La pobreza y la inseguridad alimentaria representan dos de los desafíos más apremiantes que afronta el mundo en la actualidad. En el año 2023, el 18 % de la población mundial, el equivalente a 1.100 millones de personas, experimentaban pobreza multidimensional (PNUD, 2023). Además, 2.400 millones enfrentaban niveles moderados o graves de inseguridad alimentaria, mientras que 900 millones se encontraba en situación de inseguridad alimentaria severa (ONU, 2023). Como respuesta a estas problemáticas y otras que apremian a la humanidad, las Naciones Unidas, el 25 de septiembre de 2015 promulgaron los 17 objetivos de desarrollo sostenible, cuyo propósito es erradicar la pobreza, proteger el planeta y asegurar la prosperidad de todos (ONU, 2015). La presente investigación se relaciona directamente con 3 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) que son: fin de la pobreza, hambre cero, y trabajo decente y crecimiento económico.

En Colombia, La pobreza multidimensional para el año 2022 fue del 12,9 %. Sin embargo, es importante examinar el comportamiento de la pobreza multidimensional entre las zonas rurales y urbanas, como se ilustra en la Figura 1.1. No se tiene el dato de la pobreza multidimensional de las zonas rurales para el año 2017.

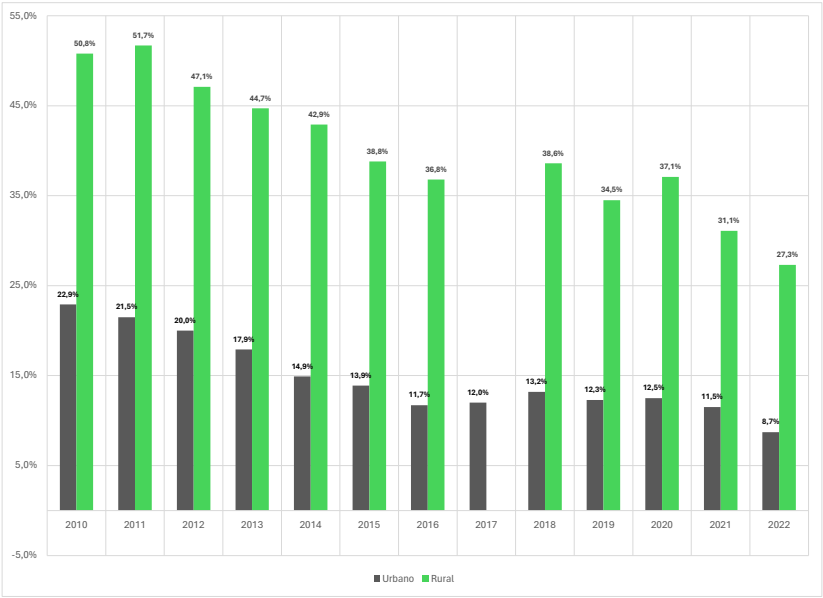


Figura 1.1: Pobreza multidimencional 2010 a 2022 de acuerdo a DANE, 2023c.

Como se observa en la Figura 1.1, la pobreza multidimensional en Colombia ha experimentado disminución en los últimos años, aunque persiste una marcada brecha entre las zonas rurales y las urbanas. En el año 2022 la pobreza multidimensional alcanzó el 27,3 %, en las zonas rurales mientras que en las zonas urbanas fue de 8,7 %, evidenciando una diferencia significativa del 18,6 % (J. Sánchez et al., 2024). Este contraste subraya la notable diferencia entre estas áreas y justifica la emigración rural que se presenta en el país.

Con respecto a la inseguridad alimentaria en Colombia, según informe del 2015 de la Organización de las

Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), 2021 señala la presencia de 4,4 millones de personas subalimentadas. Este valor experimentó un fuerte incrementó para el año 2020, atribuido a la pandemia del Covid-19. Esta situación quedo evidenciada en la encuesta de Pulso Social del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), que reveló que 1.6 millones de familias, las cuales antes de la pandemia se alimentaban con tres comidas diarias, ahora se alimentan con dos o menos. Esta situación ha llevado a que 23.701 hogares enfrentan la falta de un plato de comida diario (Portafolio, 2021). En la Figura 1.2 se presenta el estado de inseguridad alimentaria para el año 2022.

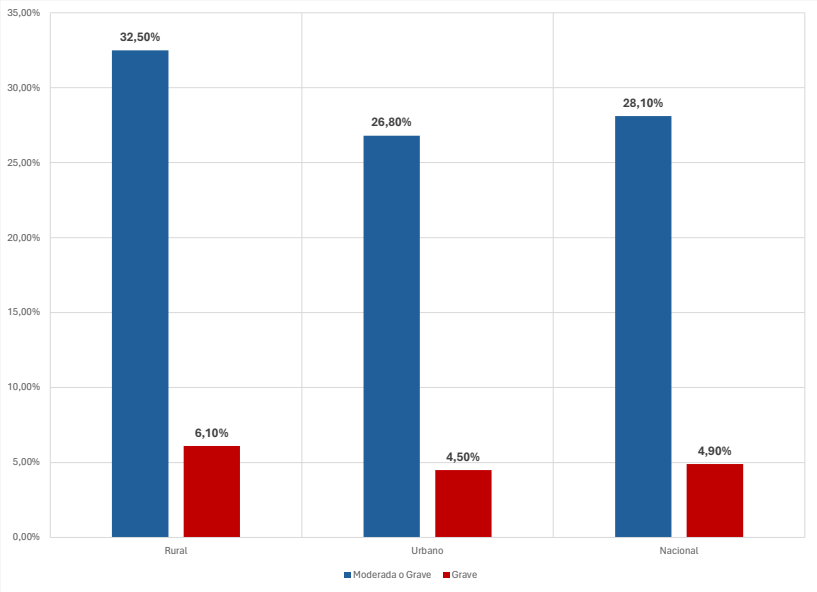


Figura 1.2: Inseguridad alimentaria de acuerdo a DANE, 2023b.

Como se ilustra en la Figura 1.2, el 28,1 % de los hogares colombianos experimentaron inseguridad alimentaria moderada o grave en el año 2022, lo que significa que casi 3 de cada 10 hogares enfrentaron dificultades para acceder a los alimentos. Además, el 4,9 % de los hogares se encontraban en inseguridad alimentaria grave. Esto pone de manifiesto que 5 de cada 100 hogares enfrentaron la carencia de alimentos en al menos un día. Al analizar las disparidades entre las zonas urbanas y rurales, se destaca una brecha alimentaria. En las zonas rurales, el 32,5 % de los hogares enfrentaron inseguridad alimentaria moderada o grave, en comparación con el 26,8 % de los hogares en zonas urbanas. Esto expone, las malas condiciones de vida que tiene la población en las zonas rurales.

Como puede verse, hasta el momento Colombia enfrenta grandes desafíos en la lucha y reducción de la pobreza, así como en la garantía de la seguridad alimentaria en zonas rurales. Para lo cual, es necesario que los responsables de la formulación de políticas públicas comprendan estos fenómenos y diseñen estrategias que fomenten el desarrollo y crecimiento económico en estas áreas.

Para diciembre de 2023, el 86,8 % de la población residente en áreas rurales se identificaba como campesina, marcando una notable diferencia respecto a las áreas urbanas, donde solo 14,4 % se identificaba como campesina. De la población campesina, la Tasa Global de Participación (TGP) fue de 61,1 %, la Tasa de Ocupación (TO) fue del 56,4 % y la Tasa de Desocupación (TD) fue 7,7 % (DANE, 2023a). Cabe aclarar que la TGP refleja la relación porcentual entre la fuerza de trabajo y la población en edad de trabajar; la TO representa la tasa de la población ocupada con respecto al número de personas en edad de trabajar; y la TD indica la tasa de personas desocupadas en relación con el número de personas que componen la fuerza de trabajo (DANE, 2023a).

La mayoría de la población campesina ocupada se dedica principalmente a actividades agrícolas, representando un 42,4 %, seguido por actividades de comercio y comercialización de vehículos con un 11,8 %

(DANE, 2023a)). En este sentido, para reducir la brecha de pobreza entre la población rural y urbana en Colombia, es esencial que los responsables de la formulación de políticas públicas impulsen la vocación agrícola en las regiones. Esto permitirá mejorar la productividad del sector y las condiciones laborales de la población campesina.

En Colombia, la vocación agrícola se encuentra en declive y se está desaprovechando el potencial que posee, gracias a su ubicación geográfica privilegiada en la zona tropical, y una diversidad de pisos térmicos, debido a la presencia de la cordillera de los Andes y las extensas llanuras en los llanos orientales. A pesar de contar con un potencial de áreas cultivable de 37,2 millones de hectáreas, solo se destina 5,3 millones de hectáreas para cultivos (IGAC, 2015); esto implica que solo el 14,32 % del área cultivable se usa con este propósito (Sánchez-Céspedes, Rodríguez-Miranda & Ramos-Sandoval, 2020), revelando el desaprovechamiento de la notoria vocación agrícola de sus suelos. La falta de motivación del uso de las tierras cultivables en la agricultura señala una pérdida de la vocación agrícola entre la población, una situación que se presenta en otras regiones del mundo (Badiani et al., 2017; Carrillo, 2015; Diack et al., 2017; Gottero, 2019; Mazzocchi et al., 2013; Nehaï & Guettouche, 2020; Paquette & Domon, 2003). Un ejemplo es Brasil, según la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), 2013, el país cuenta con un potencial de 400 millones de hectáreas cultivables, pero solo se utilizan 77,8 millones de hectáreas para cultivo, equivalente al 19,45 % de su área cultivable (IBGE, 2023). Estos datos resaltan la necesidad de promover y revitalizar la vocación agrícola en diferentes regiones.

Diversas investigaciones han abordado las causas de la pérdida de la vocación agrícola en distintas regiones del mundo. Entre las razones identificadas figuran el crecimiento desmedido y desorganizado de las zonas urbanas, que ocupan tierras con vocación agrícola (Alvarado-Quiroa & Araya-Rodríguez, 2014; Badiani et al., 2017; Hernández-Flores et al., 2009; Mazzocchi et al., 2013; W. Zhang & Huang, 2015). La migración de las zonas rurales a las urbanas en búsqueda de una mejor calidad de vida (Deep & Saklani, 2014; Guida, 2022; Paquette & Domon, 2003; Rodrigues & Mosso, 2018; Téllez, 2017). Asimismo, se desataca el desarrollo de prácticas de agricultura intensiva que deterioran la calidad de los suelos (Firbank et al., 2008; Golosov et al., 2021; Illán-Fernández et al., 2022; Maitra et al., 2021), los altos costos de producción (Kadri et al., 2023; Muñoz-Rios et al., 2020; Niu, 2023; Qiu et al., 2021; Raza et al., 2022), y la volatilidad de los precios de los productos agrícolas (Mardani Najafabadi et al., 2022; Purohit et al., 2021; Saraf et al., 2022; Sofer, 2001), factores que desincentivan el sector agrícola y motivan a las personas a explorar otras actividades menos riesgosas y más productivas, como la ganadería, el turismo rural o actividades de extracción (Boateng & Mensah, 2021; de Brites Figueiredo & Gremaud, 2022; Lamino Jaramillo & Boren-Alpízar, 2023; Mehraban et al., 2021; Mora Pacheco, 2015; Rodríguez Araújo, 2005; Sánchez Jiménez et al., 2018; Sgroi, 2022).

En países en vías de desarrollo como Colombia, además de las causas previamente mencionadas, también se presentan causas de carácter político y social como la violencia por presencia de grupos ilegales armados, que contribuyen a la pérdida de la vocación agrícola en las regiones.

Adicionalmente, en Colombia las políticas agrícolas desarrolladas hasta al momento han tenido un impacto negativo al sector, generando fallas en la redistribución de la tierra como la concentración de tierras en pocos dueños (J. M. Sánchez, Rodriguez & Amaya, 2020). Esta situación ha dado a lugar a desigualdades sociales, desempleo y migración rural, además de contribuir al poco reconocimiento del campesinado ante la sociedad, factores que, en conjunto, han impulsado la pérdida de la vocación agrícola entre la población (Baudasse et al., 2009; Gómez, 2016; Morales et al., 2017; Ospina, 2017; Soto, 2003; Vargas et al., 2016; Win & Naing, 2023).

Este panorama adverso se debe en parte, a la ausencia de políticas de estado de largo plazo, lo que conlleva a cambios en la dirección de la política con cada cambio de gobierno. En este sentido, las políticas agrícolas implementadas son mayormente coyunturales y, en varios casos, entran en conflicto con las políticas macroeconómicas a largo plazo (Betancur et al., 2016; Cárdenas & Vallejo, 2016; Rodríguez Espinosa et al., 2016; Szegedy, 2017; Téllez, 2017). Además, las políticas de apertura económica sin la debida preparación para competir abiertamente con los mercados internacionales han llevado a la pérdida de la vocación agrícola,

tal como ocurrió en los años 90s en Colombia. Esto se debe a que los precios de los productos agrícolas nacionales no puede ser competitivos con productos agrícolas importados, cuyos costos de producción son más bajos gracias a las políticas proteccionistas de sus países de origen (Beltrán & Piñeros, 2013; Cano & Contreras, 2006; Cortez, 2014; Y. Gao et al., 2023; Helfand, 2003; Khalmirzayeva, 2023; Rodríguez et al., 2015).

La violencia en Colombia ha sido otro factor determinante en la perdida de la vocación agrícola. La presencia de grupos ilegales armados, como guerrillas y bandas criminales, ha provocado la migración de la población de las zonas rurales hacia las zonas urbanas en busca de seguridad. Además, esta violencia ha impulsado el cambio hacia otros sectores productivos, muchos de los cuales operan en la ilegalidad, como el narcotráfico y la minería ilegal (Benites, 2023; Betancur et al., 2016; Gómez R. et al., 2016; Link et al., 2022; Meng et al., 2020; Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), 2015; Perfetti et al., 2017; Saavedra & Romero, 2021; Szegedy, 2017).

La problemática de la vocación agrícola se puede abordar desde 3 perspectivas diferentes. En primer lugar, la perspectiva económica analiza los factores que inciden en lograr una mayor eficiencia en la producción de los productos agrícolas. En segundo lugar, la perspectiva ambiental examina cómo influyen los factores ambientales, como las características fisicoquímicas del suelo o factores climáticos, en la producción agrícola. Finalmente, la tercera perspectiva es la sociodemográfica, que analiza los factores que influyen en las personas para que opten o no por dedicarse a labores agrícolas. En el caso de esta investigación, se analizó solo la perspectiva sociodemográfica y su medición se realizó a través del empleo agrícola (Sánchez-Céspedes et al., 2022).

En la Figura 1.3, se ilustra la participación histórica del empleo agrícola en Colombia la cual ha disminuido significativamente. En el año 1991, esta cifra se situaba en el 26,02 %, descendiendo al 16,74 % para el año 2018 (DANE, 2023a).

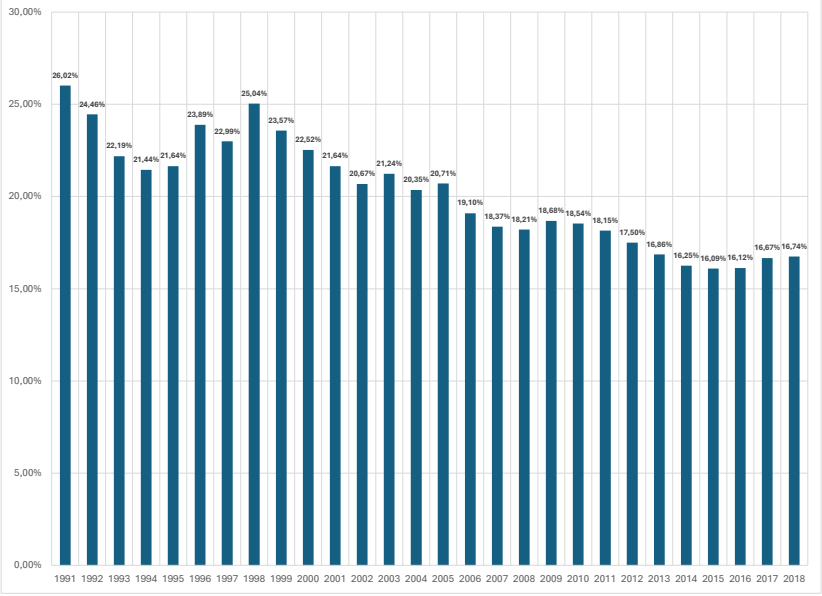


Figura 1.3: Participación del Empleo Agrícola en Colombia 1991 a 2018 de acuerdo a DANE, 2023a.

Diversas investigaciones han abordado las razones que explican la disminución del empleo agrícola. En primer lugar, la tenencia de la tierra, estudios han demostrado que la acumulación de tierras cultivables en manos de pocos propietarios reduce la generación de empleo agrícola, mientras que la tenencia comunal fomenta el empleo (Gottlieb & Grobovšek, 2019; Muñoz-Rios et al., 2020; Sánchez Jiménez et al., 2018). Además, las mejoras en la producción agrícola han contribuido a reducir la necesidad de uso de mano de obra agrícola (Edeme et al., 2020; Rijnks et al., 2022; Y. Zhang & Diao, 2020). El nivel educativo de la

población también desempeña un papel importante; investigaciones han revelado que un mayor nivel de educación entre los hijos de las familias rurales los aleja de las actividades agrícolas, motivándolos a buscar empleos no agrícolas en zonas urbanas (Castañeda et al., 2018; Sofer, 2001; Tatis Diaz et al., 2022). Asimismo, en las zonas rurales han surgido nuevas oportunidades laborales no agrícolas que ofrecen salarios más atractivos en comparación con los empleos en el sector agrícola (Baysan et al., 2024; Rajkhowa & Qaim, 2022; Ramoni-Perazzi & Orlandoni-Merli, 2019; Silva, 2023; Xie & Jiang, 2016). Finalmente, la estabilidad laboral en el sector agrícola es menor; por lo que las personas tienden a buscar empleo en otros sectores que les proporcione una mayor estabilidad laboral (K. Huang et al., 2023; Ramoni-Perazzi & Orlandoni-Merli, 2019; Sen et al., 2021; Silva, 2023; Wang et al., 2022).

Por lo anteriormente expuesto se plantea la necesidad de formular políticas agrícolas más efectivas que impulsen el crecimiento del sector y garanticen el empleo decente para aquellos dedicados a las labores agrícolas. No obstante, el proceso de formulación de políticas públicas es complejo, plagado de múltiples dificultades.

En primer lugar, los formuladores de políticas públicas se enfrentan a limitaciones inherentes en ellos, tomando decisiones de carácter parcial o limitada, como es expone en los modelos de racionalidad limitada, incremental y la denominada caneca de basura (Cohen et al., 1972; Lindblom, 1959; Simon, 1979). El sistema de toma decisiones en política pública, según el modelo "caneca de basura", opera en medio de una anarquía organizada, ya que problemas, soluciones, participantes, y oportunidades de elección se entremezclan simultáneamente, dificultando la toma de decisiones (Cohen et al., 1972).

Además, diversos factores dificultan aún más el proceso de formulación de políticas públicas, como son el alto costo de experimentar con las soluciones propuestas. Aunque la experimentación es importante, a menudo resulta inviable realizar experimentos a gran escala, ya que lo efectos de las acciones implementadas solo se pueden evidenciar con su implementación total (Denrell & March, 2001). También, está la necesidad de construir consensos entre los diferentes actores, tales como grupos de interés, de presión y otras partes interesadas dentro y fuera del gobierno, como lo indica el modelo de democracia deliberativa de Habermas (Forrester, 2007).

Por último, cabe mencionar la tendencia de los formuladores de políticas públicas en atribuir los efectos no deseados de sus políticas a fuentes externas en lugar de internas. Esto implica que las deficiencias de las políticas se atribuyen a partidos de oposición, enemigos internacionales y otras fuerzas externas, en lugar de asumir la responsabilidad de posibles errores internos (Senge, 1991). Además, toman decisiones con un alto nivel de subjetividad, al confiar más en sus propias capacidades que en el asesoramiento de expertos en la materia (Lichtenstein et al., 1982).

En respuesta a la problemática mencionada, se han llevado a cabo numerosas investigaciones en todo el mundo que han dado a lugar al desarrollo de diversas herramientas basadas en Inteligencia Artificial (A.I.), que pueden ayudar a formular políticas públicas agrarias. Estas herramientas han sido diseñadas principalmente para analizar y gestionar de manera eficiente los recursos naturales, como la tierra y el agua, evaluando sus impactos económicos y ambientales con el fin de promover el desarrollo de agricultura sostenible (J. M. Sánchez, Rodríguez & Espitia, 2020; J. M. Sánchez, Rodriguez & Amaya, 2020). También, se han empleado para optimizar los procesos de producción agrícola y para prever los posibles resultados derivados de la implementación de políticas públicas. Para estas aplicaciones, se han usado una variedad de técnicas, como modelo basado en agentes, Sistemas de soporte de decisiones (SSD), máquinas de soporte vectorial, redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos, redes bayesianas, redes de Márkov, autómata celular y lógica difusa (J. M. Sánchez, Rodríguez & Espitia, 2020; J. M. Sánchez, Rodriguez & Amaya, 2020; J. M. Sánchez, Rodríguez & Ramos, 2020).

Sin embargo, estas aplicaciones han abordado de manera puntual y fragmentada diversos factores que influyen en la producción agrícola y su desarrollo sostenible, sin ofrecer una visión holística que integre todos los componentes que pueden incidir en el proceso de producción y su vocación agrícola en un país o región

especifica. Por consiguiente, la presente investigación planteó la siguiente pregunta de investigación, hipótesis y objetivos. Dada la complejidad del modelo, la implementación computacional se limitó a la perspectiva sociodemográfica.

1.1 Pregunta de investigación

¿Como establecer un modelo de inteligencia artificial que ayude a tomar decisiones en política pública agraria aplicado a la vocación agrícola?

1.2 Hipótesis

Considerando el marco referencial y el análisis de variables se puede desarrollar un modelo de inteligencia artificial que ayude a la toma de decisiones en el proceso de formulación de políticas públicas agrarias.

1.3 Objetivo general

Desarrollar un modelo de inteligencia artificial que ayude la toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola desde la perspectiva sociodemográfica en el territorio colombiano.

1.4 Objetivos específicos

1. Estructurar el modelo conceptual que ayude la toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola.
2. Obtener el modelo computacional con técnicas de inteligencia artificial que ayude la toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola desde la perspectiva sociodemográfica en el territorio colombiano.
3. Evaluar el modelo computacional que ayude la toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola desde la perspectiva sociodemográfica en el territorio colombiano.

2 Marco conceptual y estado del arte

La investigación se basa en dos grandes pilares conceptuales que son toma de decisiones en formulación de políticas públicas, y el otro es inteligencia artificial, los cuales se aplicarán en el sector agrario y específicamente en temas relacionados con la vocación agrícola de las personas. Por tal motivo, el marco conceptual se presenta con una estructura de pensamiento deductivo que inicia con los pilares conceptuales y finaliza con la revisión del estado del arte.

2.1 Marco conceptual política pública

En toda política pública se debe garantizar el bienestar de la población (Cardozo, 2011). Por lo tanto, puede entenderse como las estrategias y normativas diseñadas e implementadas para solucionar problemas colectivos, base en el interés social y el mejoramiento de la calidad de vida (Mejía Jímenez, 2011). Las políticas públicas tienen un ciclo de vida que compuesto por la formulación, la implementación y la evaluación (J. M. Sánchez, García & Narvaez, 2020).

2.1.1 Modelos de toma de decisiones en política pública

A continuación, se presentan los modelos de toma de decisiones que han sido usados como referencia para modelar el proceso de formulación de políticas públicas.

Modelo de Racionalidad Absoluta. Este modelo afirma que el proceso de toma de decisiones se fundamenta enteramente en la razón, lo que garantiza siempre una solución óptima. Este modelo fue desarrollado Frederick Taylor (Kanigel & Porter, 1997). Posteriormente, el premio Nobel de Economía Jan Tinbergen señaló que para lograr un proceso efectivo de toma decisiones es necesario establecer un procedimiento claramente definido, que contemple diferentes tipos de variables cuantitativas para garantizar que la decisión sea la correcta (Tinbergen, 1981). Tinbergen es considerado uno de los pioneros en el uso de las matemáticas y la estadística en economía.

Modelo de Racionalidad Limitada. Este modelo sugiere que el proceso de toma de decisiones se lleva a cabo de manera parcialmente irracional, debido a las limitaciones cognitivas, de información y de tiempo del ser humano. Por lo tanto, el individuo toma la decisión más satisfactoria para él, basado en su experiencia y limitaciones, aunque esta no necesariamente sea la mejor (Simon, 1979). Este modelo fue desarrollado por el premio nobel Helbert Simon.

Modelo Incremental. El modelo incremental establece que no es posible proporcionar una solución completamente racional que sea definitiva y generalizada al problema debido a los diferentes intereses en juego. Esto se debe a la variedad de partes interesadas que pueden intervenir en el proceso de formulación de una política pública, así como el grado de influencia que estas partes tienen sobre los tomadores de decisiones. Por lo cual, el modelo sugiere que se pueden realizar cambios incrementales pequeños, que formen parte de un proceso de mejora continua. Estos cambios se basan en el conocimiento adquirido de políticas pasadas, lo que permite proveer las posibles consecuencias futuras (Lindblom, 1959). Este modelo fue propuesto por

Charles Lindblom.

Modelo Caneca de Basura. Este modelo lo presentaron Michael D. Cohen, James G. March, y Johan P. Olsen. El modelo expone el proceso de toma de decisiones en política pública como un sistema denominado "anarquía organizada". Se le otorga este nombre porque todos los componentes que interviene en el proceso (problemas, las soluciones, los participantes, las oportunidades de elección), se entremezclan de forma desordenada, como si estuvieran dentro de una caneca de basura (Cohen et al., 1972). En este sentido, el modelo plantea que el proceso de toma decisiones se lleva a cabo en un entorno caótico, que dificulta la capacidad de los tomadores de decisiones en elegir la decisión óptima, además de limitaciones inherentes como lo mostró el modelo de racionalidad limitada.

Modelo de Corrientes Múltiples. A partir del modelo de caneca de basura, John Kingdon establece el marco de trabajo del modelo de corrientes múltiples. En este modelo Jhon Kingdon identifica tres corrientes en el proceso de toma de decisiones y formulación de políticas públicas: los problemas, la política (Politics), que se refiere a la acción de gobernar y la interacción con los interesados, y la política pública (Public Policy), que comprende los objetivos establecidos en la agenda política. Según Kingdon, la convergencia de estas tres corrientes es necesaria para la formulación de una política pública. Esta situación la denomina "ventada de oportunidad" y se produce cuando las personas prestan mucha atención a un problema específico, existe una solución viable, y los responsables políticos tienen la motivación y la oportunidad de formular e implementar dicha política (Kingdon & Thurber, 2011).

Modelo de Democracia Deliberativa. Este modelo sostiene que el proceso de toma de decisiones debe ser un proceso colectivo en la que participen todos los interesados, basándose en la argumentación y deliberación, con un compromiso hacia los valores de racionalidad e imparcialidad (Habermas, 1992). Este modelo fue principalmente desarrollado por el filósofo Jürgen Habermas (Cuchumbé Holguín & Giraldo Chavarriaga, 2013). Sin embargo, a pesar de promover la participación de todos los interesados, en la práctica puede resultar difícil lograr una participación efectiva de todos los interesados en la construcción de la política.

Con las bases en las cuales se ha teorizado el proceso de formulación política pública se hará una reseña del proceso de formulación de políticas públicas agrarias y las políticas agrarias de los últimos gobiernos en Colombia.

2.1.2 Formulación de políticas públicas agrarias

Las políticas públicas agrarias deben abordar tanto el comportamiento a corto plazo de los agricultores y de los mercados como los factores estructurales del sector (Guanziroli, 2014). Por lo tanto, es crucial contar con la información adecuada para tomar decisiones más informadas durante el proceso de formulación. Esta información debe incluir aspectos como la disponibilidad de mano de obra, generación de empleo, salarios, condiciones de empleo, pagos de los agricultores, tipos de productores (pequeños y grandes), fuentes de financiamiento, tenencia de la tierra, tecnología, insumos, ayudas en producción, demanda, precio de venta, acceso a mercados internacionales, aumento de competitividad, exportaciones, principios de desarrollo sostenible y variables ambientales (Albornoz et al., 2016; Craviotti, 2014; Escalante et al., 2013; Larrubia Vargas, 2017; Núñez & Osses, 2014; Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), 2015; Rodríguez Sperat, 2014).

Además, las políticas agrarias enfrentan dos grandes retos en este nuevo milenio, la seguridad alimentaria y la reducción del impacto ambiental negativo (Abarca et al., 2017; Boza, 2013; Núñez & Osses, 2014; Suárez, 2015; Temprano, 2013). Por ello, estas políticas deben promover el desarrollo económico y, al mismo tiempo, trabajar en la reducción de las desigualdades entre los miembros de la sociedad (Guanziroli, 2014) y a su vez, debe propender a la conservación de los servicios ecosistémicos (Boza, 2013).

2.2 Políticas públicas agrarias en Colombia (años 2006-2022)

Se realizó una revisión de las políticas públicas promulgadas entre los años 2006 y 2022, utilizando los documentos CONPES radicados y aprobados en el Departamento Nacional de Planeación (DNP). Los documentos CONPES presentan las decisiones de política pública aprobadas por el Consejo de Política Económica y Social (CONPES) y representan una de las principales herramientas para la formulación e implementación de políticas públicas (DNP, 2022).

2.2.1 Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2002 - 2006 "Hacia un Estado Comunitario"

Las políticas públicas agrarias durante el periodo de gobierno 2006 - 2010 fueron: la política de erradicación de cultivos ilícitos y desarrollo de cultivos alternativos (DNP, 2010a), la política para el desarrollo de estrategias que busquen reducir los costos asociados al uso de fertilizantes (DNP, 2009), la política para mejorar el uso de plaguicidas en pro de preservar la calidad del ambiente y mejorar la competitividad en mercados nacionales e internacionales (DNP, 2008d), la política para mejorar el desarrollo económico a través de la producción de biocombustibles (DNP, 2008a), y la política para asegurar la disponibilidad alimentos de buena calidad en la población colombiana (DNP, 2008c).

Como se observa, las políticas generadas durante este periodo de gobierno, aborda diferentes áreas del sector agrícola, como la reducción de costos (DNP, 2009), el desarrollo sostenible (DNP, 2008c, 2008d); la búsqueda de nuevos mercados internacionales (DNP, 2008a, 2008d); todo acompañado del combate y la sustitución de los cultivos ilícitos (Departamento Nacional de Planeación (DNP, 2010a). Esto nos muestra cómo se abordó el sector desde diferentes perspectivas.

También se implementaron políticas destinadas a promover el desarrollo económico en las áreas rurales, entre las que se incluyen: políticas dirigidas a impulsar el desarrollo económico en la región del Chocó y el Pacífico (DNP, 2007c, 2008b). Asimismo, se estableció una política orientada a fomentar economías solidarias mediante el fortalecimiento de las organizaciones de acción comunal, las cuales buscan mejorar las competencias de la comunidad (DNP, 2010b). Además, se implementó una política que tenía como objetivo mejorar las vías departamentales o secundarias y garantizar su sostenibilidad, lo cual permite mejorar el transporte de las población y de los productos agrícolas (DNP, 2007d).

2.2.2 Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2010 - 2014 "Prosperidad para todos"

Durante este periodo de gobierno se implementó una política agraria que tuvo como objetivo promover el desarrollo sostenible en la región del Catatumbo (DNP, 2013). También, se llevó a cabo una política destinada a facilitar el acceso al agua potable y al saneamiento básico en las zonas rurales (DNP, 2014d). Estas medidas tienen como finalidad mejorar las condiciones de vida en las comunidades rurales y reducir, en consecuencia, el fenómeno de migración rural, que con lleva el abandono de tierras y la pérdida de su vocación agrícola (Lozada Ordóñez et al., 2018; Martínez Hernández, 2017).

2.2.3 Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2014 - 2018 "Todos por un nuevo país"

En el periodo de gobierno 2014 - 2018, se implementaron tres políticas agrarias. La primera se centró en el departamento de Nariño, con el propósito de fomentar las practicas agroecológicas entre las comunidades indígenas Pastos y Quillasingas (DNP, 2014f). La segunda política se enfocó en la zona cafetera, con el

propósito de preservar el paisaje cultural de la región mediante un enfoque de desarrollo sostenible (DNP, 2014e). Por último, se ejecutó una política en la región de la Orinoquia, orientada a promover un desarrollo incluyente y sostenible de la Altillanura (DNP, 2014c). Estas políticas reflejan el esfuerzo por impulsar el progreso regional a través de políticas específicas orientadas al desarrollo agrario.

También, se elaboraron otras políticas centradas en el desarrollo sostenible y el comercio a nivel nacional, que abarcan iniciativas como la política de desarrollo productivo (DNP, 2016), la política para el desarrollo comercial de la biotecnología (DNP, 2011c), y la política para el desarrollo regional sostenible del Macizo colombiano (DNP, 2018d). Además, se implementaron varias políticas que contribuyeron a mejorar la infraestructura vial del país, como la ejecución de la Ruta del Sol sector II (DNP, 2018a); la construcción de la variante San Gil (DNP, 2018b); las obras destinadas a mejorar la conectividad regional de los departamentos de Antioquia, Caldas, Santander y Tolima (DNP, 2017b); así como el mejoramiento de la infraestructura vial de Chocó (DNP, 2017a). Asimismo, se llevaron a cabo acciones como la ejecución de 9 proyectos viales del programa "Vías por la Equidad" (DNP, 2015a), la implementación de la política del corredor vial Santa Fe de Antioquia-Cañasgordas: Túnel del Toyo y vías de acceso (DNP, 2015b).

Durante este periodo de gobierno, se evidencia una clara intención de mejorar la infraestructura vial del país y promover el desarrollo sostenible del sector agrario en las regiones, lo cual contribuirá a la conservación de la vocación agrícola en las regiones.

2.2.4 Políticas públicas agrarias del plan de desarrollo 2018 - 2022 "Pacto por Colombia, pacto por la equidad"

En este periodo de gobierno se implementó una política agraria denominada "Política para la Sostenibilidad de la Caficultura Colombiana". Su objetivo primordial era asegurar la sostenibilidad a largo plazo de los caficultores, y reducir el riesgo y la dependencia financiera, así como el fortalecimiento de los programas sociales (DNP, 2021f). Aunque no se evidenciaron más políticas agrarias durante este periodo, se implementaron otras políticas que indirectamente afectaron el sector, y promovían el desarrollo sostenible.

Se han formulado políticas orientadas el desarrollo tecnológico, lo cual puede fortalecer el sector agrícola en el país. Una de ellas es la "Política Nacional De Ciencia, Tecnología E Innovación 2022-2031", cuyo propósito es generar competencias y herramientas a través del uso de la ciencia, la tecnología, y la innovación para impulsar una sociedad del conocimiento y lograr un desarrollo sostenible en el país y sus regiones (DNP, 2021c). Esta política está alineada con otra llamada "Declaración de importancia estratégica del Proyecto nacional acceso universal a las tecnologías de la información y las comunicaciones en zonas rurales o apartadas", la cual busca fomentar el acceso y uso de las tecnologías (TIC) en las zonas rurales y apartadas del país (DNP, 2020b). Además, está la política llamada "Declaración de importancia estratégica del proyecto de desarrollo, masificación y acceso a Internet nacional, a través de la fase II de la iniciativa de incentivos a la demanda de acceso a Internet", la cual se complementa con las 2 anteriores al promover el uso y el acceso a Internet en hogares de bajos recursos (DNP, 2019). Estas 3 políticas, promulgadas durante este periodo de gobierno, tiene como objetivo principal promover el uso de la ciencia, las tecnologías y especialmente las TIC, la cual incluye a muchos habitantes en zonas rurales y apartadas, entre ellos, aquellos con vocación agrícola. Varios estudios han evidenciado que el uso de la ciencia y las tecnologías como las TIC, promueven la vocación agrícola al hacer que el sector sea más competitivo (Cadavid et al., 2018; Lytos et al., 2020).

Otras políticas promulgadas tuvieron como objetivo mejorar la infraestructura del vial del país. Estas políticas promueven el sector agrario y su vocación, debido a que contribuyen a la reducción de los gastos de transporte, la optimización de los tiempos de distribución y la disminución de las pérdidas de los alimentos perecederos (dos Santos & Marta, 2014; Muñoz-Rios et al., 2020; Olivares et al., 2020). La primer política a nombrar de infraestructura vial es la "Política para el Desarrollo de Proyectos de Infraestructura de Transporte Sostenible: Quinta Generación de Concesiones Bajo el Esquema de Asociación Público Privada – Concesiones del Bicentenario", esta política busca desarrollar vías de quinta generación mediante concesio-

nes público-privadas, para garantizar la sostenibilidad institucional, financiera, social y ambiental entre los años 2022 y 2031 (DNP, 2021d). Además, está la política titulada "Declaración de importancia estratégica del proyecto del Programa Vías para conectar territorios, el crecimiento sostenible y la reactivación 2.0", esta política tiene como objetivo recuperar la infraestructura primaria, red regional, las vías terciarias y férreas para contribuir a la conectividad de los territorios y el desarrollo sostenible de las regiones (DNP, 2021b). Por último, se destaca la política "Declaración de importancia estratégica del Compromiso por Colombia: Programa Vías para la Legalidad y la Reactivación, Visión 2030", la cual busca fomentar la construcción y consolidación de vías en zonas con altos niveles de ilegalidad para fortalecer la presencia del Estado y promover la reactivación económica (DNP, 2020a).

Además, se implementaron políticas destinadas a promover el desarrollo sostenible en las regiones y la reactivación económica luego de la pandemia del COVID-19, con el objetivo de beneficiar sectores como el agrícola en diferentes zonas del país. Una de estas políticas es la "Declaración de importancia estratégica del proyecto apoyo al desarrollo de proyectos a través del fondo regional para los contratos plan, ahora pactos territoriales", esta política tuvo como objetivo asegurar los recursos necesarios para la finalización de proyectos de inversión destinados a dinamizar la economía regional en los departamentos de Atlántico, Bolívar, Casanare, Cesar, Guajira, Cundinamarca, y Santander (DNP, 2021a). Otra política con un enfoque de desarrollo sostenible es la "Política para la reactivación, la repotenciación y el crecimiento sostenible e incluyente: Nuevo compromiso por el futuro de Colombia", esta política busca desarrollar capacidades en los hogares, el sector productivo y el marco institucional, así como en los habilitadores digitales, para que puedan recuperarse del impacto negativo causado por la pandemia del COVID-19 y, a largo plazo, lograr un crecimiento sostenible (DNP, 2021e).

También, durante el periodo gubernamental 2018-2022, se implementó una política destinada a fomentar y fortalecer las asociaciones, las cuales desempeñan un papel crucial en el sector agrícola. Estas asociaciones son fundamentales para mejorar la competitividad de los agricultores, ya que actúan como facilitadores dentro de la cadena de valor (Helmsing, 2016; J. M. C. Sánchez et al., 2017). La política en cuestión se denominó "Política Pública para el Desarrollo de la Economía Solidaria", y su objetivo principal fue la implementación de estrategias destinadas al fortalecimiento y desarrollo del modelo de economía solidaria en Colombia (DNP, 2021g).

Por último, se menciona la política titulada "Estrategias de actuación y coordinación para reducir las afectaciones ante la eventual ocurrencia de un fenómeno de variabilidad climática: El Niño 2018 - 2019", esta política tiene como objetivo mitigar las consecuencias negativas derivadas del fenómeno del "El Niño", esta política está relacionada con el desarrollo sostenible (DNP, 2018c), ya que busca contrarrestar los efectos de cambio climático, que han provocado un aumento en la frecuencia e intensidad de los fenómenos de "El Niño" y "La Niña" en Colombia (Martínez Hernández, 2017; Muñoz-Rios et al., 2020; Zambon et al., 2016). Esta política contribuye a mejorar la resiliencia climática en el sector agrícola, dado que se ha demostrado que los fenómenos de "El Niño" y "La Niña" tiene un impacto negativo en la producción agrícola, como lo han señalado diversas investigaciones como las de Alfonso y Malaver, 2012; Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2014; López y Herrera, 2017; Sánchez C. et al., 2020.

2.2.5 Análisis de las políticas públicas agrarias en Colombia entre los años 2006-2022

Las políticas agrarias experimentaron una evolución y cambio de enfoque durante el periodo comprendido entre 2006 y 2022, en respuesta a las cambiantes preocupaciones a nivel nacional y mundial. Inicialmente, estas políticas se centraron en reducir los costos de producción, la diversificación de productos agrícolas y apertura de nuevos mercados, con el objetivo complementario de abordar la sustitución de cultivos ilícitos y la búsqueda de fungicidas menos dañinos para al medio ambiente.

Luego, surgieron políticas dirigidas a promover prácticas agrícolas orientadas a la sostenibilidad agrícola, que son medidas destinadas a mejorar las condiciones de vida en las zonas rurales, como el acceso al agua

potable y la mejora de las vías secundarias.

Posteriormente, se implementaron políticas macroeconómicas que impactaron diferentes sectores económicos, incluyendo la agricultura, y de manera especial, la población rural. Estas políticas abordaron aspectos como el acceso y uso de nuevas tecnologías, en particular las TIC, el fortalecimiento de la infraestructura vial, y la mitigación de los efectos del cambio climático y los fenómenos de "El Niño" y "La Niña".

Asimismo, se desarrollaron políticas para fortalecer las economías solidarias con el fin de mejorar la competitividad del sector agrario, y se implementaron medidas de recuperación económica en respuesta a la caída provocada por las medidas preventivas adoptadas durante la pandemia del Covid-19. Esta evolución muestra el continuo esfuerzo por mejorar las condiciones del sector agrario desde diferentes perspectivas.

Como la investigación se limitó a la perspectiva sociodemográfica, y se analizará la vocación agrícola de las personas a partir del empleo agrícola, a continuación, se presenta los enfoques de las políticas de empleo en Colombia en los últimos años.

2.3 El empleo en los planes de desarrollo en Colombia (Años 2006-2022)

En la presente sección, se revisan las directrices que han presentado los últimos gobiernos en Colombia desde el año 2006 hasta el año 2022 con respecto al empleo y en especial al empleo agrícola.

2.3.1 Plan de desarrollo 2006 - 2010 "Estado Comunitario: Desarrollo para todos"

En el plan de desarrollo 2006-2010, se planteó la necesidad de reducir la tasa de desempleo y promover el empleo decente, priorizando la formalización del empleo mediante la expansión de la industria y la garantía de salarios justos. Además, se enfatizó la imperiosa necesidad de aumentar la producción agrícola para impulsar los ingresos y el empleo en las zonas rurales. Para ello, se planteó una estrategia integral que abarca cinco aspectos principales (DNP, 2007a, 2007b):

1. Facilitar el acceso a la tierra a la población campesina.
2. Mejorar la gestión institucional para combatir la pobreza en el campo.
3. Fortalecer la capacidad de los pequeños agricultores para generar ingresos, mediante la promoción de la empresarialización, la agroindustria y el turismo rural, así como el desarrollo de las microfinanzas rurales.
4. Implementar programas de promoción social para la población rural, garantizando el acceso a servicios públicos.
5. Ofrecer alternativas efectivas para contrarrestar la expansión de los cultivos ilícitos.

Estas medidas fueron concebidas con el propósito de estimular el crecimiento económico, reducir la desigualdad y mejorar la calidad de vida de la población que vive en las zonas rurales.

2.3.2 Plan de desarrollo 2010 - 2014 "Prosperidad para todos"

El Plan de Desarrollo 2010-2014 enfatiza la necesidad de alcanzar la prosperidad para todos mediante 3 ejes estratégicos que son la generación de empleo, la reducción de la pobreza y el fortalecimiento de la seguridad. El diagnóstico realizado dentro del plan de gobierno revela que, para el año 2009, el sector agropecuario

representaba el tercer mayor generador de empleo en el país, aunque con la problemática que el 75 % de los empleos eran informales. En consecuencia, se planteó la necesidad de implementar incentivos diferenciados para formalizar el empleo agrícola y diseñar estrategias que impulsaran la renovación generacional en zonas rurales (DNP, 2011a, 2011b).

2.3.3 Plan de desarrollo 2014 - 2018 "Todos por un nuevo país"

El Plan de Desarrollo 2014-2018 subraya la importancia de incrementar las oportunidades empleo decente. Para lograr este objetivo, se enfatiza la necesidad de formalizar el empleo y mejorar su calidad, garantizando la afiliación a la seguridad social y promoviendo la protección económica en la vejez mediante la formulación de políticas pensionales (DNP, 2014a, 2014b).

2.3.4 Plan de desarrollo 2018 - 2022 "Pacto por Colombia, pacto por la equidad"

El Plan de Desarrollo 2018-2022 establece como uno de sus principales objetivos aumentar el aumento de los ingresos de los ciudadanos mediante la generación de empleo formal y de calidad. Reconociendo la importancia del empleo en las zonas rurales de Colombia, que representó el 16,7 % del empleo nacional, el gobierno señala la alta tasa de informalidad en este sector, aunque reconoce ciertos avances en su formalización. Por tal motivo, se planteó como estrategia la promoción de la inversión privada nacional y extranjera, con el propósito de impulsar proyectos agropecuarios y agroindustriales que coincidan en la creación de empleo formal (DNP, 2018e).

2.3.5 Análisis del empleo agrícola en los planes de desarrollo 2006-2022

Al analizar los planes de desarrollo entre los años 2006 y del 2022, se evidencia que los gobernantes reconocen la gran importancia del empleo agrícola, ya que representa una de las principales fuentes de empleo a nivel nacional, y la principal en las zonas rurales. Sin embargo, también se reconoce que el empleo agrícola en estas áreas enfrenta importantes desafíos, como una alta tasa de informalidad y bajos ingresos. Por lo cual, en los planes de desarrollo exponen como estrategias para combatir estos problemas el acceso a la tierra del campesinado, la inversión nacional y extranjera para impulsar proyectos agropecuarios y agroindustriales. De esta manera, se pueda generar empleo decente que proporcione ingresos dignos, seguridad laboral y protección social, en línea con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de trabajo decente y crecimiento económico.

2.4 Marco conceptual inteligencia artificial

La Inteligencia Artificial (I.A.) se puede definir como "la capacidad de una máquina para realizar funciones cognitivas que asociamos con las mentes humanas, como percibir, razonar, aprender, interactuar con el entorno, resolver problemas e incluso ejercitar la creatividad" (Manyika et al., 2017). A diario, los seres humanos toman múltiples decisiones basados principalmente en su experiencia y emociones (Frank, 1997; Lerner et al., 2015; Solomon, 2017). Por tanto, para mejorar la toma de decisiones de forma racional, han surgido los sistemas de I.A. como herramienta de apoyo para este proceso, contribuyendo a reducir el nivel de subjetividad. En este sentido, las I.A. son un elemento fundamental en esta investigación. A continuación, se presenta diferentes técnicas de I.A. y como están se han utilizado en procesos de formulación de políticas agrarias.

2.4.1 Modelo basado en agentes

El modelado basado en agentes se usa para modelar procesos de comportamiento de grupos representativos a partir de interacciones entre diferentes agentes en un entorno predeterminado. Los agentes son entidades virtuales que representan algo de la vida real de la que se puede modelar su comportamiento a través de reglas; por ejemplo, personas, animales, virus, plagas, entre otros. Las reglas son ecuaciones matemáticas donde las variables pueden ser tanto cuantitativas como cualitativas. Cada agente tiene sus propias motivaciones y comportamientos. Cada agente es capaz de afectar su entorno; por tanto, los agentes deben tener autonomía para perseguir sus motivaciones y adaptar sus comportamientos de acuerdo con sus necesidades. Para facilitar la interacción entre agentes, se establecen un conjunto de reglas que deben obedecer (Dauby & Upholzer, 2011).

2.4.2 Autómata celular

Autómata Celular es una sucesión infinita de máquinas de estados finitos. Cada máquina de estados finitos es llamada célula, la célula cambia de estado de acuerdo con su función de transición local, a su estado previo al cambio y a los estados de sus vecinos que son otras células. La configuración de todo el sistema se define en una función de transición global a partir del conjunto de todas las funciones de transición locales (B. Martin, 2007). En otras palabras, a cada célula se le define su comportamiento a partir de la función de transición local y la célula toma la decisión dependiendo de esta función, su condición previa y el estado de sus células vecinas; las demás células actúan de la misma forma, donde el comportamiento de todo el sistema va variando a través del tiempo, y es descrito por la función de transición global. Autómata Celular puede servir para analizar diferentes escenarios, variando las condiciones iniciales del sistema.

2.4.3 Algoritmos evolutivos

Los algoritmos evolutivos buscan optimizar y encontrar soluciones basadas en procesos biológicos. Estos algoritmos son muy útiles para encontrar la solución global, los cuales usan reglas de transición probabilísticas en vez de reglas deterministas para actualizar las soluciones (Shah et al., 2018).

Los Algoritmos Genéticos están inspirados en el proceso de selección natural explicado por Charles Darwin en su libro “El Origen de las Especies”, donde los individuos más fuertes son los que sobreviven y a partir de ellos se generan nuevas generaciones y así sucesivamente van evolucionando hasta llegar a los individuos más fuertes posibles. Los individuos se representan por un conjunto de parámetros considerados como genes de un cromosoma y están estructurados por una cadena de valores. Estos valores son conocidos como valor de aptitud, el cual representa el grado de “bondad” del cromosoma para resolver el problema (Man et al., 1996). El proceso consiste en generar un conjunto de individuos candidatos a la solución del problema; luego, se seleccionan los individuos más prometedores y se generan nuevos individuos para formar la nueva población utilizando operadores de cruce y mutación (Inza et al., 2000). Por lo tanto, a medida que ocurre la evolución genética, los cromosomas tienden a producir descendencia de mejor calidad, lo que significa una mejor solución (Man et al., 1996).

La optimización de enjambres de partículas se basa en el comportamiento social de un grupo de individuos que pueden ser insectos, aves o peces, donde su comportamiento tiene un grupo de reglas rectoras. El algoritmo de optimización del enjambre de partículas utiliza la población de individuos (enjambre) para explorar el espacio de búsqueda, en el cual cada individuo o partícula se mueve con velocidad adaptativa, de acuerdo con los valores asociados con la mejor posición de cada partícula y la mejor posición de todas las partículas; estas posiciones se van comunicando a todo el enjambre para así encontrar al final la mejor solución (Pavlidis et al., 2005).

Optimización por Colonia de Hormigas es un algoritmo de enfoque metaheurístico y evolutivo en el que

varias generaciones de hormigas virtuales buscan cooperativamente las mejores soluciones. Inicialmente, las hormigas se mueven al azar y depositan trazas de feromonas, a lo largo de los caminos que recorren, las hormigas recopilan y almacenan información de los rastros de feromonas que se encuentran mientras se mueven, estos rastros de feromonas los motivan a seguir el camino con una gran cantidad de feromonas. Con el paso del tiempo las trazas de feromonas se fortalecen o diluyen por el movimiento de las hormigas. Al final de proceso las hormigas eligen el camino más óptimo que será la mejor solución (S. H. Jang et al., 2011).

2.4.4 Redes bayesianas y de Márkov

Las redes bayesianas y las redes de Márkov son técnicas de I.A. basadas en la probabilidad por lo cual estas son llamadas computación probabilística. Las redes bayesianas utilizan en su modelamiento un tipo de gráfico acíclico dirigido, que es un gráfico sin ciclos. El gráfico presenta una distribución de probabilidad conjunta de las variables. Las probabilidades se presentan en los arcos del gráfico y las variables en los nodos del gráfico, el cual tiene un número finito de estados mutuamente excluyentes. La probabilidad conjunta se calcula a partir del producto de todas las tablas de probabilidad condicional de las variables (Cozman, 2013; Hossain & Muromachi, 2012). Las redes de Márkov, al igual que las redes bayesianas, usan para el modelamiento un gráfico donde se presenta la distribución de probabilidad conjunta de las variables y tiene un número finito de estados, pero la diferencia es que el gráfico en las redes de Márkov sí pueden tener ciclos (Amayri et al., 2017; Ghahramani, 2001; Jamroga, 2008).

2.4.5 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales son sistemas que pretenden emular computacionalmente una red neuronal biológica. Estas son máquinas de aprendizaje distribuidas, adaptativas y generalmente no lineales, construidas a partir de muchos elementos de procesamiento llamados neuronas. Las neuronas están organizadas en 3 grupos de capas, la capa de entrada, las capas ocultas y la capa de salida. Cada neurona recibe conexiones de otras neuronas o de sí misma. Estas conexiones llevan señales que van siendo ajustadas a través de unos parámetros llamados pesos. Las neuronas suman todas estas contribuciones y producen una salida que es una función no lineal (Guresen & Kayakutlu, 2011).

2.4.6 Lógica difusa

La lógica difusa es una técnica de I.A. que usa de base el concepto de conjuntos difusos. El conjunto difuso se define mediante una función donde el valor 1 se asocia a los elementos que pertenecen al conjunto y 0 a los que no pertenecen; sin embargo, también pueden existir valores intermedios entre 0 y 1, dependiendo del grado de pertenencia al conjunto. El proceso de asociación de algún valor numérico aun conjunto difuso se conoce como fuzzificación, mientras que el proceso inverso se llama defuzzificación, que permite asignar un valor numérico a un conjunto difuso y se utiliza para calcular el valor de salida (Amini & Nikraz, 2016)

Los sistemas difusos se modelan a partir de un grupo de reglas que producen uno o más valores de salida (Jaiswal & Sarode, 2015). Estas reglas se basan en inferencias deductivas del tipo **(Si – Entonces)**. Para un sistema de dos entradas y una salida, la estructura es la siguiente:

$$\textbf{Si}\ \text{la proposición del antecedente es}\ A\ \text{y}\ B, \textbf{Entonces}, \text{la proposición del consecuente es}\ Z \tag{2.1}$$

A y B son etiquetas lingüísticas asignadas a los conjuntos difusos de las entradas, mientras que Z representa el resultado o consecuente a la salida (Martín del Brío et al., 2006). Existen varios métodos de inferencia deductiva basados en reglas lingüísticas, siendo los más comunes los sistemas de Mamdani y Takagi-Sugeno

(J.ROSS, 2010). Los modelos difusos de Mamdani son más interpretativos pero menos precisos que los modelos difusos Takagi-Sugeno (Tung & Quek, 2009). La principal diferencia entre el modelo Mamdani y Takagi-Sugeno, radica en que, en el primero, el consecuente es un conjunto difuso, mientras que en el segundo, se trata de una función lineal (Garcia-Diaz et al., 2013).

Sistemas difusos Mamdani. La regla difusa típica en un modelo difuso Mamdani tiene la forma:

$$\textbf{Si } X \text{ es } A \text{ y } Y \text{ es } B, \textbf{ entonces } Z \tag{2.2}$$

Donde A y B son conjuntos difusos en el antecedente y Z el conjunto difuso en el consecuente.

Sistemas difusos Takagi-Sugeno. El modelo Takagi-Sugeno Fuzzy sirve para desarrollar un enfoque sistemático para generar reglas difusas (J. S. R. Jang et al., 1997). Una regla difusa típica en un modelo difuso TSK tiene la forma:

$$\textbf{Si } X \text{ es } A \text{ y } Y \text{ es } B, \textbf{entonces } Z, \text{ siendo } Z = f(X,Y) \tag{2.3}$$

Donde A y B son conjuntos difusos en el antecedente y $Z = f(X,Y)$ es una función consecuente. En múltiples aplicaciones $f(X,Y)$ es un polinomio de entrada de X y Y. Por lo cual, la estructura de la función consecuente es:

- Modelo difuso Takagi-Sugeno de orden cero, la función es una constante, $f = C$.
- Modelo difuso Takagi-Sugeno de primer orden, la función es un polinomio de primer orden, $f = AX + BY + C$.

Al ser la salida una función en este tipo de modelo TSK no es necesario realizar la defuzzificación.

2.4.7 Sistema artificial de inferencia neuro-difusa

Los sistemas artificiales de inferencia neuro-difusa (Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems - ANFIS) son una categoría de redes adaptativas, el cual tiene un proceso para formular reglas difusas a partir de las entradas, dada a una salida usando lógica difusa (J.-S. R. Jang, 1993; J. S. R. Jang et al., 1997). Estos están representados por modelos difusos de Mamdani o Takagi-Sugeno. Un sistema ANFIS tiene diferentes capas desde su entrada hasta su salida. La primera capa realiza el proceso de fuzzificación, el cual consiste en tomar el valor de entrada y determinar el grado de pertenencia de la variable en los conjuntos difusos definidos. La segunda capa toma las señales generadas en el proceso de fuzzificación y producen una salida con el producto de estas. La tercera capa realiza el proceso de normalización. En la cuarta capa están ubicados los nodos adaptativos, los cuales generan los parámetros consecuentes. La última capa se relaciona con el proceso de defuzzificación que genera la función de salida a partir de la suma de los parámetro generados por los nodos adaptativos (J. S. R. Jang et al., 1997; J.-S. Jang, 1993).

2.4.8 Machine learning

Machine Learning es un grupo de técnicas que permiten a los sistemas computacionales automatizar la construcción y programación de modelos basados en datos a través de un descubrimiento sistemático de patrones estadísticamente significativos con los datos disponibles (Bhavsar et al., 2017). Hay tres tipos principales de machine learning a saber el supervisado, el no supervisado y el de refuerzo explicados continuación.

Machine learning supervisado. Esta técnica de machine learning requiere un supervisor para llevar a cabo el proceso de aprendizaje automático con el propósito de realizar tareas de clasificación o regresión. En esta técnica se suministra al sistema un conjunto de datos de entrenamiento etiquetados, que consisten en entradas

y salidas conocidas. A través del supervisor se establece una correspondencia entre las entradas y salidas, y se realizan múltiples iteraciones de entrenamiento para desarrollar un modelo que represente de manera óptima el sistema. Posteriormente, el modelo entrenado se puede utilizar para producir un nuevo resultado cuando se le introduce una nueva entrada (Yazici et al., 2023).

Machine learning no supervisado. Este tipo de machine learning se utiliza para identificar patrones y estructuras ocultas en un grupo de datos sin etiquetar. Estas técnicas permiten agrupar datos al detectar similitudes entre los datos sin etiquetar. A diferencia del aprendizaje supervisado, en el que utilizan conjuntos de datos etiquetados, el aprendizaje no supervisado no produce un resultado predefinido y no requiere de un supervisor. En cambio, se basa en características previamente aprendidas para identificar patrones en nuevos datos de entrada. Estas técnicas incluyen métodos de agrupamiento, reducción de dimensionalidad y detección de anomalías, aunque tienen limitaciones en comparación con el aprendizaje supervisado (Yazici et al., 2023).

Machine learning por refuerzo. Este grupo de técnicas se enfoca en optimizar el comportamiento de un agente mientras interactúa con su entorno. En esta técnica el agente no tiene un comportamiento previamente programado y aprende a través de un sistema de recompensa y castigo. Este algoritmo de aprendizaje por refuerzo consta de cuatro componentes fundamentales: la política, la función de recompensa, la función de valor y el entorno. La política es la responsable de mapear los estados del entorno con las acciones tomadas por el agente. La función de recompensa evalúa los estados actuales y proporciona penalizaciones o recompensas según el resultado de las acciones tomadas. La función de valor, que puede ser de dos tipos (valor de estado y valor de acción), estima la recompensa esperada del agente a largo plazo para un estado futuro determinado. El entorno representa la tarea o simulación en la que el agente busca maximizar la recompensa acumulada mediante un proceso de prueba y error (Yazici et al., 2023).

Por la naturaleza de la investigación, se utilizaron máquinas de soporte vectorial, que es un algoritmo de machine learning supervisado. A continuación se explica este algoritmo.

2.4.9 Máquinas de soporte vectorial

Las Máquinas de Soporte Vectorial son una técnica de machine learning supervisado que emplea el conocimiento aprendido a través de los puntos más informativos, denominados "vectores de apoyo" que se usan para clasificación y regresión de datos (Velásquez et al., 2010). Se clasifican dentro de la categoría de clasificadores lineales, ya que establecen separadores lineales, también llamados hiperplanos. Este proceso se puede llevar cabo en el espacio original de los datos de entrada si estos son linealmente separables o cuasi separables. De lo contrario, se utiliza un espacio transformado. La búsqueda del hiperplano de separación en estos espacios transformados se realizará mediante funciones kernel (Carmona, 2016), las cuales reasignan los datos a espacios de características de dimensiones superiores para facilitar la separación de clases (Matlab, 2023). Una función Kernel asigna a cada par de elementos del espacio de entrada un valor real correspondiente al producto escalar de sus imágenes en un nuevo espacio F (Carmona, 2016). Para determinar el límite óptimo de separación de datos, se calcula la distancia desde el punto más cercano para cada clase, conocido como Hiperplano de Margen Máximo (Maximum Margin Hyperplane - MMH).

2.5 Inteligencia artificial aplicada en formulación de políticas agrarias

Para desarrollar y estructurar el estado del arte, se utilizó la declaración PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) (Liberati et al., 2009; Urrutia & Bonfill, 2010). La revisión se llevó a cabo utilizando la base de datos de SCOPUS, resultando en la identificación 122 publicaciones relevantes. Se seleccionaron artículos resultados de investigación publicados en revistas especializadas o presentados en conferencias. Para el análisis cualitativo, se agruparon las investigaciones según las técnicas de I.A. utilizadas. En cuanto al análisis cuantitativo, se creó un mapa de calor con dos cuadrantes distintos,

uno para las técnicas de I.A. y el otro para el uso y aplicación de dichas técnicas.

2.5.1 Modelo basado en agentes

Modelo basado en agentes es una de las técnicas de I.A. más usadas para predecir el comportamiento de los individuos al formular alguna política pública, a continuación, se nombra las investigaciones relacionadas con el uso de esta técnica al formular políticas públicas agrarias.

En Irán, se han realizado múltiples investigaciones que emplean modelos basado en agentes para formular políticas agrarias. Una de estas investigación simuló los impactos de las posibles políticas en una comunidad agrícola en Rafsanjan-Irán que se enfrenta escasez de agua (Mehryar et al., 2019). Otra investigación utilizó modelos basados en agentes para analizar el comportamiento de los agricultores con respecto al índice WEFN (Water-Energy-Food Nexus) (Molajou et al., 2021). Se desarrolló un modelo basado en agentes en Irán para analizar la toma de decisiones de los agricultores en el uso del agua del lago Urmia (Pouladi et al., 2020). Además, otra investigación en Irán desarrolló un modelo de simulación basado en agentes que considera las interacciones sociales y los intereses económicos de los agricultores, junto con diversos escenarios de políticas de apoyo, supervisión aleatoria y capacitación por parte de agentes de los administradores de los gobiernos locales, con el fin de evaluar su impacto en la toma de decisiones independientes de los agricultores como parte de un sistema adaptativo complejo (S. Emami et al., 2024). En la provincia de FARS, también en Irán, se llevó a cabo un estudio con el objetivo identificar el patrón de asignación de recursos basado en los objetivos del sistema nexo agua-energía-alimentos, utilizando herramientas de toma de decisiones multicriterio, y evaluar el comportamiento cooperativo de los agricultores con este patrón bajo las opciones de políticas gubernamentales, utilizando un modelo basado en agentes (Mirzaei et al., 2023).

Los Estados Unidos de América también han llevado a cabo numerosas investigaciones relacionadas con el uso de modelos basados en agentes aplicados a la formulación de políticas agrarias. Por ejemplo, una investigación modeló el proceso de toma de decisiones de los agricultores y la posible influencia de las políticas agrarias en la adopción de las mejores prácticas de gestión agrícola (Zeman & Rodríguez, 2019). Otra investigación analizó las interacciones dinámicas entre las demandas cambiantes de agua, basadas en los recursos hídricos limitados, considerando el crecimiento de la población, la conversión del uso de la tierra y los escenarios de cambio climático en el árido oeste de Estados Unidos (Al-Amin et al., 2014). En Texas, Estados Unidos, se usaron modelos basado en agentes para analizar el comportamiento del uso del agua en la agricultura, evaluando el comportamiento de riego de los agricultores y la asignación de permisos para el uso del agua (Du et al., 2021). Otro modelo basado en agentes, desarrollado para la cuenca del río Smoky Hill (shrw) en Kansas, Estados Unidos, utilizó una regla de decisión cultural adaptativa para cuantificar la probabilidad de que un agente apoye una política para la conservación del paisaje agrícola (Granco et al., 2022).

China se destaca a nivel mundial en el uso de modelos basado en agentes para formulación de políticas públicas. Un estudio realizado en China analizó los comportamientos y los procesos de toma de decisiones de los agricultores y otros agentes relevantes (Tian & Qiao, 2014). Además, otro estudio llevado a cabo en China evaluó los posibles efectos de una nueva política que consistía en arrendar tierras agrícolas y construir granjas más grandes (J. Li et al., 2017). En la región de Heihe, al noroeste de China se desarrolló un modelo basado en agentes para comprender la toma de decisiones de los agricultores respecto a la elección de cultivos y el uso del agua. Esta modelo usó como insumos para su modelado la percepción de la incertidumbre en los precios futuros de los cultivos, los costos de siembra, las precipitaciones, la tolerancia a la variación de los cultivos y las ganancias esperadas (Yuan et al., 2021). Por otro lado, la prefectura de Hami, en el este de Xinjiang, China, se desarrolló un modelo basado en agentes para simular las decisiones de los agricultores y los resultados agrícolas y ecológicos bajo diferentes condiciones políticas del uso del agua (Duan et al., 2022). Además, para evaluar la viabilidad de implementar programas de apoyo al precio del trigo en China, se desarrolló un modelo de simulación basado en agentes para describir la evolución adaptativa y la interacción

entre los agentes del mercado (J. Huang et al., 2022).

En el Reino Unido un estudio utilizó la técnica modelo basado en agentes para determinar cómo los incentivos gubernamentales pueden mejorar la biodiversidad (Polhill et al., 2013). Otro estudio exploró varios mecanismos para dar incentivos a los agricultores y así mejorar la gestión de la biodiversidad en el Reino Unido (Gimona & Polhill, 2011). También en el Reino Unido, un estudio investigó cómo los sumideros no detectados pueden influir en la persistencia y riqueza de especies en diferentes contextos políticos y socioeconómicos (Gimona et al., 2011). Un estudio usando modelos basados en agentes proyectaron el uso de la tierra en Inglaterra y Gales desde el año 2000 hasta el año 2050 (Reilly et al., 2021). En el Reino Unido simularon el proceso de toma de decisiones de los agricultores, incluidos sus factores sociales, conductuales y económicos, sobre la adopción de franjas de protección, cultivos de cobertura, manejo de pastizales y conversión de tierras cultivables a pastizales (C. Li et al., 2023).

En el Reino Unido, también se han llevado a cabo investigaciones que han usado modelos basados en agentes para formulación de políticas públicas agrarias. Por ejemplo, un estudio utilizó la técnica modelo basado en agentes para determinar cómo los incentivos gubernamentales pueden mejorar la biodiversidad (Polhill et al., 2013). Otro estudio también exploró varios mecanismos para dar incentivos a los agricultores y así mejorar la gestión de la biodiversidad en el Reino Unido (Gimona & Polhill, 2011). Asimismo, se investigó cómo los sumideros no detectados pueden influir en la persistencia y riqueza de especies en diferentes contextos políticos y socioeconómicos (Gimona et al., 2011). Un estudio más, usando modelos basados en agentes proyectaron el uso de la tierra en Inglaterra y Gales desde el año 2000 hasta el año 2050 (Reilly et al., 2021). Además, se simuló el proceso de toma de decisiones de los agricultores, incluidos sus factores sociales, conductuales y económicos, en relación con la adopción de franjas de protección, cultivos de cobertura, manejo de pastizales y conversión de tierras cultivables a pastizales (C. Li et al., 2023).

La Unión Europea ha generado múltiples estudios al respecto; a continuación, se mencionan varios de ellos. Un estudio analizó el uso de modelos basados en agentes para evaluar el impacto previo y posterior en el proceso de formulación de políticas agrícolas y alimentarias de la Unión Europea (El Benni et al., 2023). Otro estudio evaluó las posibles consecuencias de las políticas e intervenciones de gestión de la tierra en Holanda, considerando el cambio climático (Salvini et al., 2016). En la región de Valonia, al sur de Bélgica, se desarrolló un modelo basado en agentes para evaluar el impacto de políticas que promueven los cultivos bioenergéticos, considerando el tamaño de la finca, la familiaridad y los ingresos. Además, se utilizaron los sistemas de información geográfica (SIG) para evaluar los impactos ambientales (Ding & Achten, 2022). Una investigación simuló cómo los agricultores interactúan entre sí y reaccionan a los cambios en su entorno económico y natural en Alemania (Berger et al., 2010). Otra investigación usó un modelo basado en agentes y también llevo a cabo juegos de roles para fomentar la discusión entre los participantes sobre temas relacionados con incendios, abandono de tierras y desarrollo urbanístico en Francia (Etienne et al., 2008). En otro estudio en Francia, se utilizaron modelos basados en agentes para analizar la implementación de políticas informativas para el uso adecuado del agua en la producción agrícola (Bourceret et al., 2023).

Otros estudios realizados en diferentes partes del mundo abordan este tema. Por ejemplo, en la ciudad amazónica de Pucallpa, Perú, se llevó a cabo una investigación que identificó los cambios en los flujos de servicios de los ecosistemas en respuesta a los cambios en el uso de la tierra y el clima (Francesconi et al., 2015). Finalmente, un estudio analizó la viabilidad a largo plazo de una región agrícola con escenarios de cambio en el uso del suelo, percepción y gestión del riesgo de salinidad, cambio climático futuro en Australia (Su et al., 2005).

Se puede concluir que la técnica de I.A. modelo basado en agentes es la más utilizada hasta el momento, porque ayuda a predecir los posibles comportamientos futuros de una comunidad agrícola al implementar diferentes políticas públicas agrícolas, todo esto en un entorno simulado reduciendo así el riesgo de fracaso de la política (J. M. Sánchez, Rodríguez & Espitia, 2020; J. M. Sánchez et al., 2022).

2.5.2 Autómata celular

Autómata Celular es otra técnica de inteligencia artificial ampliamente empleada. En Irán, se ha utilizado para proyectar las trayectorias de crecimiento urbano y su influencia en la agricultura (Arasteh et al., 2019).

En India, esta técnica ha sido también muy usada. Por ejemplo, se utilizó para analizar los cambios en el uso de la tierra debido a la expansión de la agricultura, las calamidades ambientales y las políticas gubernamentales (Pandey & Khare, 2017). Otra investigación combinó autómata celular con sistemas de información geográfica y cadenas de Márkov para pronosticar la cobertura del suelo en el distrito de Allahabad (Singh et al., 2015). Asimismo, se aplicó esta técnica de autómata celular con sistemas de información geográfica y modelos de cadenas de Márkov para evaluar el cambio de uso del suelo y el crecimiento urbano en la ciudad de Dehradun (Deep & Saklani, 2014). Además, se emplearon imágenes satelitales para predecir el uso y la cobertura del suelo en la cuenca del rio Godavari para 2026, usando autómata celular, cadenas de Márkov y redes neuronales artificiales (Bagaria et al., 2021).

En Europa, también se ha usado autómata celular. Una investigación en Alemania simuló escenarios alternativos en el uso del suelo, evaluando su impacto ambiental (Fürst et al., 2010). Otra investigación en Holanda modeló con autómata celular las ganancias en el sector agrícola, alternando diferentes opciones de política pública (Van Delden, 2009).

En el distrito de Dedza en Malaui, se utilizaron cadenas de Márkov con autómata celular para determinar y predecir el uso y la cobertura del suelo en la región (Munthali et al., 2020).

En China se llevaron a cabo investigaciones similares. Una de ellas simuló diferentes escenarios para el cambio de uso del suelo y su uso sostenible en Jiaxing, empleando autómata celular y algoritmos genéticos (Feng et al., 2011). Otro estudio simuló el conflicto entre la protección de las tierras agrícolas y el crecimiento urbano (Ma et al., 2017).

En resumen, la técnica de autómata celular sea ha usado para prever posibles impactos futuros en el uso de la tierra, evaluando su impacto ambiental y contribuyendo al desarrollo de una agricultura sostenible. Esta técnica se ha combinado con otras técnicas y herramientas como cadenas de Márkov, algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales y sistemas de información geográfica.

2.5.3 Algoritmos evolutivos

La primera investigación presentada se realizó en Pakistán, la cual usó un algoritmo genético para predecir la eficiencia de la producción de algodón, considerando posibles variaciones del clima (Ali et al., 2018). Otra investigación en Pakistán propuso un modelo de optimización multiobjetivo para diseñar una red de cadena de suministro de azafrán en condiciones de incertidumbre, su objetivo era disminuir el costo total de la cadena de suministro, aumentar las oportunidades laborales y el desarrollo económico en las regiones, así como mejorar la calidad de los productos. Para ello utilizaron un algoritmo genético de clasificación no dominado (Sogandi & Shiri, 2023).

En China, usaron algoritmos genéticos para medir el índice de área foliar (Leaf Area Index - LAI) y el contenido de clorofila foliar (Leaf chlorophyll content - LCC), estas dos variables son muy importantes para el crecimiento de los cultivos (Z. Li et al., 2014). Otros estudios en China empelaron algoritmos genéticos caóticos y adaptativos para solucionar el problema de ajuste de cosechas con múltiples objetivos (J. Li & Wang, 2010; MeiFang & JinMing, 2008). Investigadores de China y Australia combinaron algoritmos genéticos con autómata celular para simular diferentes escenarios para el uso sostenible de la tierra, teniendo en cuenta variables como el uso del agua y la reducción del impacto ambiental negativo (Feng et al., 2011). Por último, en China se aplicó la optimización multiobjetivo basada en algoritmos genéticos para optimizar el uso del suelo, buscando reducir el impacto ambiental negativo y así lograr una agricultura sostenible (W. Zhang & Huang, 2015).

En Estados Unidos usaron un algoritmo genético multiobjetivo y los enfoques de optimización PARETO para determinar la asignación óptima de los recursos hídricos para la agricultura (Nouiri et al., 2015). Otras investigaciones en Estados Unidos utilizaron diferentes tipos de algoritmos evolutivos para determinar el uso óptimo de los recursos hídricos en la agricultura durante periodos de sequía (Fowler et al., 2015). También se analizó la aplicación de políticas agroambientales para reducir el impacto negativo al medio ambiente en la de producción intensiva de maíz y soja de la cuenca superior del río Mississippi, mediante la aplicación de algoritmos genéticos (Bostian et al., 2021).

En la llanura de Miandarband, en el oeste de Irán, se desarrolló un modelo basado en un algoritmo genético multiobjetivo que conceptualiza y procesa el equilibrio de los objetivos del desarrollo agrícola sostenible, destacando los impactos y las interacciones entre las variables sociales y el índice WEFN (Water-Energy-Food Nexus) en la agricultura (Karamian et al., 2023). En las áreas de Lavasanat y Qazvin, dentro de la cuenca del lago Namak en Iran, se estimó la extracción de agua de los ríos destinadas a cultivos, utilizando la técnica de Programación de Expresión Génica (GEP) que es un tipo de algoritmo evolutivo (Emadi et al., 2022).

Al sur de Sulawesi en Indonesia se diseñó un algoritmo genético para un modelo de optimización de la estrategia logística para la agroindustria de algas marinas (Maarif et al., 2020).

En resumen, los algoritmos evolutivos, especialmente los algoritmos genéticos, han sido técnicas que se han usado para optimizar la eficiencia en la producción agrícola, mediante un mejor uso de la tierra y el agua, lo que conlleva a la reducción del impacto ambiental negativo y promueve una agricultura sostenible (J. M. Sánchez, Rodríguez & Espitia, 2020).

2.5.4 Redes Bayesianas y de Márkov

En Estados Unidos, se emplearon redes de Márkov para generar una política en el manejo óptimo de plagas en cultivos de algodón, buscando equilibrar la pérdida de rendimiento con el costo de las aplicaciones de plaguicidas (Meisner et al., 2016).

En India, se utilizaron redes bayesianas como base para un algoritmo de minería de datos que emplea conceptos de ocurrencias mínimas con restricciones y retrasos de tiempo para descubrir reglas de asociación entre eventos de lluvia extrema e índices climáticos. El objetivo es predecir condiciones climáticas extremas que pueden provocar sequías o inundaciones en cultivos agrícolas (Dhanya & Kumar, 2009). Además, en India se llevaron a cabo dos investigaciones utilizando modelos de cadenas de Márkov, sistemas de información geográfica y autómata celular, una en el distrito de Allahabad (Singh et al., 2015) y la otra en la ciudad de Dehradun (Deep & Saklani, 2014), ambas destinadas a determinar el uso y localización del suelo. Asimismo, se pronosticó el uso y la cobertura de la tierra en la cuenca del rio Godavari mediante el uso de imágenes satelitales y técnicas de autómata celular, cadenas de Márkov y redes neuronales artificiales (Bagaria et al., 2021).

En Europa, se han realizado diversas investigaciones relacionadas con el tema. Por ejemplo, en Italia se utilizó redes bayesianas para determinar el uso del agua y el desarrollo de agricultura sostenible (Portoghese et al., 2013). En España, se usaron redes bayesianas para diseñar un sistema hidro-económico de control de la calidad del agua subterránea, los cuales son usados para los cultivos en la región de “El Salobral-Los Llanos” al este de la Mancha (Molina et al., 2013). Un grupo de investigadores de Francia, el Reino Unido y Costa Rica utilizaron redes bayesianas y de Márkov para desarrollar modelos de decisión como estrategias para el manejo de enfermedades y malezas en los cultivos, así como para promover la agricultura sostenible (Tixier et al., 2013).

En África, se desarrolló una metodología basada en redes bayesianas para evaluar proyectos de desarrollo agrícola, prediciendo el valor presente y el retorno de la inversión en diferentes escenarios de riesgo (Yet et al., 2020). Para el distrito de Dedza en Malaui, se usaron cadenas de Márkov con autómata celular para

determinar y predecir el uso y la cobertura del suelo en la región (Munthali et al., 2020).

En resumen, se evidencia una amplia gama de aplicaciones en las cuales se han usado redes bayesianas y de Márkov, desde el uso y manejo del agua y los suelos, hasta le control de plagas, la evaluación de proyectos y el desarrollo sostenible en la agricultura.

2.5.5 Redes neuronales artificiales

En Irán, se usó una red neuronal artificial de perceptrón multicapa para desarrollar un sistema destinado a detectar perfiles de desarrollo urbano sostenible. Este sistema busca identificar tierras potenciales para la urbanización futura y evaluar su efecto en otras categorías de uso de la tierra, como los bosques y la agricultura (Arasteh et al., 2019). Además, se implementó un sistema similar en Irán utilizando redes neuronales artificiales para estimar el rendimiento de los cultivos de arroz; este sistema utiliza como variables de entrada las precipitaciones, la permeabilidad, la textura del suelo, el tipo de tierra, la evaporación y, la entrada y salida de agua en los arrozales (Babaee et al., 2021). Por último, en la cuenca del lago Namak (Iran), también, se usó redes neuronales artificiales para estimar la extracción de agua destinadas al uso agrícola (Emadi et al., 2022).

En Pakistán, se desarrolló un sistema basado en redes neuronales artificiales para la región de Potohar, con el fin de determinar el impacto de la sequía en la producción de trigo. Las variables utilizadas incluyeron el índice de precipitación estandarizado, el índice de vegetación de diferencia normalizada, el índice de vegetación mejorado y el índice de vegetación ajustado al suelo, junto con los parámetros climáticos como temperatura media, precipitaciones y humedad del suelo (Ijaz et al., 2023).

En el distrito de Coimbatore, en el estado de Tamil Nadu en India, se compararon tres métodos para predecir el rendimiento de los cultivos basado en redes neuronales artificiales. Los métodos evaluados fueron levenberg-marquardt, regularización bayesiana y gradiente conjugado escalado, sobresaliendo el método levenberg-marquardt como el más efectivo para predecir el rendimiento de los cultivos (Sivaranjani & Vimal, 2023). Además, en India, se empleó un modelo de red neuronal recurrente basado en aprendizaje profundo para predecir el rendimiento de los cultivos de trigo en la región norte del país (Bali & Singla, 2021).

En el Líbano, se empleó una red neuronal artificial con perceptrón multicapa de retroalimentación, así como tecnologías de detección remota, para medir parámetros biofísicos y bioquímicos y mejorar la producción de trigo (Awad, 2016). En Kazajistán, se implementaron redes neuronales artificiales en la previsión de rendimientos agrícolas, destacando sus implicaciones para la gestión económica y la formulación de políticas agrícolas (Kulisz et al., 2023).

En Sudáfrica, se utilizaron redes neuronales artificiales para determinar el uso de energía en zonas agrícolas (Tartibu, 2018). En Malasia se usaron redes neuronales artificiales junto con máquinas de soporte vectorial para determinar el uso de la tierra en la agricultura y promover el desarrollo sostenible (Shaharum et al., 2018).

En Europa se empleó Machine Learning y redes neuronales artificiales para clasificar el uso y cobertura del suelo a partir de imágenes satelitales (A. Bhatt & Bhatt, 2023). Por su parte, en China, se desarrolló un sistema usando redes neuronales artificiales y autómata celular para zonificar las zonas agrícolas y protegerlas del crecimiento urbanístico, garantizando la seguridad alimentaria de la región (Ma et al., 2017).

En Brasil, se entrenó una red neuronal artificial para la optimización de procesos de gestión de energías renovables en función del perfil agroeconómico de las fincas (Oliveira et al., 2023). En Canadá, se implementó con redes neuronales artificiales en conjunto con computación en la nube del motor Google Earth para determinar el uso de la tierra agrícola y la cobertura de la tierra no agrícola (Amani et al., 2020). En México, se analizó la calidad de agua con el fin de predecir su uso para cultivos empleando las técnicas de redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y ANFIS (del Castillo et al., 2024).

En resumen, las redes neuronales artificiales se han usado ampliamente para mejorar el uso de los recursos naturales en la producción agrícola y protegerla de los factores antropogénicos, promoviendo así el desarrollo sostenible. Además, se observa una tendencia a combinar las redes neuronales artificiales con otras técnicas, como autómata celular y máquinas de soporte vectorial.

2.5.6 Lógica difusa

En Irán, se desarrolló una metodología que integraba un modelo basado en agentes y mapeo cognitivo difuso, simulando así posibles impactos de las políticas en una comunidad agrícola (Mehryar et al., 2019). Otro estudio en Irán usó un sistema de apoyo a la política de recursos hídricos basado en lógica difusa que analiza la gestión de los recursos hídricos y la política ambiental (Aghmashhadi et al., 2019). En la provincia iraní de Khorasan Razavi, se llevó a cabo un estudio para determinar las mejores estrategias para el desarrollo de la agricultura orgánica, para lo cual usaron análisis de fortalezas, debilidades, oportunidades y amenazas, la teoría difusa y el método del proceso analítico de redes (Aghasafari et al., 2020).

En Brasil, un estudio usó lógica difusa integrada con sistemas de información geográfica para elaborar mapas de riesgo de incendio en zonas agrícolas (Oliveira & Nero, 2013). Además, se implementó un modelo de lógica difusa basado en indicadores para evaluar la sostenibilidad de los sistemas agrícolas desde la perspectiva económica, ambiental y social (dos Reis et al., 2023). En el estado de Espírito Santo, Brasil, se analizó la viabilidad de usar pivotes centrales de riego en la frontera agrícola usando análisis multicriterio y lógica difusa (Ribeiro et al., 2022).

En India, se empleó lógica difusa para determinar los impactos de un modelo de política para la gestión de reservorios de agua en la producción agrícola (Suresh & Mujumdar, 2004). En Sri Lanka, se desarrolló un mapa cognitivo de lógica difusa para determinar la perspectiva de diferentes partes interesadas sobre la calidad del agua en la agricultura en zonas rurales (Thoradeniya et al., 2019). En Uttarakhand (India), se desarrolló un modelo para predecir la erosión hídrica de los cultivos con lógica difusa (Tulla et al., 2024). Por último, en Ucrania, se desarrolló un modelo basado en lógica difusa para predecir la seguridad económica del sector agrícola (Nikolenko et al., 2018).

En resumen, la lógica difusa se ha utilizado ampliamente para prever y evaluar los posibles impactos ambientales, sociales y económicos de las políticas agrícolas. Aunque la mayoría de las investigaciones se centran en la gestión de agua en la producción agrícola.

2.5.7 Sistema artificial de inferencia neuro-difusa

En la cuenca sur de Karkheh, en la provincia de Juzestán, Irán, se desarrolló un sistema basado en ANFIS para gestionar el suministro y la demanda de agua (Mardani Najafabadi et al., 2022). También, en Irán, se realizó un estudio en las áreas de Lavasanat y Qazvin, dentro de la cuenca del lago Namak, para estimar la extracción de agua de los ríos destinadas al uso agrícola utilizando ANN, Wavelet-ANN (WANN), ANFIS, Wavelet-ANFIS (WANFIS), Programación de Expresión Génica (Genetic Expression Programming - GEP) y Wavelet-GEP (WGEP) (Emadi et al., 2022).

En India, en el distrito de Surat, se llevo a cabo un estudio para predecir el índice de precipitación estandarizado (Standardized Precipitation Index - SPI) utilizando ANFIS, esta información es clave para planificar adecuadamente la producción agrícola (Gandhi & Patel, 2022). Además, en la cuenca de Bino, Uttarakhand, se desarrolló un modelo para predecir la erosión hídrica de los cultivos entre los años 2000 y 2009, empleando regresión lineal múltiple, lógica difusa y ANFIS (Tulla et al., 2024).

En México, se analizó la calidad de agua del río Santiago con el fin de predecirla y determinar su uso para cultivos. El estudio abarcó datos de 13 estaciones de monitoreo entre 2009 y 2022, empleo técnicas como redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y ANFIS (del Castillo et al., 2024).

En síntesis, ANFIS ha sido utilizado para evaluar la disponibilidad, uso e impacto del agua en el sector agrícola, contribuyendo a mejorar la gestión del agua y la producción agrícola.

2.5.8 Máchine learning

Machine Learning ha emergido como una de las técnicas de inteligencia artificial más destacadas en la investigación científica contemporánea. A continuación, se presentan las investigaciones realizadas en el ámbito de formulación de políticas públicas agrarias.

En Pakistán, se emplearon máquinas de soporte vectorial para determinar de manera eficiente la producción de maíz en la región de Faisalabad (Ahmad et al., 2018). Por otro lado, en Irán, se utilizó esta técnica para predecir la cantidad óptima de insumos necesarios para la producción de arroz y garantizar la provisión para atender las necesidades alimentarias de la región (Yousefi et al., 2015).

En el estado de Bihar, India, se realizó un estudio que combino máquinas de soporte vectorial con computación en la nube y Google Earth para hacer un mapeo del uso de la tierra en el sector agrícola (Praveen et al., 2019). Además, se aplicó machine learning para clasificar y determinar el uso del suelo tomando imágenes de Google Earth del distrito de Pauri Garhwal en el estado de Uttarakhand (Air & Pokhariya, 2023). Otra investigación empleó un modelo de red neuronal recurrente basado en aprendizaje profundo para predecir el rendimiento de los cultivos de trigo en la región norte de la India (Bali & Singla, 2021). También en India, se analizó y cuantificó el impacto del clima en la predicción del rendimiento de los cultivos mediante imágenes de teledetección; utilizando tanto redes neuronales artificiales como machine learning (Patel et al., 2022).

En China, se implementaron máquinas de soporte vectorial basadas en la optimización del enjambre de partículas para pronosticar la producción de cereales (Fei et al., 2009). Otras investigaciones utilizaron redes neuronales artificiales, regresión de vectores de soporte y aprendizaje extremo para estimar con precisión la evapotranspiración de referencia (ETo) (Yin et al., 2017; H. Yu et al., 2020). En la llanura de Guanzhong, Shaanxi, China, se crearon mapas de invernaderos basados en imágenes satelitales usando algoritmos de machine learning no supervisado para determinar el crecimiento de los invernaderos en la región (C. Gao et al., 2022). Para la llanura de Huang-huai-hai en China se evaluó el modelado de un sistema basado en machine learning para pronosticar la producción de cultivos y de carbono del suelo (Xiao et al., 2022). En Harbin, provincia de Heilongjiang, China, se desarrolló un sistema basado en machine learning para evaluar diferentes tiempos de riego y productividad en cuatro tipos de cultivos: papa, maíz, trigo y cebada (Fang & Tang, 2023). Para medir la productividad de los cultivos de trigo en función del comportamiento del clima en el norte de China implementaron un sistema usando machine learning (Cao et al., 2022). Adicionalmente, en China también usaron machine learning para evaluar ocho impactos ambientales de la producción de trigo (C. Yu et al., 2024).

En Estados Unidos, se emplearon las técnicas de aprendizaje automático supervisadas y no supervisadas para predecir patrones de comercio en 7 productos agrícolas (trigo, maíz, arroz, azúcar, carne de res, leche en polvo y soja) a nivel mundial (Gopinath et al., 2020). Asimismo, en California, se desarrolló un modelo de machine learning para predecir la demanda anual de agua de riego, utilizando variables meteorológicas, geográficas y relacionadas con los cultivos (M. Emami et al., 2022). Adicionalmente, se realizaron estudios para determinar los factores más influyentes en la producción agrícola, en cultivos como maíz, soja, algodón y trigo mediante el uso de las técnicas de machine learning (Sihi et al., 2022).

En Tailandia, en el distrito de Kumphawapi de la provincia de Udon Thani, se implementó un sistema de machine learning e imágenes satelitales para estimar y mapear la biomasa aérea de los cultivos y el stock de carbono de la caña de azúcar para los años 2018 y 2021, lo cual es fundamental para formular políticas de agricultura sostenible (Suwanlee et al., 2024). Por otro lado, se desarrolló un modelo de machine learning para determinar la cobertura y uso del suelo en Rajshahi, Bangladés (Banik & Huq, 2020). También, se usó machine learning para medir la sodicidad del suelo para los cultivos de cereales al norte de Australia (Lai

et al., 2020).

En Europa, se utilizó machine learning y redes neuronales artificiales para clasificar el uso y cobertura del suelo a partir de imágenes satelitales (A. Bhatt & Bhatt, 2023). En Francia, se desarrollaron modelos de machine learning para predecir enfermedades en los cultivos, como el mildiú en la vid y mancha foliar por cercospora en la remolacha azucarera (Gauriau et al., 2024). Asimismo, en España, se utilizaron árboles de decisión, redes neuronales y máquinas de soporte vectorial para clasificar tierras con cultivos de cítricos, actualizando automáticamente un Sistema de Información Geográfica (SIG) (Amorós López et al., 2011).

En México, se analizó la calidad de agua y su uso para cultivos, el modelo utilizó las técnicas de redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y ANFIS (del Castillo et al., 2024).

En conclusión, las máquinas de soporte vectorial constituyen una técnica que se integran muy bien con otras técnicas como redes neuronales artificiales, y son muy útiles para optimizar los procesos de producción y comercialización de los productos agrícolas.

2.5.9 Análisis de la aplicación de inteligencia artificial en el proceso de formulación de políticas públicas agrarias

En la Figura 2.1 se muestra un mapa de calor que sirve como herramienta de análisis, para mostrar la frecuencia de uso de las técnicas de inteligencia artificial en el proceso de formulación de políticas públicas agrarias, según las investigaciones encontradas. La Figura 2.1 cuenta con dos ejes: uno que muestra las técnicas de inteligencia artificial y el otro que detalla las aplicaciones realizadas. El análisis también identifica las técnicas y aplicaciones más utilizadas determinando aquellas que concentran aproximadamente el 80 % de las aplicaciones.

Categorias	Modelo Basado en Agentes	Machine Learning	Redes Neuronales Artificiales	Automata Celular	Algoritmos Evolutivos	Lógica Difusa	ANFIS	Redes Bayesianas y de Markov	Porcentaje
Uso de la Tierra	12	6	6	10	2	1	1	2	26,0%
Producción Agrícola	5	7	7	2	6	2	0	0	18,8%
Uso de Agua	11	4	3	1	3	2	3	1	18,2%
Clima	5	3	3	1	0	0	1	0	8,4%
Política Agrícola	7	0	0	0	1	0	0	0	5,2%
Agricultura Sostenible	2	2	2	1	0	0	0	0	4,5%
Agricultura Ecológica	4	0	0	1	0	1	0	0	3,9%
Impacto Ambiental	4	0	0	0	2	0	0	0	3,9%
Seguridad Alimentaria	1	1	2	1	0	0	0	0	3,2%
Subsidios Gubernamentales	5	0	0	0	0	0	0	0	3,2%
Uso de Energía	0	0	2	0	0	0	0	0	1,3%
Manejo de Plagas	0	2	0	0	0	0	0	0	1,3%
Prevención de Incendios	2	0	0	0	0	0	0	0	1,3%
Uso de Maquinaria	1	0	0	0	0	0	0	0	0,6%
Porcentaje	38,3%	16,2%	16,2%	11,0%	9,1%	3,9%	3,2%	1,9%	100,0%

Figura 2.1: Mapa de Calor de Investigaciones I.A aplicadas a Formulación de Políticas Públicas Agrarias (Elaborado autor).

En la Figura 2.1 se observa que la técnica de modelo basado en agentes es la más utilizada en el tema,

representando el 38.3 % de las publicaciones revisadas. Esta técnica se ha empleado principalmente para determinar el uso de la tierra, la gestión del agua en los cultivos y medir el impacto de políticas agrícolas. En segundo lugar, con un 16.2 % de participación, se encuentran los algoritmos de machine learning utilizados especialmente para determinar el uso del suelo y modelar la producción agrícola en diferentes regiones del mundo. Asimismo, las redes neuronales artificiales representan un 16.2 % y han sido empleadas para modelar sistemas que buscan mejorar el uso de los recursos naturales en la producción agrícola y mitigar el impacto ambiental negativo. La cuarta técnica más usada es autómata celular, con un 11 % de participación. Esta técnica ha trabajado en conjunto con otras técnicas como cadenas de Márkov, algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales y sistemas de información geográfica para modelar principalmente el uso de la tierra y su impacto ambiental. Las técnicas previamente enunciadas representan el 81.8 % de las publicaciones analizadas.

Las demás técnicas representan solo el 18.2 %, destacándose los algoritmos evolutivos, que contribuyen el 9.1 % de las investigaciones revisadas y se utilizan principalmente para predecir y optimizar la producción agrícola. Otras técnicas, como lógica difusa, sistemas ANFIS, y redes bayesianas y de Márkov, han tenido aplicación limitada, cada una con una participación menor al 4 %. No obstante, estas técnicas sugieren un gran potencial de desarrollo en futuras investigación.

En cuanto a las aplicaciones, el 26 % de las investigaciones revisadas se han centrado en determinar el uso del suelo. El modelado de la producción agrícola representa el 18.8 % del total, seguido por estudios sobre el uso y manejo del agua en las áreas agrícolas, con un 18.2 %. El modelado de la variabilidad climática, considerando variables como la precipitación, abarca el 8.4 % de los estudios, mientras que el desarrollo de políticas agrarias representa el 5.2 %. Las aplicaciones relacionadas con agricultura sostenible corresponde al 4.5 %. En conjunto, estas representan el 81.2 % del total de investigaciones analizadas.

Las demás aplicaciones, como agricultura ecológica, reducción del impacto ambiental negativo, seguridad alimentaria, subsidios gubernamentales, uso de energía, manejo de plagas, prevención de incendios y uso de maquinaria, tienen potencial significativo para futuras investigaciones.

En conclusión, las técnicas de inteligencia artificial han tenido diferentes aplicaciones en los procesos de formulación de políticas agrícolas, destacando principalmente en el uso y manejo adecuado de los recursos naturales como la tierra y el agua, teniendo en cuenta otros factores como el uso de plaguicidas, crecimiento urbano y clima, para así evaluar los impactos económicos y ambientales y de esta forma reducir el impacto ambiental negativo, y promover el desarrollo de una agricultura sostenible (J. M. Sánchez, Rodríguez & Espitia, 2020); las principales técnicas que se han usado para este propósito han sido autómata celular, algoritmos evolutivos, máquinas de soporte de vectores, redes neuronales artificiales, redes bayesianas y de Márkov, y lógica difusa (Sánchez-Céspedes, Rodríguez-Miranda & Salcedo-Parra, 2020). También se ha usado la inteligencia artificial de forma recurrente para optimizar los procesos de producción y comercialización, con el objetivo de aumentar el valor generado; las técnicas que se han usado para este propósito han sido máquinas de soporte vectorial, redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos y redes bayesianas y de Márkov. Una de las aplicaciones más útiles para el proceso de formulación de políticas agrarias ha sido la simulación de políticas públicas para predecir posibles comportamientos de las comunidades agrícolas y de esta manera reducir el riesgo asociado al implementar la política pública, la técnica que se ha usado para este propósito ha sido modelo basado en agentes(J. Sánchez et al., 2024).

Además, se concluye que la inteligencia artificial ha sido utilizada principalmente para predecir comportamientos futuros en diversos aspectos relacionados con la actividad agrícola. Sin embargo, no se ha aplicado de manera significativa para interpretar los fenómenos subyacentes, lo que permitiría una comprensión más profunda de la situación y mejoraría la capacidad de toma de decisiones.

3 Metodología

El proyecto de investigación se clasifica como descriptivo y aplicado. Es descriptivo porque se desarrolló un modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia utilizando técnicas de inteligencia artificial, lo que permite explicar y comprender el comportamiento de la vocación agrícola en el país y proporcionar información relevante a los formuladores de políticas para generar lineamientos en el sector agrario (Tamayo y Tamayo, 2011; Vergel Cabrales, 1997). Además, el modelo también sirve para pronosticar comportamientos futuros, dependiendo de la técnica utilizada, lo que lo convierte en proyecto de tipo aplicado (Tamayo y Tamayo, 2011; Vergel Cabrales, 1997). Este desarrollo se basó en un proceso deductivo, utilizando teorías ya formuladas sobre políticas públicas y estudios sobre la vocación agrícola, complementadas con investigaciones relacionadas con el uso de inteligencia artificial, y sustentadas por los datos recopilados que permitieron generar el modelo.

El enfoque de la investigación fue de tipo mixto, se emplearon variables cuantitativas y cualitativas, y el análisis de la información recolectada incluyó métodos estadísticos y cualitativos (Creswell, 2014). Debido a este enfoque, el proceso de investigación combinó razonamientos deductivos e inductivos (Creswell, 2014). En términos generales, el enfoque fue mayormente deductivo, comenzando con una fundamentación teórica y modelos conceptuales, para luego revisar el estado del arte y particularizar a casos específicos para recolectar información (Hernández Sampieri et al., 2014). Durante la recolección de datos se identificaron las variables que influyen en la vocación agrícola y sus interrelaciones. Posteriormente, se agruparon y compararon los datos con el marco conceptual, lo que permitió aplicar un razonamiento inductivo (Hernández Sampieri et al., 2014), a partir del cual se construyó el modelo conceptual y, de este, se derivó el modelo computacional.

La metodología y el diseño metodológico propuesto son novedosos y de gran utilidad para los formuladores de políticas públicas, ya que presentan una manera de integrar las herramientas de inteligencia artificial en los procesos de formulación de políticas. Esto representa una innovación en el proceso, tal como lo señala el Manual de Oslo (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) & Oficina de Estadística de las Comunidades Europeas (EUROSTAT), 2004). La principal innovación radica en el uso de la técnica de inteligencia artificial ANFIS, aprovechando su capacidad de interpretación al generar reglas lógicas que permiten identificar los lineamientos de implementación viables, asegurando que estén alineados con la agenda del poder ejecutivo. A continuación, se describe el diseño metodológico utilizado.

3.1 Propuesta de diseño metodológico

El diseño metodológico se ilustra en la Figura 3.1. La primera etapa consistió en una revisión sistemática, utilizando como referencia la declaración PRISMA. Con la información obtenida y analizada en esta fase, se procedió a la construcción del modelo conceptual, el cual estableció las variables y las relaciones entre ellas. Posteriormente, con las variables identificadas en el modelo conceptual, se recolectó la información necesaria para la construcción de la base de datos.

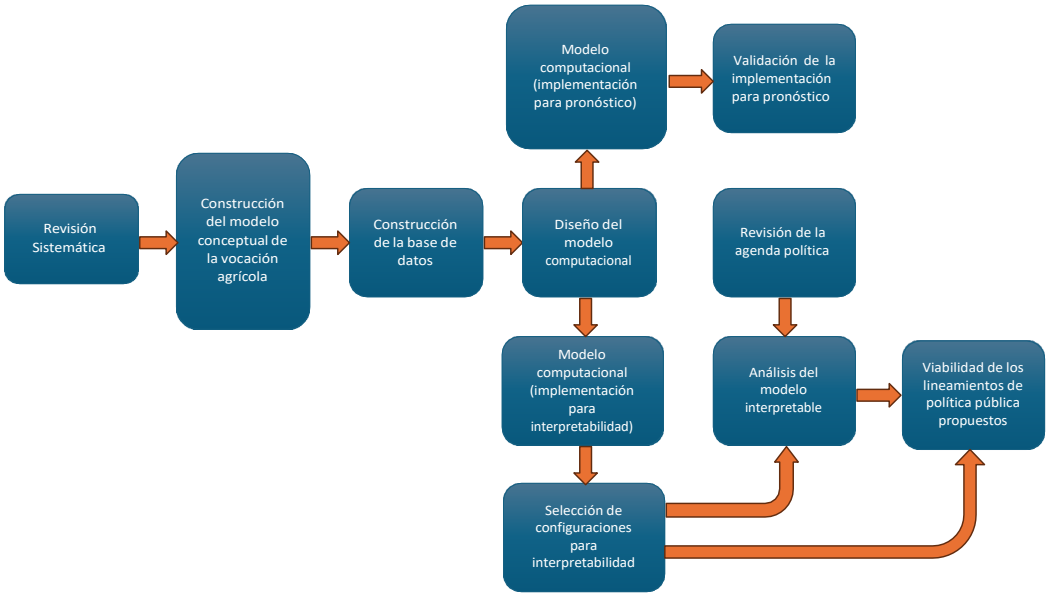


Figura 3.1: Propuesta de diseño metodológico (Elaborado autor).

Posteriormente, se realizó un análisis estadístico de correlaciones entre variables para determinar el modelo computacional más adecuado para implementar. Una vez definido el modelo computacional, se llevaron a cabo dos etapas: la primera, orientada a identificar qué técnicas de inteligencia artificial eran las más apropiadas para pronosticar el comportamiento del modelo; y la segunda, enfocada en implementar el modelo computacional con ANFIS, con el objetivo de interpretar el comportamiento de las variables dentro del sistema. Las etapas de pronóstico e identificación fueron analizadas por separado dados sus enfoques distintos.

Para la validación del modelo computacional para el pronóstico, se empleó una validación simple basada en el error cuadrático medio (Mean Square Error - MSE), utilizando los datos de validación. Esto permitió identificar la configuración más adecuada y analizar los resultados. Por otro lado, en el modelado interpretativo, se realizó una validación utilizando todos los datos, buscando el menor MSE para determinar las mejor configuración. A partir de esta configuración, los resultados fueron comparados con las agendas políticas de los últimos gobiernos, con el fin de proponer lineamientos para políticas públicas.

Finalmente, se evaluó la viabilidad de implementar estos lineamientos empleando la configuración con el menor MSE, utilizando los datos de validación. A continuación, se detalla cada una de las etapas de la propuesta de diseño metodológico.

3.1.1 Revisión sistemática

La revisión sistemática es la primera etapa del diseño metodológico, cuyo objetivo es realizar un análisis de los estudios relacionados con la vocación agrícola para identificar las variables pertinentes. Para este fin, se adoptó la declaración PRISMA, que establece cuatro fases para llevar a cabo esta revisión: identificación, selección, elegibilidad e inclusión. En la fase de identificación se identificaron 161 publicaciones, en la fase de selección se seleccionaron 51 publicaciones, en la fase de elegibilidad se eligieron 29 publicaciones, y finalmente, en la fase de inclusión se incluyeron las 29 publicaciones. El procedimiento detallado de esta etapa se explica en el siguiente capítulo “Modelamiento Conceptual de la Vocación Agrícola”.

3.1.2 Construcción del modelo conceptual de la vocación agrícola

Para construir el modelo conceptual de la vocación agrícola, se tomaron los resultados obtenidos en la revisión sistemática, identificando y agrupando las variables en distintas categorías: sociedomográficas, económicas, ambientales, y tecnológicas. Además de estos cuatro grupos de variables, se adicionó un grupo que incluye las variables relacionadas con política pública. Para identificar estas últimas, se realizó un revisión conceptual del tema y un análisis de las políticas públicas relacionadas con la agricultura en Colombia durante los últimos años.

Una vez identificadas y agrupadas las variables que compondrían el modelo conceptual, se determinó las relaciones entre ellas mediante un análisis que combinó técnicas cualitativas y cuantitativas. La técnica cualitativa utilizada consistió en la elaboración de cuadros comparativos, derivados de la revisión sistemática. En cuanto al enfoque cuantitativo, se realizaron pruebas chi-cuadrado (χ^2) en las tablas de contingencia. Estas tablas mostraban las variables de cada categoría y la frecuencia con la que cada par de variables aparecía en las publicaciones analizadas. De acuerdo con la literatura revisada, cuanto mayor era la coincidencia de un par de variables en diferentes estudios, mayor era la probabilidad de que existiera una relación significativa entre ellas. Las tablas de contingencia se encuentran en el Anexo 1 y los resultados de las pruebas chi-cuadrado (χ^2) en el Anexo 2.

Con la información obtenida en ambos enfoques, se determinaron las relaciones entre variables. Posteriormente, estas relaciones fueron diagramadas y sometidas a evaluación de expertos, quienes proporcionaron ajustes y refinamientos al modelo conceptual final.

3.1.3 Construcción de la base de datos

La construcción de la base de datos estuvo compuesta de varias etapas: búsqueda y extracción de datos, revisión y depuración de datos, e imputación de datos.

La primera etapa, la búsqueda y extracción de datos, consistió en recolectar información relacionada con las variables definidas en el modelo conceptual. Esta búsqueda se realizó en fuentes de datos gubernamentales confiables, como el Departamento Nacional de Estadística (DANE), Instituto Nacional de Vías (INVIAS), Policía Nacional de Colombia, Ministerio de Defensa de la República de Colombia, Banco de la República e Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). Para la extraer los datos de estas fuentes, se utilizaron herramientas como Excel, Python y SQL.

En la selección de los individuos en la base de datos, se utilizaron como criterios el Producto Interno Bruto (PIB) agrícola y la disponibilidad de los datos sociodemograficos. Los individuos corresponden a los departamentos de Colombia, que cuenta con 32 departamentos y un distrito especial, Bogotá Distrito Capital. Para la base de datos, solo se incluyeron aquellos en los que el sector agrícola tiene relevancia y tuvieran disponibilidad de datos en las bases de datos consultadas. Para determinar la importancia del sector se revisó el PIB agrícola y seleccionando los departamentos con un PIB agrícola significativo a nivel nacional y relevante dentro de su PIB departamental. Tras esta revisión, se descartaron los departamentos de Guaina, Vaupés, San Andrés y Providencia así como Bogotá D.C.. Los detalles de esta revisión se encuentran en el Anexo 3.

La segunda etapa fue revisión y depuración de los datos. El objetivo de esta fue verificar la veracidad y conherencia de los datos recolectados. Se graficaron las series históricas de cada variable para evaluar la consistencia de las tendencias y detectar datos faltantes. Los datos que mostraban incoherencias fueron eliminados, y las variables con un porcentaje de datos faltantes superior al 50 % se excluyeron del análisis.

La tercera y última etapa fue imputación de los datos. Este proceso complementa los valores faltantes de un conjunto de datos con estimaciones razonables, utilizando diversos métodos. En este caso, se emplearon modelos de regresión y series de tiempo, según las características de cada variable. La herramienta de software empleada en esta etapa fue RStudio.

La base de datos final tiene 311 variables con 107.364 registros, de los cuales 89.426 corresponden a datos originales y 17.938 fueron imputados, lo que representa un 20.06 % de imputaciones. La estructura de la base datos distinguiendo los datos originales y los imputados se puede observar en la Figura 3.2. La base de datos tiene datos anuales de 29 departamentos comprendidos entre los años 2011 y 2022. Lo que quiere decir que en total deben ser 348 datos por variable, pero 293 variables alcanzaron este número, mientras que 18 tienen 300 registros, ya que los datos de vías se obtuvieron solo para 25 departamentos, y no fue viable imputar los datos faltantes.

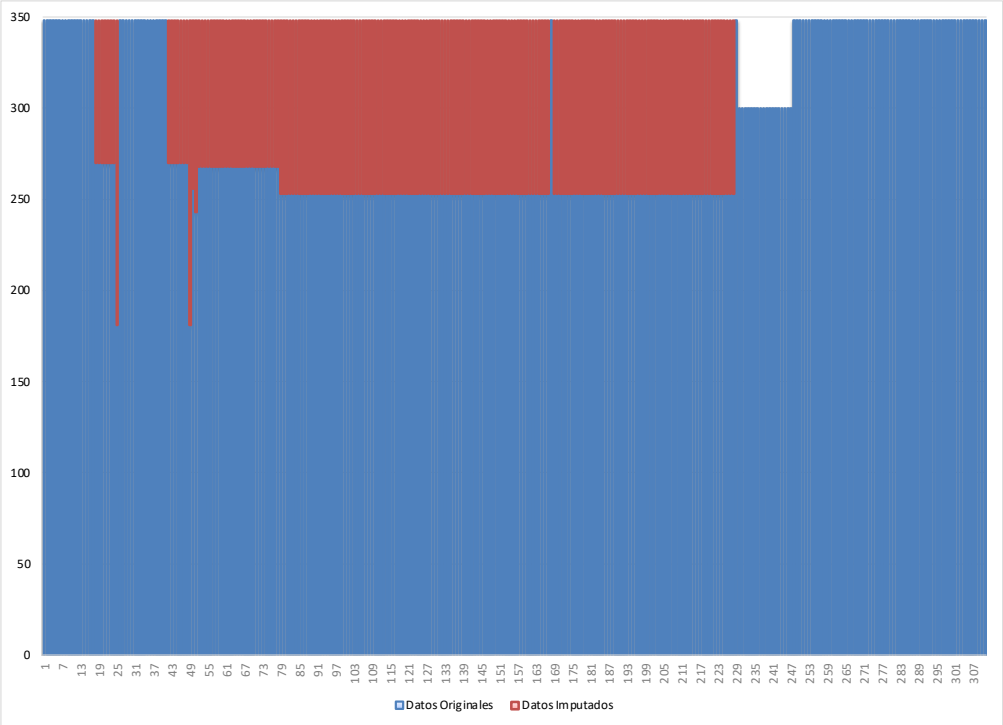


Figura 3.2: Estructura Base de Datos (Elaborado autor).

En el Anexo 4 se presenta el diccionario de la base de datos, donde se muestran los nombres de las variables, su descripción y la fuente de información. También se indica la relación de cada variable con el modelo conceptual. Las variables seleccionadas para el modelo computacional están resaltadas en el diccionario.

3.1.4 Diseño del modelo computacional

El diseño del modelo computacional se realizó en dos fases. La primera consistió en un análisis estadístico para identificar las correlaciones entre variables, y la segunda fase implicó la selección de variables computacionales y la diagramación del modelo, con el fin de definir su estructura final.

Análisis Estadístico. En esta etapa se realizó un análisis de correlación tomando como referencia el modelo conceptual, con el objetivo de evaluar las variables y determinar cuáles de ellas presentaban correlaciones significativas en la base de datos. El primer paso fue comprobar si las variables seguían una distribución normal, mediante una prueba de normalidad. Se determinó que solo cuatro de las 311 variables tenían una distribución normal. Debido a esto, se optó por utilizar el coeficiente de correlación de Spearman más adecuado para datos que no siguen una distribución normal.

Se aplicaron dos criterios: En primer lugar, el p-value fuera inferior a 0.05 para rechazar la hipótesis nula y confirmar la existencia de una correlación. En segundo lugar, que el coeficiente de correlación de Spearman fuera superior a 0.3, lo que indicaría una correlación moderada o fuerte entre las variables. Este análisis se

llevó a cabo utilizando el software RStudio, y se aplicó a dos conjuntos de datos: el primero con 311 variables, pero limitado a los 25 departamentos que contaban con datos de vías, y el segundo con 293 variables, abarcando los 29 departamentos seleccionados, pero excluyendo las variables de vías.

En el Anexo 5 se presentan los p-values y los coeficientes de correlación de Spearman para el conjunto de datos con 311 variables, mientras que en el Anexo 6 se muestran los correspondientes a las 293 variables. Los *p*-values inferiores a 0.05 se resaltan en verde, y los coeficientes de correlación se visualizan con un gradiente de colores: rojo oscuro para -1 (correlación negativa perfecta), blanco para 0 (sin correlación), y verde oscuro para 1 (correlación positiva perfecta). Los valores intermedios se representan con colores degradados.

Selección de variables computacionales y diagramación del modelo. La selección de las variables se basó en los resultados del análisis estadístico y su coherencia con el modelo conceptual. Se priorizó la selección de pares de variables que mostraban correlaciones acordes con el modelo conceptual. En caso de que varios pares de variables presentaran la misma correlación, se seleccionó el de mayor magnitud. Con esta selección y el modelo conceptual como base, se procedió a diseñar la estructura del modelo computacional.

3.1.5 Implementación del modelo computacional

Para la implementación del modelo conceptual es fundamental realizar un preparación previa de las variables seleccionadas en el diseño del modelo computacional. Esta preparación consiste en normalizar los datos de las variables, de manera que sus valores se encuentren dentro del rango de 0 a 1. Esto garantiza que todas las variables tengan la misma influencia en las entradas del modelo, favoreciendo un mejor rendimiento computacional. Para la normalización, se utilizó la técnica Min-Max, descrita en la ecuación (3.1).

$$\text{valor normalizado} = \frac{\text{valor - mínimo}}{\text{máximo - mínimo}} \tag{3.1}$$

En la implementación del modelo computacional se llevaron a cabo dos enfoques diferentes. El primer enfoque se centró en probar diversas técnicas de inteligencia artificial, ajustando múltiples parámetros de configuración para determinar cuál es la más adecuada para predecir los valores de las variables dependientes. El segundo enfoque se centró en probar diferentes configuraciones que permitieran una adecuada interpretación del sistema. Para el primer enfoque, se analizaron técnicas como redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y sistemas neurodifusos. En el segundo, se utilizó exclusivamente la técnica ANFIS debido a su capacidad para interpretar el sistema. Todas las implementaciones se realizaron utilizando el software MATLAB®.

La siguiente etapa varía según el enfoque. En el caso de la implementación para pronóstico, se procede a la validación. En cambio, en la implementación para interpretabilidad es la selección de configuraciones para interpretabilidad.

3.1.6 Validación de la implementación para pronóstico

En esta etapa, se determinó cuál técnica de inteligencia artificial y que configuración eran las adecuadas para pronosticar valores futuros. Con esté propósito, se optó por validación simple, dado que se contaba con un conjunto de datos considerable, no se observaba sesgo en los datos, y se buscaba reducir la carga computacional debido a la complejidad de algunos módulos del modelo computacional. La validación simple consistió en seleccionar el 20 % de los datos del módulo a implementar, los cuales fueron usados como datos de validación, seleccionados mediante muestreo aleatorio simple. El 80 % restante de los datos se utilizó para el entrenamiento.

En cada caso, se calculó el MSE con los datos de entrenamiento. Luego, los modelos entrenados fueron validados utilizando los datos de validación, y se seleccionó el modelo con el menor MSE. Una vez seleccionado, el modelo se volvió a entrenar con la totalidad de los datos y se recalculó el MSE, permitiendo analizar los resultados obtenidos.

3.1.7 Selección de configuraciones para interpretabilidad

En esta etapa, se seleccionó ANFIS con el modelo Takagi-Sugeno de orden 0, debido a su capacidad para interpretar el sistema. Aunque el modelo Mamdani también permite la interpretabilidad, se optó por el Takagi-Sugeno debido a la tipología de los datos en las variables dependientes. Se definieron dos configuraciones: una para interpretar el sistema en función de la agenda política y otra para evaluar la viabilidad de los lineamientos de política pública propuestos.

Para la configuración destinada a interpretar el sistema, se eligió aquella que presentaba el menor MSE y se utilizó el conjunto completo de datos para el entrenamiento, ya que el objetivo principal era la interpretación y no la predicción. Esta configuración se empleó para realizar un análisis en relación con la agenda política, por lo que se llevó a cabo una revisión previa de la agenda política del ejecutivo para facilitar el análisis correspondiente.

Para determinar la mejor configuración para evaluar la viabilidad de los lineamientos de política pública propuestos, se aplicó nuevamente la validación simple. Esta elección se realizó para verificar la viabilidad de los lineamientos de política pública obtenidos del análisis del modelo interpretable.

3.1.8 Revisión de la agenda política

Esta etapa es previa al análisis del modelo interpretable y tiene como objetivo identificar las directrices establecidas por el ejecutivo en su plan de gobierno para el área de interés. En este caso, se revisaron las agendas políticas desde 2006 hasta 2022 para determinar las principales preocupaciones y directrices que guiaron a los gobiernos en estos periodos, con respecto al sector agrario y al empleo.

3.1.9 Análisis del modelo interpretable

Para el análisis del modelo interpretable, inicialmente se tomó la configuración seleccionada para interpretar el sistema. Se asignaron etiquetas lingüísticas a los conjuntos difusos de las entradas y categorías a los valores obtenidos de las salidas de las variables dependientes, con el fin de determinar las reglas lógicas generadas por el sistema. Estas reglas lógicas se compararon con las directrices establecidas en la revisión de la agenda política. Se realizó una preselección de las reglas que cumplían con los requisitos de la agenda, y a partir de este análisis, se formularon los lineamientos de política pública propuestos, que podrían ser considerados por los tomadores de decisiones.

3.1.10 Viabilidad de los lineamientos de política pública propuestos

En esta última etapa, se evalúa la viabilidad de los lineamientos de política pública propuestos utilizando la configuración seleccionada para este propósito, que es un modelo generalizable. Se comparan estos lineamientos con las reglas generadas por el modelo generalizable para determinar si es posible alcanzarlos y bajo qué condiciones. Si el modelo generalizable valida los lineamientos, se considera que son viables. De lo contrario, si no se encuentra una regla que respalde el lineamiento, se considera que no es viable.

4 Modelamiento conceptual de la vocación agrícola

La expresión "vocación agrícola" señala la inclinación de un individuo, grupo, región o incluso un elemento inanimado como la tierra, hacia la agricultura (RAE, 2021a, 2021b; Sánchez-Céspedes et al., 2022). Esta amplitud de elementos confiere a la vocación agrícola múltiples dimensiones. Para ello, se realizó una revisión de la literatura científica para determinar los significados atribuidos por los autores a esta expresión. Al examinar, se identificaron 3 perspectivas distintas, como se ilustra en la Figura 4.1.

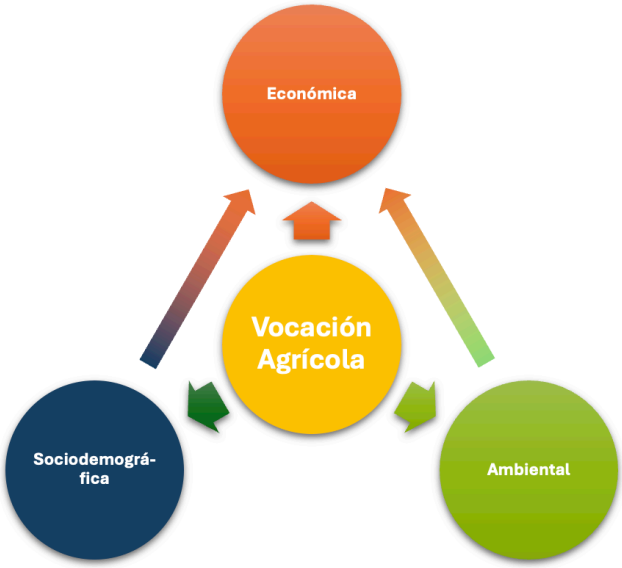


Figura 4.1: Vocación agrícola (Elaborado autor).

La primera es la sociodemográfica, que se relaciona con la inclinación de los individuos o grupos hacia las labores agrícolas (Binsar & Mauritsius, 2020; Olivares et al., 2020; Pérez-Belmont et al., 2021). La segunda dimensión aborda el aspecto ambiental, que está directamente relacionada con la tierra y las cualidades fisicoquímicas que incrementan la fertilidad del suelo, haciéndolo propicio para la agricultura y, por ende, adecuado para el cultivo (Gutiérrez García et al., 2020; Lozada Ordóñez et al., 2018; Nehaï & Guettouche, 2020; Picuno et al., 2019; Soares et al., 2018; Uzcanga Pérez et al., 2020). La última perspectiva se enfoca en el aspecto económico, utilizando la expresión vocación agrícola para referirse a la producción agrícola en alguna región (Avella et al., 2015; Badiani et al., 2017; Bessière, 2013; Cadavid et al., 2018; Gottero, 2019; Nawroski, 2019; Ordonez-Eraso et al., 2020).

Como se ilustró en la Figura 4.1, la vocación agrícola tiene 3 perspectivas diferentes. Las dos perspectivas fundamentales en las que se basa la vocación agrícola son la sociodemográfica y la ambiental; ambas tienen que estar presentes para que pueda surgir la tercera perspectiva, la económica. A continuación, se presenta la metodología utilizada para la construcción de la propuesta del modelo conceptual de la vocación agrícola y su descripción.

4.1 Metodología

Siendo esta parte de orden documental, la metodología que se utilizó fue de tipo descriptivo con enfoque mixto, en el cual se usaron, tanto técnicas de tipo cuantitativo como cualitativo (Creswell, 2014; Tamayo y Tamayo, 2011). El diseño metodológico se describe en la Figura 4.2 y consta de 5 etapas que son: recolección y depuración de la información, sistematización de la información, análisis de la información, construcción del modelo conceptual y evaluación del modelo conceptual. Para la primera etapa se emplearon las actividades propuestas en la declaración PRISMA.



Figura 4.2: Diseño metodológico vocación agrícola (Elaborado autor).

La primera actividad, de la primera etapa, es identificación. En esta se establecieron los criterios de inclusión y exclusión para la búsqueda en las bases de datos seleccionadas: Science Direct, Scopus, Web of Science, Academic Search Complete, Gale Academic OneFile, Complementary Index, Directory of Open Access y Journals, Supplemental Index. Los criterios de inclusión fueron publicaciones de artículos científicos de investigación o revisión en inglés, español y portugués, que presentan resultados de investigaciones académicas enfocadas en determinar las causas del aumento o disminución de la vocación agrícola en una región. Se excluyeron publicaciones anteriores al año 2.000 y las publicaciones que ofrecieran soluciones únicamente al sector privado y las que sólo se aplicaran al sector pecuario. En esta actividad se encontraron 244 publicaciones. La segunda actividad es la de selección, donde se eliminaron las publicaciones duplicadas que se encontraron en dos o más bases de datos, quedando 161 publicaciones. Luego se revisaron los títulos y resúmenes, según los criterios de inclusión y exclusión, reduciendo a 51 las publicaciones. La tercera actividad es elegibilidad que consiste en revisar completamente las 51 publicaciones seleccionadas, acorde con los criterios de inclusión y selección, quedando 29 publicaciones. La última actividad de esta etapa es la inclusión, la cual revisa si las publicaciones pueden ser analizadas cualitativa y cuantitativamente. Las 29 publicaciones cumplieron con este criterio.

En la construcción del modelo se agregó un conjunto de variables de política pública, para lo cual se realizó una revisión conceptual del tema y de las políticas públicas relacionadas en los últimos años, en Colombia.

La segunda etapa fue sistematización de la información. Esta etapa tuvo como objetivo identificar las causas y agruparlas en categorías, mediante una revisión sistemática de las publicaciones, identificando causas y variables, agrupándolas en categorías, utilizando cuadros comparativos.

La tercera etapa fue el análisis de la información, utilizando técnicas cuantitativas y cualitativas. Para encontrar las relaciones entre variables se realizaron pruebas chi-cuadrado (χ^2). Para este fin, se construyeron tablas de contingencia, que muestran la cantidad de publicaciones en las que aparece un mismo par de variables. Luego se realizó un análisis cualitativo de las publicaciones para determinar las relaciones causa-efecto.

La cuarta etapa fue la construcción del modelo conceptual gráfico, a partir de los resultados obtenidos en las etapas previas. Finalmente, la quinta etapa fue la evaluación de la propuesta del modelo conceptual por expertos, quienes, basados en sus conocimientos y experiencia, ayudaron a realizar ajustes al modelo. Se consultaron 10 expertos. Entre los perfiles se incluyeron doctores en ciencias económicas, políticas, ambientales o agrarias, con experiencia en investigaciones relacionadas y profesionales del sector productivo agrícola, con experiencia superior a 10 años.

4.2 Propuesta del modelo conceptual de la vocación agrícola

En el modelo conceptual se clasificaron las variables en cinco categorías: económicas, sociodemográficas, política pública, tecnológicas y ambientales. Las variables económicas son 57, distribuidas en cuatro subcategorías: producción agrícola, financiera, comercialización agrícola y otros sectores; la segunda categoría, sociodemográfica, comprende 44 variables; la tercera, política pública, cuenta con 34 variables; la categoría tecnológica consta de 5 variables, mientras que la ambiental tiene 4.

En la Figura 4.3 se presenta un diagrama funcional del modelo descrito por categorías. El núcleo del modelo son las variables de producción, porque ellas son las que están relacionadas directamente con la materialización de la vocación agrícola, que es la generación de productos agrícolas. Ésta se ve afectada por las variables sociodemográficas, las cuales están vinculadas a la cantidad de personas con vocación agrícola, ya sean empleados o usufructuarios. El incremento de personas con vocación agrícola propicia un mayor uso de la tierra para cultivos y, por consiguiente, un aumento en la producción (Martínez Hernández, 2017; Muñoz-Rios et al., 2020; Pérez-Belmont et al., 2021; Sofer, 2001).

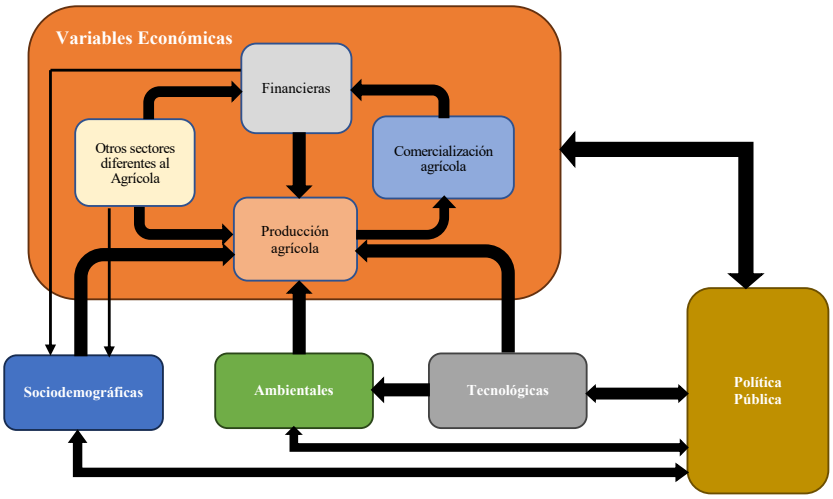


Figura 4.3: Diagrama funcional de la propuesta del modelo de la vocación agrícola (Elaborado autor).

Las variables ambientales son de suma importancia dentro del modelo. Asegurar una alta vocación agrícola de los suelos (Lozada Ordóñez et al., 2018; Uzcanga Pérez et al., 2020), acompañada del uso de prácticas agrícolas sostenibles que conserven esta vocación, contribuirá a una agricultura sostenible (Badiani et al., 2017; Gutiérrez García et al., 2020; Uzcanga Pérez et al., 2020; Zambon et al., 2016). También es fundamental garantizar una buena oferta hídrica para los cultivos (Martínez Hernández, 2017). Además, el modelo incluye la variabilidad climática dentro de las variables ambientales, la cual influye significativamente en la producción agrícola, especialmente las precipitaciones (Diack et al., 2017; Martínez Hernández, 2017; J. M. Sánchez, Rodríguez & Rivas, 2020).

Las variables tecnológicas también se incluyen en el modelo, ya que múltiples estudios han demostrado que la tecnología, como la maquinaria (Vázquez García, 2020) y el uso de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) (Cadavid et al., 2018; Rodrigues & Mosso, 2018), junto con nuevas y eficientes prácticas agrícolas (Badiani et al., 2017; Diack et al., 2017; Uzcanga Pérez et al., 2020; Zambon et al., 2016), pueden aumentar la producción agrícola, promoviendo la eficiencia en su proceso. Así mismo, las variables tecnológicas pueden promover las ambientales, mediante el desarrollo de nuevas prácticas agrícolas que fomenten el desarrollo sostenible y, por consiguiente, conserven la vocación agrícola de los suelos (Badiani et al., 2017; Gutiérrez García et al., 2020; Uzcanga Pérez et al., 2020; Zambon et al., 2016).

Las variables financieras inciden en la toma de decisiones de producción, así como en la vocación agrícola

de las personas, dado que están relacionadas con el valor económico generado por la producción a los interesados, como empleados y usufructuarios. Por ejemplo, a mayor utilidad, aumenta el incentivo para generar más productos agrícolas, lo que, a su vez, fomenta un mayor interés en desarrollar actividades agrícolas, incrementando así la vocación agrícola de las personas (Lozada Ordóñez et al., 2018; Muñoz-Rios et al., 2020; Picuno et al., 2019; Sofer, 2001; Zambon et al., 2016).

Por otro lado, otros sectores diferentes al agrícola ejercen una influencia negativa en las variables de producción y en las sociodemográficas. Esto se debe a que, si en esos sectores se pueden obtener mayores beneficios con menor riesgo, habrá menos personas interesadas en dedicarse a las labores agrícolas. En consecuencia, optarán por utilizar las tierras aptas para el cultivo, en otras actividades económicas (de Oliveira & Pena, 2021; Lozada Ordóñez et al., 2018; Mora Pacheco, 2015; Rodríguez Araújo, 2005; Vázquez García, 2020).

Las variables financieras son cruciales en la toma de decisiones sobre la dedicación a la producción agrícola. Por ejemplo, para asegurar una buena rentabilidad para los usufructuarios, es fundamental que el proceso de producción y comercialización sea eficiente. En este sentido, durante el proceso de comercialización, es importante que los productos agrícolas se vendan en su totalidad, minimizando las pérdidas asociadas al transporte, y que se comercialicen a un precio adecuado que permita alcanzar las utilidades proyectadas (Muñoz-Rios et al., 2020; Olivares et al., 2020; Sofer, 2001).

Las variables de política pública funcionan como un lazo realimentado en todo el sistema, las cuales, influyen en los otros sectores, buscando una mayor efectividad y eficiencia. Sin embargo, no siempre se logra este objetivo, dado por la racionalidad limitada de los formuladores de políticas, la influencia de los diferentes grupos de interés que intervienen en el proceso, la dificultad de llegar a acuerdos entre los diferentes interesados, la excesiva confianza de los tomadores de decisiones y la tendencia de atribuir a factores exógenos las fallas de las políticas (Lindblom, 1959; J. M. Sánchez, García & Narvaez, 2020). Este lazo realimentado crea un sistema incremental en el que la siguiente política generada debería tener una leve mejora, en comparación con la anterior, gracias al conocimiento adquirido en las políticas previas (Lindblom, 1959).

4.2.1 Modelo conceptual de las variables económicas (producción agrícola)

Como se observa en la Figura 4.4, a las variables de producción confluyen las demás categorías, por lo cual esta es la columna vertebral del modelo. Las dos variables dependientes principales que tiene esta categoría, son las variables de tierras cultivadas y cantidad de producción agrícola. Por tal razón, este modelo se puede dividir en estas dos.

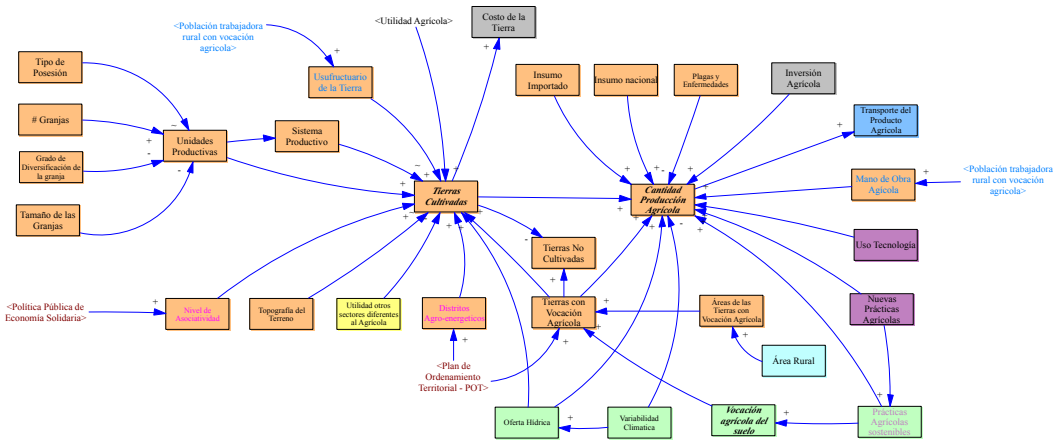


Figura 4.4: Diagrama Causal de las variables económicas - producción agrícola (Elaborado autor en Vensim®).

El usufructuario es quien decide cultivar las tierras con vocación agrícola, principalmente motivado por las utilidades que puede obtener. Además, otros factores pueden favorecer el uso de tierras con vocación agrícola, como la creación de distritos de agro-energéticos, los cuales promueven la autosuficiencia energética regional y generan nuevos empleos. Estos distritos pueden ser incentivados mediante políticas públicas que establezcan los Planes de Ordenamiento Territorial (POT) (Alvarado-Quiroa & Araya-Rodríguez, 2014; Gottero, 2019; Zambon et al., 2016).

El nivel de asociatividad contribuye a preservar la vocación agrícola (Dawoe et al., 2012; Gutiérrez García et al., 2020). Estudios demuestran que la pertenencia a asociaciones de agricultores facilita la interacción con otros eslabones de la cadena de valor, aumentando la competitividad (Helmsing, 2016; J. M. C. Sánchez et al., 2017). Así mismo, la topografía del terreno tiene un impacto significativo en el abandono agrícola (Beilin et al., 2014; Gellrich & Zimmermann, 2007; Koulouri & Giourga, 2007; Martínez Hernández, 2017), ya que los terrenos con pendientes pronunciadas dificultan la retención de humedad en el suelo, afectando la producción (Esteve Selma et al., 2003), y por ende, reduciendo la rentabilidad.

Las características de la granja y el tipo de cultivo son determinantes en el uso de las tierras para cultivos. Cultivos altamente rentables aumentan su demanda (Picuno et al., 2019). La diversificación de cultivos reduce el riesgo, aunque puede contribuir al abandono de tierras (Martínez Hernández, 2017). La fragmentación de las áreas agrícolas influye negativamente en la producción, porque aumenta las distancias de transporte de insumos y productos, así como las horas de trabajo (Bizimana et al., 2004; Kalantari & Abdollahzadeh, 2008; OECD & Commission, 2008). Además, el tipo de tenencia de la tierra incide, dado que la baja titularidad de las tierras de los campesinos puede ser un factor limitante (Muñoz-Rios et al., 2020; Sánchez Jiménez et al., 2018). Por otra parte, las tierras con vocación agrícola se ven afectadas por el crecimiento desordenado de las áreas urbanas, que las convierten en terrenos residenciales, y por prácticas agrícolas intensivas que degradan los suelos (Alvarado-Quiroa & Araya-Rodríguez, 2014; Hernández-Flores et al., 2009; Lozada Ordóñez et al., 2018; Martínez Hernández, 2017; Mazzocchi et al., 2013).

En cuanto a la producción agrícola, hay varios factores que influyen en su éxito. Es crucial contar con recursos naturales como tierras aptas para el cultivo y suficiente oferta hídrica (Martínez Hernández, 2017; Picuno et al., 2019). La calidad de los insumos, tanto importados como nacionales, es esencial (Muñoz-Rios et al., 2020). El uso de tecnología como maquinaria y las TIC, aumentan la productividad (Cadavid et al., 2018; Rodrigues & Mosso, 2018). Además, se requiere mano de obra calificada con vocación agrícola, con conocimientos en prácticas agrícolas sostenibles (Badiani et al., 2017; Gutiérrez García et al., 2020; Mena Report, 2017; Nawroski, 2019; Pantoja Narvaez & Rodriguez Escobar, 2017; Uzcanga Pérez et al., 2020). Finalmente, se necesitan recursos financieros suficientes para asegurar la producción y también para realizar inversiones en pro de mejorar la productividad, recursos que se pueden obtener a través de fuentes propias o mediante créditos de inversión. (Muñoz-Rios et al., 2020).

En resumen, para lograr una producción agrícola eficiente y perdurable en el tiempo es necesario asegurar que confluyan diversos factores sociales, ambientales y económicos, demostrando la importancia de estos y la necesidad de generar políticas que aborden estas perspectivas para asegurar su sostenibilidad que, a su vez, se encuentren alineadas con los objetivos de desarrollo sostenible de la ONU.

4.2.2 Modelo conceptual de las variables económicas (comercialización agrícola)

En la Figura 4.5 se muestra el diagrama causal de las variables económicas de comercialización agrícola, propuestas para el modelo conceptual de la vocación agrícola. Las variables de comercialización agrícola son eslabones vitales en la cadena de valor, ya que conectan la producción agrícola con el consumidor final y las variables financieras.

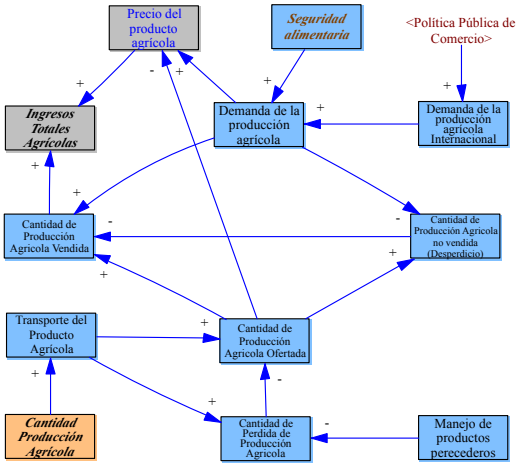


Figura 4.5: Diagrama causal de las variables económicas - comercialización agrícola (Elaborado autor en Vensim®).

El proceso comienza con el transporte del producto agrícola, desde el lugar de producción, hasta los centros de acopio. Este transporte denominado “Transporte del Producto Agrícola” en el modelo, puede realizarse mediante camiones, trenes u otros tipos de transporte, o una combinación de estos. Durante el transporte, existe el riesgo que se pierda parte de la producción, particularmente de productos perecederos. Esta pérdida puede ser consecuencia de factores internos, como un almacenamiento inadecuado del producto que no garantice la conservación óptima del producto, y externos, como tiempos prolongados de transporte no programados, ocasionados por causas naturales, como derrumbes en las vías, o causas sociales, como bloqueos de rutas por comunidades, como instrumento de protesta (Muñoz-Rios et al., 2020; Olivares et al., 2020).

Una vez en los centros de acopio, el agricultor ofrece su producto, cuyo precio suele ser volátil y determinado por la demanda del momento (Muñoz-Rios et al., 2020; Sofer, 2001). La porción de producción agrícola no vendida se considera desperdicio. La cantidad vendida y el precio de venta están influenciados por la demanda del mercado, que se rige por una demanda local para satisfacer las necesidades alimentarias de la población y además, puede ser influenciada por los mercados internacionales, según las políticas públicas de comercio, implementadas (Muñoz-Rios et al., 2020; Olivares et al., 2020; Sofer, 2001).

Los ingresos totales del agricultor se componen de la cantidad de producción agrícola vendida, multiplicada por el precio del producto. Estos ingresos deben superar los costos totales para generar utilidades y cubrir, por lo menos, las necesidades básicas del agricultor y de su entorno familiar.

4.2.3 Modelo conceptual de las variables económicas (financieras)

En la Figura 4.6 se muestra el diagrama causal de las variables financieras. Las variables financieras representan uno de los criterios principales que utiliza el usufructuario, para decidir sobre el uso de la tierra. Las utilidades actúan como el costo de oportunidad para el usufructuario; si surge una opción de uso de la tierra más rentable y menos riesgosa, es probable que opte por cambiar el uso de esta. Varios estudios han documentado cómo los usufructuarios han cambiado el uso de las tierras con vocación agrícola, por otras activades económicas como turismo, ganadería o minería (Mora Pacheco, 2015; Rodríguez Araújo, 2005; Sánchez Jiménez et al., 2018), debido a la baja rentabilidad y los altos riesgos asociados (Cervantes-Astorga et al., 2021; Lozada Ordóñez et al., 2018; Muñoz-Rios et al., 2020; Olivares et al., 2020).

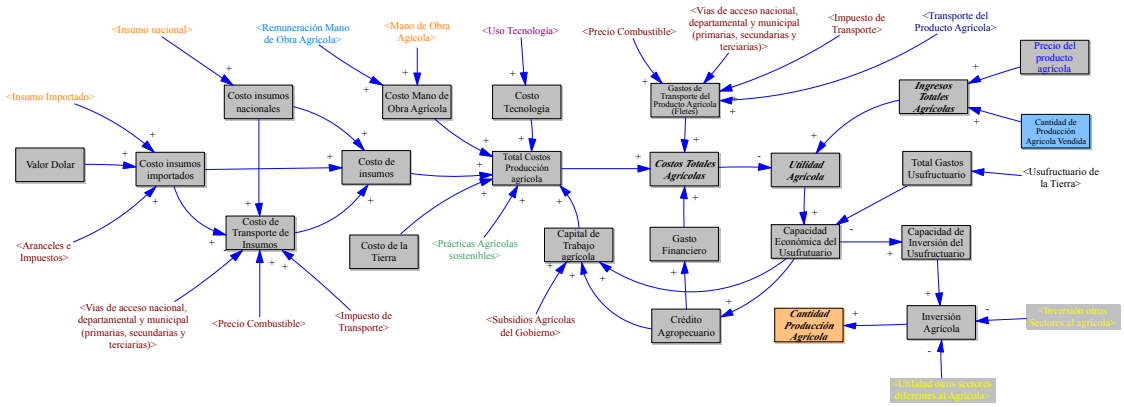


Figura 4.6: Diagrama causal de las variables económicas - Financiera (Elaborado autor en Vensim®).

En este conjunto de variables financieras, la principal variable dependiente es la utilidad agrícola, que se calcula restando los costos totales, de los ingresos totales agrícolas. A su vez, los ingresos totales agrícolas se obtienen de la venta total del producto, que es la cantidad de producción agrícola por el precio del producto en el mercado. Los costos totales agrícolas, corresponden a los costos y gastos.

Los costos son las erogaciones y cargos asociados directamente con la producción agrícola (Ministerio de Hacienda de la Republica de Colombia, 1993; Plan Unico de Cuentas Colombia, 2022). Estos costos pueden desglosarse en los siguientes rubros: costos de los insumos, costo de la mano de obra, costos tecnológicos y costos de la tierra. Los costos de insumos varían según el uso de insumos nacionales e importados, así como el transporte de estos. El valor de los insumos importados depende de la tasa de cambio del dólar y la moneda local. El costo de mano de obra se calcula multiplicando la cantidad de mano de obra utilizada, durante el proceso de producción, por la remuneración agrícola. Esta remuneración agrícola no se limita únicamente al salario, sino también puede incluir beneficios no financieros, como vivienda y alimentación. El costo tecnológico abarca todos los costos asociados con el uso de tecnología, durante la producción agrícola. Aunque el uso de maquinaria u otras tecnologías como las TIC pueden generar costos elevados, se justifican porque aumentan la producción. Estos costos tienen una relación inversa con el costo de mano de obra. Al costo de la tierra corresponde el pago que el usufructuario debe realizar por el uso del terreno, en caso de arrendamiento. Si el usufructuario es propietario del terreno, este costo se traduce en el costo de oportunidad, es decir, la ganancia que se pierde al decidir no arrendar el terreno a otra persona.

Las prácticas agrícolas influyen en los costos de producción. Las prácticas agrícolas intensivas pueden aumentar las utilidades a corto plazo, pero tienen efectos negativos sobre el medio ambiente, lo que conlleva consecuencias a largo plazo de reducir las utilidades futuras. Al contrario, las prácticas agrícolas sostenibles, pueden reducir las utilidades a corto plazo, pero al ser amigables con el ambiente, preservan la vocación agrícola de los suelos y generan beneficios económicos a largo plazo, promoviendo así una agricultura sostenible.

Los gastos de transporte del producto agrícola son los gastos incurridos por el agricultor en el transporte de su producto agrícola, desde la unidad productiva hasta el centro de acopio, también conocidos como fletes o gastos de distribución. El valor de los fletes está determinado por diversos factores, entre ellos, el tipo de transporte empleado, el precio del combustible del transporte utilizado (generalmente diesel o gasolina), las vías utilizadas y las características de las vías, incluyendo la distancia y la calidad de estas. Además, los impuestos asociados al transporte, como el impuesto al combustible y los peajes de acceso a las vías.

El capital de trabajo corresponde al recurso financiero corriente disponible por el usufructuario, necesario para llevar a cabo todas las etapas del proceso de producción hasta la venta del producto. Estos recursos pueden provenir de fondos propios del agricultor, créditos agropecuarios o subsidios gubernamentales (Con-

traloria General de la República, 2020). En el caso de utilizar créditos agrarios, los intereses generados se consideran gastos financieros que afectan el costo total.

La capacidad económica del usufructuario se calcula restando los gastos totales del agricultor, de las utilidades obtenidas. Esta capacidad determina su capacidad de inversión: con ésta el agricultor puede optar por reinvertir en la producción agrícola para aumentarla y diversificar en otros sectores. Además, esta capacidad afecta su acceso a créditos agrarios y subsidios agropecuarios.

En síntesis, la utilidad se calcula restando los costos totales de las ventas del producto agrícola. Estos costos totales comprenden los costos de producción que incluyen mano de obra, insumos, tecnología y la tierra, además de los gastos adicionales, como los costos de transporte y financieros. Las prácticas agrícolas empleadas tienen un impacto significativo en la variación de los costos e influyen en los resultados a largo plazo. Una vez obtenidas las utilidades, el usufructuario puede decidir reinvertirlas en la producción agrícola o explorar otras opciones de inversión en diferentes sectores, ya sea para diversificar y reducir el riesgo o porque percibe mayores beneficios económicos en otros campos.

4.2.4 Modelo conceptual de las variables económicas (otros sectores diferentes al agrícola)

En la Figura 4.7, se presenta el diagrama causal de las variables económicas de otros sectores. Estos sectores, distintos al agrícola, pueden influir en la decisión de cultivar o no. En la revisión sistemática se identificó que los tres sectores que mayor impacto negativo tienen en el agrícola son la ganadería, la minería y el turismo (de Oliveira & Pena, 2021; Lozada Ordóñez et al., 2018; Mora Pacheco, 2015; Rodríguez Araújo, 2005; Sánchez Jiménez et al., 2018; Vázquez García, 2020).

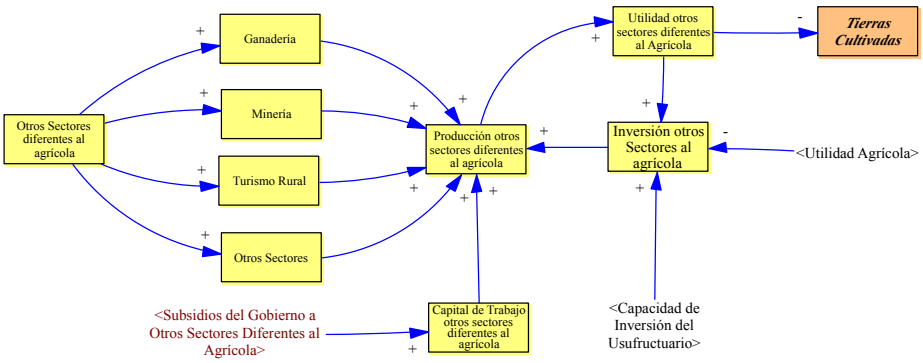


Figura 4.7: Diagrama causal de las variables económicas - otros sectores diferentes al agrícola (Elaborado autor en Vensim®).

La migración hacia otros sectores económicos se explica principalmente por la baja rentabilidad que ofrece el sector agrícola, en comparación con otros (Lozada Ordóñez et al., 2018; Muñoz-Rios et al., 2020), así como el menor riesgo asociado a estas alternativas (Muñoz-Rios et al., 2020). Esta situación lleva a que el usufructuario agrario considere cambiar a otras actividades económicas. Además, el sector agrícola enfrenta numerosos riesgos, como enfermedades y plagas de los cultivos, lluvias extremas o sequía, aumento de los costos de los insumos, bajo precio de venta de los productos agrícolas, por deficiencias en el mercado (Muñoz-Rios et al., 2020). Asimismo, las políticas públicas pueden fomentar el abandono de la vocación agrícola en una región, al incentivar el desarrollo en otros sectores, a través de subsidios o beneficios fiscales (Mora Pacheco, 2015; Vázquez García, 2020).

4.2.5 Modelo conceptual de las variables sociodemográficas

En el diagrama causal de las variables sociodemográficas, representado en la Figura 4.8, la variable dependiente es la "Población trabajadora rural con vocación agrícola", la cual determina la proporción de la población que se dedica a labores agrícolas. El modelo se puede dividir en tres partes: la primera, muestra el crecimiento poblacional de las zonas urbanas y rurales; la segunda parte indica la proporción de la población, tanto rural como urbana, que trabaja en las zonas rurales; y la tercera describe la proporción de personas que trabajan en la zona rural y se dedican a labores agrícolas.

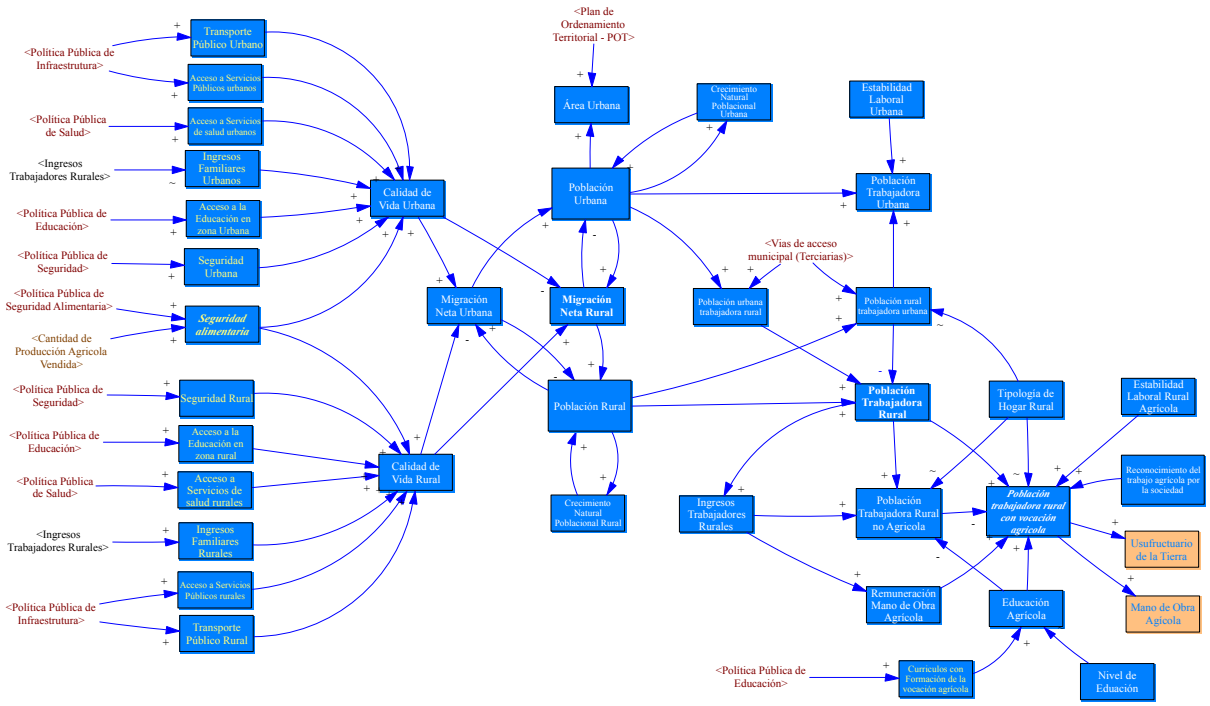


Figura 4.8: Diagrama causal de las variables sociodemográficas (Elaborado autor en Vensim®).

La primera parte que describe el crecimiento poblacional de las zonas urbanas y rurales, es el resultado principalmente de dos factores: El primero es el crecimiento natural de la población, mientras que el segundo factor es la migración, motivado principalmente por el deseo de mejorar la calidad de vida (Muñoz-Rios et al., 2020; Olivares et al., 2020; Paquette & Domon, 2003; Pérez-Belmont et al., 2021; Sofer, 2001). Las personas evalúan su calidad de vida, en función de diversas características, priorizando aquellas que son de sus intereses (Ferrans, 1990; Haas, 1999; Lawton, 1999). Entre estas incluyen los ingresos familiares, acceso a servicios de salud, acceso a servicios públicos, acceso a la educación, calidad del transporte público, percepción de seguridad y seguridad alimentaria (Kinra et al., 2020; Muñoz-Rios et al., 2020; Pérez-Belmont et al., 2021; Sánchez Jiménez et al., 2018). Aunque existen más aspectos a considerar, estas son las mínimas que se deben evaluar.

La segunda parte expone la cantidad de personas que trabajan en la zona rural. Parte de la población rural trabaja en esta misma zona y la otra parte en entornos urbanos, situación similar a la población urbana, donde algunos trabajan en entornos urbanos y otros en áreas rurales. La motivación para trabajar en un entorno u otro depende principalmente de tres factores: el primero es la residencia del individuo, ya que prefieren trabajar donde residen, ya sea en un entorno urbano o rural; el segundo factor son las condiciones laborales que incluyen salario y la estabilidad laboral (Muñoz-Rios et al., 2020); el tercer factor es la accesibilidad, donde se evalúa la facilidad para desplazarse entre zonas urbanas y rurales, o viceversa (Muñoz-Rios et al., 2020).

La última parte determina cuántos de los trabajadores rurales se dedican a labores agrícolas. Diversas investigaciones han identificado factores que influyen en la vocación agrícola del individuo. Tales factores incluyen su nivel académico y formación, observando si han tenido formación agrícola desde temprana edad (Gutiérrez García et al., 2020; Mena Report, 2017; Muñoz-Rios et al., 2020; Nawroski, 2019; Pantoja Narvaez & Rodriguez Escobar, 2017; Sofer, 2001). Las condiciones laborales, como remuneración y estabilidad laboral, también desempeñan un papel importante (Muñoz-Rios et al., 2020). La tipología familiar también influye, donde la falta de decendencia provoca que no se continúe con la vocación agrícola familiar (Martínez Hernández, 2017; Muñoz-Rios et al., 2020; Sofer, 2001). Por último, la falta de reconocimiento social puede afectar, ya que la sociedad no siempre reconoce la labor agrícola como generador de estatus social en algunos países en vía de desarrollo como Colombia (Muñoz-Rios et al., 2020; Pérez-Belmont et al., 2021).

Las variables de políticas públicas indican qué aspectos pueden afectar a las sociodemográficas. Estas políticas pueden abarcar áreas como salud, educación, seguridad, infraestructura, seguridad alimentaria, entre otras, evidenciando la necesidad de generar políticas públicas agrarias, integrales (Muñoz-Rios et al., 2020; Pantoja Narvaez & Rodriguez Escobar, 2017; Sánchez Jiménez et al., 2018).

4.2.6 Modelo conceptual de las variables tecnológicas

En la Figura 4.9 se presenta el diagrama causal de las variables tecnológicas. Una política pública en ciencia, tecnología e innovación puede impulsar la oferta tecnológica en el sector agrario. Esta oferta tecnológica está compuesta por tres variables dentro del modelo conceptual, que incluyen la maquinaria, las TIC y nuevas prácticas agrícolas. Tanto el uso de maquinaria, como el empleo de las TIC, contribuyen a mejorar los procesos de producción, formando parte de la variable Uso de Tecnología (Cadavid et al., 2018; Rodrigues & Mosso, 2018). Además, en el ámbito de la oferta tecnológica es posible desarrollar nuevas prácticas agrícolas, destinadas a aumentar la productividad, siempre y cuando estas prácticas sean diseñadas para ser amigables con el medio ambiente. Estas prácticas son conocidas como prácticas agrícolas sostenibles, las cuales garantizan un desarrollo sostenible (Badiani et al., 2017; Gutiérrez García et al., 2020; Uzcanga Pérez et al., 2020; Zambon et al., 2016).

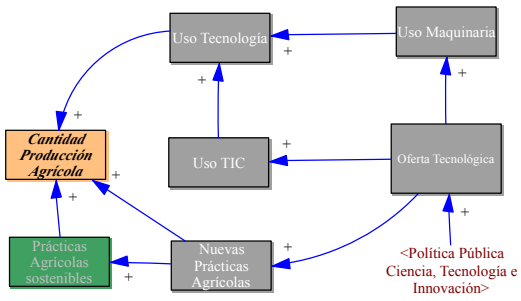


Figura 4.9: Diagrama causal de las variables tecnológicas (Elaborado autor en Vensim®).

4.2.7 Modelo conceptual de las variables ambientales

En la Figura 4.10 se muestra el diagrama causal de las variables ambientales. Estas variables pueden ser influenciadas por políticas públicas relacionadas con el medio ambiente, el desarrollo sostenible o el cambio climático. En este diagrama se destaca la importancia de las variables ambientales, que inciden directamente en tres variables de producción que son: las tierras con vocación agrícola, las tierras cultivadas y la producción agrícola.

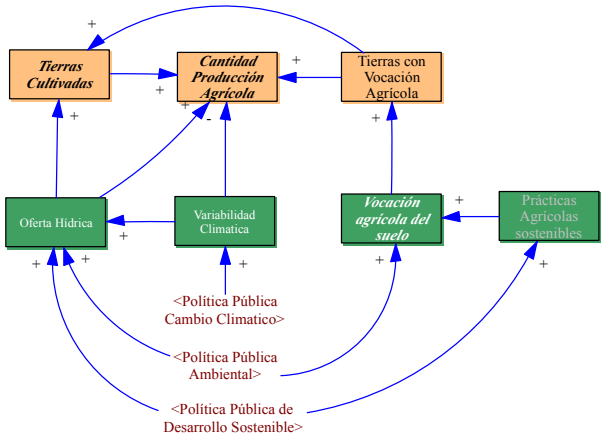


Figura 4.10: Diagrama causal de las variables ambientales (Elaborado autor en Vensim®).

La variabilidad climática, especialmente las precipitaciones, ejercen un impacto significativo, tanto en la producción agrícola como en la oferta hídrica de la región (Martínez Hernández, 2017; Muñoz-Rios et al., 2020). El problema se ha agravado en los últimos años por el efecto del cambio climático, que ha intensificado la variación climática. Por ejemplo, en los países ubicados en el trópico como Colombia, los fenómenos de "El niño" y "La niña" se han vuelto más frecuentes (Martínez Hernández, 2017; Muñoz-Rios et al., 2020; Zambon et al., 2016).

Además, es crucial conservar la vocación agrícola de los suelos propicios para el cultivo, que se ha visto comprometida en varias regiones del mundo, debido a la agricultura intensiva (Lozada Ordóñez et al., 2018; Martínez Hernández, 2017). Por tal razón, resulta fundamental el desarrollo e implementación de nuevas prácticas agrícolas sostenibles, que garanticen la conservación de las características fisicoquímicas del suelo a lo largo del tiempo. De esta manera, se puede asegurar una producción agrícola óptima, alineada con los objetivos de desarrollo sostenible (Badiani et al., 2017; Gutiérrez García et al., 2020; Uzcanga Pérez et al., 2020; Zambon et al., 2016).

4.2.8 Modelo conceptual de las variables de política pública

En la Figura 4.11 se presenta el diagrama causal de las variables de política pública. La elaboración de este diagrama se basó en el modelo incremental, el modelo de caneca de basura, y principalmente, el modelo de corrientes múltiples (Cohen et al., 1972; Kingdon & Thurber, 2011; Lindblom, 1959). Además, se revisaron diversas investigaciones referentes a los procesos de formulación de políticas públicas agrarias (Abarca et al., 2017; Albornoz et al., 2016; Boza, 2013; Escalante et al., 2013; Guanziroli, 2014; Núñez & Osses, 2014; Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), 2015; Rodríguez Sperat, 2014; Suárez, 2015; Temprano, 2013). De igual manera, se realizó un análisis del proceso de formulación de políticas públicas en el contexto colombiano, examinando las políticas públicas promulgadas en los documentos CONPES (Consejo Nacional de Política Económica y Social) del DNP (Departamento Nacional de Planeación), entre los años 2006 y 2022, las cuales pueden incidir en la vocación agrícola del país.

John Kingdon propuso que en el proceso de formulación de políticas públicas convergen tres corrientes distintas (Kingdon & Thurber, 2011): La primera corriente se centra en los problemas, que en el modelo se ve reflejada en las variables de utilidades agrícolas, como la baja rentabilidad del sector, el escaso reconocimiento social del trabajo agrícola y problemas de seguridad alimentaria, entre otros problemas relacionados (Food and Agriculture Organization (FAO) et al., 2018; Muñoz-Rios et al., 2020; Pérez-Belmont et al., 2021; Sofer, 2001). La segunda corriente aborda las posibles políticas públicas que podrían resolver el problema

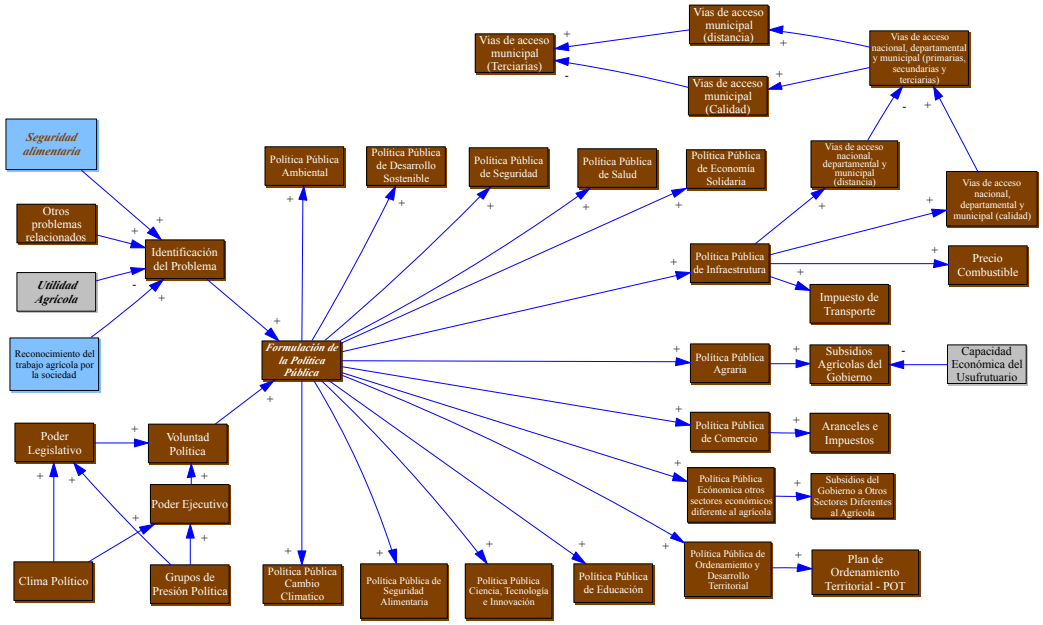


Figura 4.11: Diagrama causal de las variables política pública (Elaborado autor en Vensim®).

identificado. En esta corriente se generan múltiples ideas de solución, algunas de las cuales sobrevivirán o se fusionarán con otras, dando lugar a una política pública final. La selección de estas soluciones se basa en criterios de viabilidad técnica y congruencia con los valores de la comunidad (Campos, 2018). En el modelo se observa un conjunto de políticas públicas, cuyos nombres son genéricos y sirven como guía general. La tercera corriente se relaciona con los factores políticos que pueden influir en la agenda política y determinar si se adopta o no una política pública: el clima político, los grupos de presión y los intereses del poder ejecutivo y el legislativo.

5 Diseño del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia usando variables sociodemográficas

Para el diseño del modelo computacional se utilizaron el modelo conceptual y la base de datos construida, se realizó además el análisis estadístico de correlación para identificar las variables que mejor se relacionaban con las variables dependientes, y de esta forma seleccionar las más adecuadas para el diseño.

Inicialmente, la estructura general del modelo computacional se dividió en tres partes al igual que el modelo conceptual. La primera parte estima la población urbana y rural considerando el impacto de la migración en estas, lo que permite calcular la población económicamente activa y la población ocupada y desocupada de las zonas rurales y urbanas. La segunda parte evalúa qué proporción de la población rural trabaja en zonas urbanas y viceversa. La tercera parte se centra en los trabajadores rurales, determinando cuántos se dedican a actividades agrícolas y no agrícolas.

Como se explicó en la metodología, se aplicó una prueba de normalidad a la base de datos para identificar la distribución de los datos y definir si era apropiado usar el coeficiente de correlación de Pearson o de Spearman. De las 311 variables analizadas, solo cuatro presentaron una distribución normal (personas en zona urbana que usan Internet diariamente, proporción de hogares biparentales con hijos en zonas rurales y urbanas). Dado que la mayoría de las variables no seguían una distribución normal, se optó por utilizar el coeficiente de correlación de Spearman.

El análisis de correlación se aplicó a dos estructuras de la base de datos: una que incluía los 29 departamentos seleccionados sin los datos de vías, y otra que incluía los datos de vías, pero con solo 25 departamentos que disponían de esta información. Esto permitió evaluar la influencia de las vías en el modelo sin perder de vista la influencia del conjunto completo de departamentos. Los resultados de las correlaciones obtenidas se pueden consultar en el Anexo 5 (estructura de 25 departamentos) y el Anexo 6 (estructura de 29 departamentos).

Se seleccionaron las variables con un p-value menor a 0.05, lo que permitió rechazar la hipótesis nula. Entre las variables preseleccionadas, se priorizaron aquellas con un coeficiente de correlación de Spearman superior a 0.3, que es una correlación moderada y permite la convergencia del sistema computacional. Sin embargo las variables con coeficientes de correlación muy altos, superior a 0.8 no se utilizaran dentro de la implementación del modelo computacional para evitar problemas de multicolinealidad.

Finalmente, con el análisis se determinó que la mejor estructura para el modelo computacional es la presentada en la Figura 5.1.

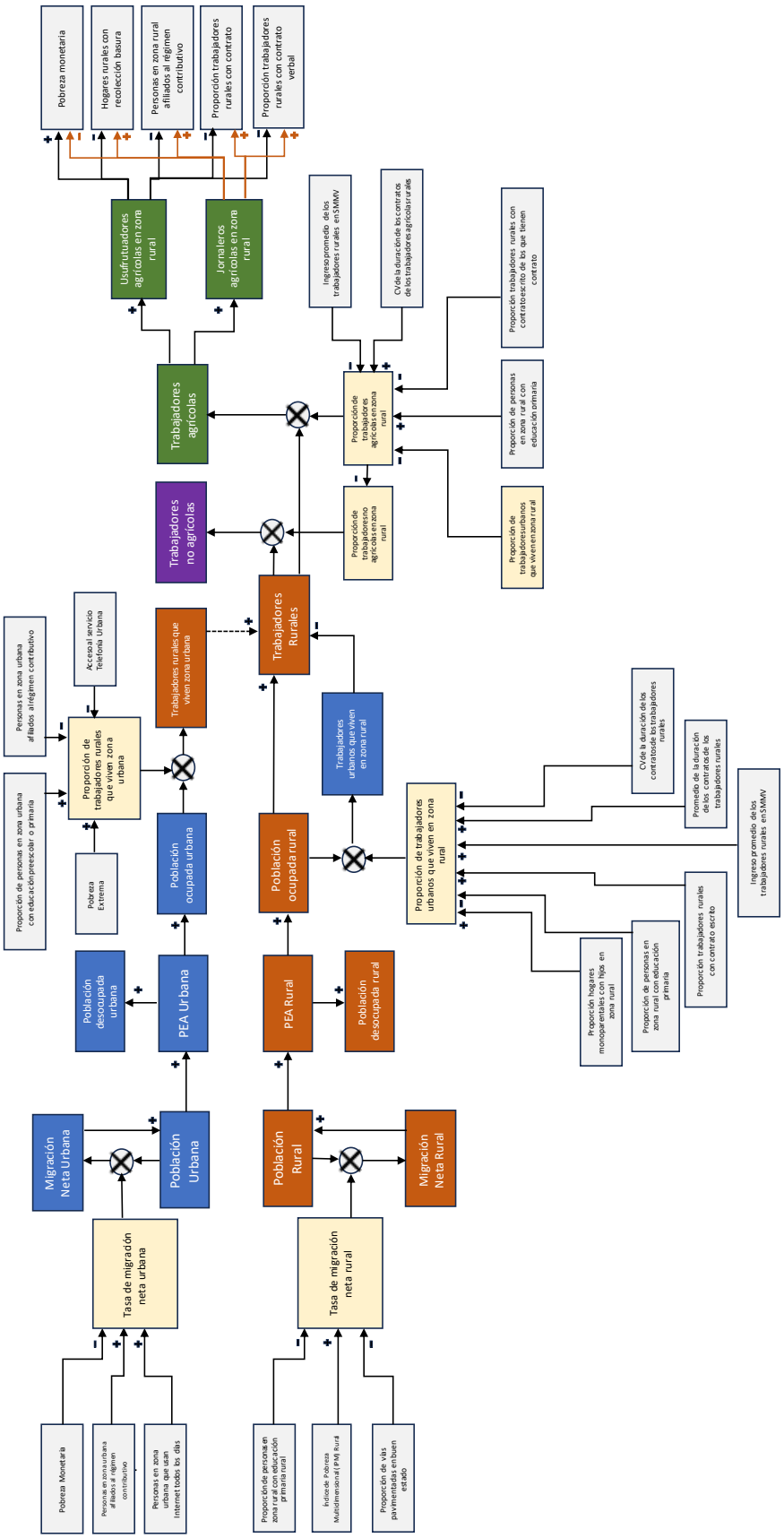


Figura 5.1: Diagrama del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia de las variables sociodemográficas (Elaborado autor).

Como se muestra en la Figura 5.1, el modelo computacional propuesto se divide en cinco partes. La primera parte aborda la Población Económicamente Activa (PEA) urbana y su relación con la migración neta urbana. La segunda parte se enfoca en los trabajadores rurales que viven en zona urbana y su relación con los trabajadores rurales. La tercera parte sería la Población Económicamente Activa (PEA) rural y su relación con la migración neta rural. La cuarta analiza a los trabajadores rurales y la relación con los trabajadores urbanos que viven en zonas rurales. Finalmente, la quinta parte se centra en los trabajadores agrícolas en zonas rurales.

5.1 Relación de la migración neta urbana en la población económicamente activa urbana

Esta parte del modelo se puede dividir en dos secciones. La primera corresponde a la variable "Tasa de migración neta urbana" y la segunda corresponde a la variable "PEA Urbana". Por lo cual, la explicación y análisis se dividirá en estas dos variables.

5.1.1 Tasa de migración neta urbana

Esta sección del modelo examina la relación de la migración neta con la población urbana, así como las variables relacionadas con este fenómeno. La migración neta se define como la diferencia entre la inmigración y la emigración. Si la inmigración neta es positiva, indica que ingreso más población de la que salió, lo que aumenta la población. En cambio, si es negativa, significa que más personas emigraron que inmigraron, lo que provoca una disminución de la población. Por lo tanto, la relación entre la población y la migración neta es positiva. La tasa de migración neta se calcula dividiendo la migración neta del departamento (i) entre el total de la población del departamento (i) y multiplicado el resultado por el 100 %, como se muestra en la Ecuación 5.1.

$$\text{Tasa de migración neta} = \frac{\text{migración neta}}{\text{población total}} \times 100\,\% \tag{5.1}$$

Se identificaron las variables que se relacionan con la tasa de migración neta urbana y, por ende, con la migración neta y la población urbana. En la Tabla 5.1 se presentan los coeficientes de correlación de Spearman que cumplen con los criterios establecidos: un p-value menor a 0.05, un coeficiente superior a 0.3 y su coherencia con el modelo conceptual.

Tabla 5.1: Correlaciones de las variables relacionadas con la tasa de migración neta urbana.

Coeficiente de correlación Spearman	**Tasa de migración neta urbana**	**Pobreza monetaria**	**Personas en zona urbana afiliados al régimen contributivo**	**Personas en zona urbana que usan Internet todos los días**
Tasa de migración neta urbana	1.00000	-0.38300	0.35140	0.40780
Pobreza monetaria	-0.38300	1.00000	-0.77560	-0.27120
Personas en zona urbana afiliados al régimen contributivo	0.35140	-0.77560	1.00000	0.26490
Personas en zona urbana que usan Internet todos los días	0.40780	-0.27120	0,26490	1.00000

La tasa de migración neta urbana de los departamentos tiene una correlación negativa con la pobreza monetaria, lo que significa que, en los departamentos donde la pobreza monetaria es alta, la migración neta

urbana es baja, indicando así que es mayor el número de personas que emigran que el número de las que inmigran (Nogales & Oldiges, 2021). También se observa una correlación positiva entre la tasa de migración neta urbana y el número de personas afiliadas al sistema contributivo, lo que sugiere que un mayor nivel de empleo formal está asociado con una menor emigración (Bahar et al., 2021; Dinler, 2016; Dix-Carneiro & Kovak, 2019). La variable "Personas que usan Internet todos los días" puede considerarse una variable de calidad de vida y se correlaciona positivamente con la migración neta urbana (Hidayat et al., 2023). Para un análisis más detallado de esta variable, se examinarán aquellas con las que presenta una correlación fuerte, con un coeficiente de Spearman superior a 0.7. Estas correlaciones se presentan en la Tabla 5.2.

Tabla 5.2: Correlaciones fuertes con la variable "Personas en zona urbana que usan Internet todos los días".

Coeficiente de correlación de Spearman	Personas en zona urbana que usan Internet todos los días	Ingreso promedio de los trabajadores urbanos
Personas en zona urbana que usan Internet todos los días	1.00000	0.74770
Ingreso promedio de los trabajadores urbanos	0.74770	1.00000

Como se observa en la Tabla 5.2, la variable "Personas que usan Internet todos los días" tiene una fuerte correlación positiva con el ingreso promedio de los trabajadores urbanos. Esto indica que el uso diario de Internet puede servir como un indicador de ingresos de la población en un departamento. Por consiguiente, un mayor número de personas que utilizan Internet a diario sugiere que los sueldos en promedio son más altos (D. A. Martin, 2018). En consecuencia, en un departamento en el cual los ingresos en promedio de los trabajadores urbanos son altos la migración neta es positiva (Babar et al., 2019; Khalid & Urbański, 2021; Peter et al., 2020; Rungmanee, 2016), indicando que los ingresos son un factor de atracción.

Al analizar las correlaciones entre las variables independientes, se observa una fuerte correlación negativa entre la pobreza monetaria y las personas afiliadas al sistema contributivo (Salam et al., 2020). Esto sugiere que en los departamentos donde se presente menor pobreza monetaria habrá mayor número de personas afiliadas al sistema contributivo y habrá una migración neta positiva. Por lo cual la pobreza monetaria es un factor de expulsión y la afiliación al sistema contributivo un factor de atracción.

En resumen, cuando la migración neta urbana en un departamento es negativa se asocia con una pobreza monetaria alta, y con un número de afiliados al sistema contributivo bajo y también con unos ingresos promedio de los trabajadores urbanos bajos. Además, una baja afiliación al sistema contributivo está asociada a una alta pobreza monetaria. Por lo tanto, en los departamentos donde la migración neta urbana es positiva se presentan altos niveles de empleo formal en las zonas urbanas y altos ingresos promedio de los trabajadores.

5.1.2 Población económicamente activa urbana

En la Tabla 5.3, se observan los coeficientes de correlación de Spearman de las variables que se correlacionan con la PEA Urbana. La variable PEA Urbana tiene una muy alta correlación con las demás variables: población urbana, población ocupada urbana y población desocupada urbana. Esto señalaría que la información que proporcionan es prácticamente la misma, ya que la población ocupada y desocupada conforman la Población Económicamente Activa (PEA), y la PEA está contenida dentro de la población urbana. Por lo tanto, no es necesario implementar computacionalmente estas variables, ya que no aportarían información adicional al sistema.

Tabla 5.3: Correlaciones de las variables relacionadas con PEA urbana.

Coeficiente de Correlación de Spearman	Población urbana	PEA urbana	Población ocupada urbana	Población desocupada urbana
Población urbana	1.00000	0.99070	0.98870	0.94600
PEA urbana	0.99070	1.00000	0.99840	0.95090
Población ocupada urbana	0.98870	0.99840	1.00000	0.93720
Población desocupada urbana	0.94600	0.95090	0.93720	1.00000

5.2 Trabajadores rurales que viven en zona urbana

En esta parte se analizó el número de personas que, viviendo en zonas urbanas, trabajan en áreas rurales. Este número se calcula multiplicando la población ocupada en zona urbana por la proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana. Además, estos trabajadores deben estar positivamente correlacionados con el total de trabajadores rurales. Por lo tanto, el análisis de esta parte del modelo computacional se centrará en las variables proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana y su correlación con el total de los trabajadores rurales.

5.2.1 Proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana

En la Tabla 5.4, se observan los coeficientes de correlación de Spearman de las variables independiente que cumplen con los criterios establecidos, así como la variable dependiente "Proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana".

Tabla 5.4: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con "Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana".

Coeficiente de correlación de Spearman	Pobreza extrema	Hogares urbanos con telefonía	Personas en zona urbana afiliados al régimen contributivo	Proporción de personas en zona urbana con educación preescolar o primaria	Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana
Pobreza extrema	1.00000	-0.66330	-0.68390	0.12010	0.35720
Hogares urbanos con telefonía	-0.66330	1.00000	0.70700	-0.11680	-0.41100
Personas en zona urbana afiliados al régimen contributivo	-0.68390	0.70700	1.00000	-0.33210	-0.36400
Proporción de personas en zona urbana con educación preescolar o primaria	0.12010	-0.11680	-0.33210	1.00000	0.37160
Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana	0.35720	-0.41100	-0.36400	0.37160	1.00000

Como se observa en la Tabla 5.4, las variables de pobreza extrema y proporción de personas en zona urbana con educación preescolar o primaria se correlacionan positivamente con la proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana (V. Bhatt et al., 2020). Esto sugiere que en los departamentos que tienen una alta proporción de población urbana con bajos niveles de escolaridad y en situación de pobreza extrema, tienen mayores proporciones de trabajadores que viven en zona urbana pero trabajan en zona rural.

Por otro lado, las variables "Hogares urbanos con telefonía" y "Personas en zona urbana afiliados al régimen

contributivo" se correlacionan negativamente con la variable dependiente (V. Bhatt et al., 2020). Esto indicaría que en los departamentos donde hay mayor proporción de personas que trabajen en zonas rurales pero vivan en zonas urbanas, hay menor cantidad de personas afiliadas al régimen contributivo y con menor de acceso al servicio de telefonía.

Además, la variable "pobreza extrema" presenta una correlación negativa moderada con "Hogares urbanos con telefonía" y "Personas afiliadas al régimen contributivo" (Coraggio, 2019). De manera adicional, se observa una fuerte correlación positiva entre "hogares urbanos con telefonía" y "personas afiliadas al régimen contributivo" con coeficiente de Spearman de 0.707, lo que indica que un mayor porcentaje de personas afiliadas al régimen contributivo se asocia a la calidad de vida de la población urbana de los departamentos, reflejado en un mayor acceso a servicios de telefonía y una reducción del porcentaje de población en situación de pobreza extrema. Sin embargo, en los departamentos donde el número de trabajadores rurales que viven en zonas urbanas es alto, las condiciones de calidad de vida de la población urbana son bajas.

5.2.2 Influencia de los trabajadores rurales que viven zona urbana en el total de los trabajadores rurales

En la Tabla 5.5, se presenta el *p*-value y el coeficiente de correlación de Spearman entre las variables: "Proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana" y "Trabajadores rurales".

Tabla 5.5: Correlación entre las variables "Proporción de trabajadores rurales que viven en zonas urbana" y "Trabajadores rurales".

	Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana		**Trabajadores rurales**	
	***p*-value**	**Coeficiente de correlación de spearman**	***p*-value**	**Coeficiente de correlación de spearman**
Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana	0.00000	1.00000	0.00800	0.14200
Trabajadores rurales	0.00800	0.14200	0.00000	1.00000

Como se observa en la Tabla 5.5, las variables "Proporción de trabajadores rurales que viven en zonas urbanas" y "Trabajadores rurales" están correlacionadas con un *p*-value de 0.008; sin embargo, el coeficiente de correlación de Spearman es de 0.142, lo que no está dentro de los criterios de selección de variables, para que el sistema converja.

Además, como se analizó previamente, en los departamentos donde la proporción de trabajadores rurales que viven en zonas urbanas es alto, el porcentaje de personas afiliadas al sistema contributivo es bajo, lo que implica que en esos departamentos las condiciones de calidad de vida de la población urbana es baja y tienen un número alto de personas en situación de pobreza extrema, lo que constituye una situación no deseable.

Por lo tanto, la implementación computacional de los módulos relacionados con la población urbana y su relación con los trabajadores rurales no resulta viable, porque no cumple con los criterios computacionales establecidos y además un mayor número de trabajadores rurales que viven en zonas urbanas se relaciona negativamente con unas buenas condiciones de calidad de vida en los departamentos.

5.3 Relación de la migración neta rural en la población económicamente activa rural

Esta sección se dividirá en dos partes. La primera corresponde a la "Tasa de migración neta rural" y la segunda a la "Población económicamente activa rural".

5.3.1 Tasa de migración neta rural

En esta parte se presentan las variables que el análisis de correspondencia asoció con la tasa de migración neta rural, y por ende, a la migración y la población rural. En la Tabla 5.6 se muestran los coeficientes de correlación de Spearman de la variables independientes que afectan dicha tasa.

Tabla 5.6: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con "Tasa de migración neta rural".

	Tasa de migración neta rural	**IPM Rural**	**Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural**	**Proporción de vías pavimentadas en buen estado**
Tasa de migración neta rural	1.00000	0.33990	-0.35320	-0.32360
IPM Rural	0.33990	1.00000	-0.18980	-0.16380
Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural	-0.35320	-0.18980	1.00000	0.11600
Proporción de vías pavimentadas en buen estado	-0.32360	-0.16380	0.11600	1.00000

Según los resultados, las variables independientes que afectan la tasa de migración neta rural son: Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) rural, Proporción de personas en zona rural con educación primaria, y Proporción de vías pavimentadas en buen estado.

El IPM rural muestra una correlación positiva moderada con la tasa de migración neta rural, lo que sugiere que en departamentos donde el IPM rural es bajo, la migración neta rural es baja, lo que indicaría un alto nivel de emigración rural. Por otro lado, las variables "Proporción de personas en zona rural con educación primaria" y "Proporción de vías pavimentadas en buen estado" presentan correlaciones negativas moderadas con la tasa de migración neta rural, lo que indica que un mayor porcentaje de personas con educación primaria y mejores condiciones de las vías en los departamentos se asocian con una baja migración neta rural, es decir una emigración superior a la inmigración. Algunos estudios han evidenciado la relación entre la emigración de las zonas rurales y la mejora del nivel educativo de la población joven en especial (Bjarnason & Edvardsson, 2017; Motamed et al., 2011). No se identificaron correlaciones significativas entre las variables independientes.

Estos hallazgos siguieren que el estado de la vías facilita o dificulta la emigración en los departamentos; a medida que las vías mejoran, la emigración desde las zonas rurales se ve favorecida. Asimismo, un mayor porcentaje de personas con solo educación primaria podría estar vinculadas con un aumento en la emigración (Bjarnason & Edvardsson, 2017), con el objetivo de mejorar su nivel educativo. Finalmente, en los departamentos con un IPM más alto en comparación con otros, la emigración tiende ser ligeramente baja, lo cual resulta paradójico, porque estudios han revelado que la estrategia de varias familias rurales para mejorar sus condiciones de vida ha sido la emigración de las zonas rurales (Simelton et al., 2021). Por tal motivo, esta situación sería prudente profundizar en futuras investigaciones.

5.3.2 Población económicamente activa rural

En la Tabla 5.7 se observan los coeficientes de correlación de Spearman de las variables que se correlacionan con la PEA rural. De manera similar a lo observado con la PEA urbana y sus variables correlacionadas, las variables de población, PEA, población ocupada y desocupada ubicadas en zonas rurales presentan coeficientes de correlación de Spearman superiores a 0.9. Esto indica que la información proporcionada por estas variables es prácticamente la misma, por lo que no es necesario implementar computacionalmente este grupo de variables.

Tabla 5.7: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con PEA rural.

	Población rural	**PEA rural**	**Población ocupada rural**	**Población desocupada rural**
Población rural	1.00000	0.98440	0.98410	0.90900
PEA rural	0.98440	1.00000	0.99930	0.91390
Población ocupada rural	0.98410	0.99930	1.00000	0.90370
Población desocupada rural	0.90900	0.91390	0.90370	1.00000

De manera similar a lo observado con la PEA urbana y sus variables correlacionadas, las variables de población, PEA, población ocupada y desocupada ubicadas en zonas rurales presentan coeficientes de correlación de Spearman superiores a 0.9. Esto indica que la información proporcionada por estas variables es prácticamente la misma, por lo que no es necesario implementar computacionalmente este grupo de variables.

5.4 Trabajadores urbanos que viven en zona rural

El análisis en este apartado se dividió en dos partes. La primera parte fue determinar las variables independientes asociadas a la proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural. La segunda parte se revisa el grado de correlación de los trabajadores urbanos que viven en zona rural sobre la cantidad de trabajadores rurales.

5.4.1 Proporción de trabajadores rurales que viven en zona urbana

En la Tabla 5.8, se muestra los coeficientes de correlación de Spearman de las variables independiente que se determinaron junto con la variable dependiente “Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural”.

Se identificaron seis variables independientes que se asocian con la variable dependiente “Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural”, de las cuales cuatro presentan una correlación positiva y dos negativa.

Las variables independientes con correlación positiva fueron: “Proporción hogares monoparentales con hijos en zona rural”, “Proporción trabajadores rurales con contrato escrito”, “Promedio de la duración de los contratos de los trabajadores rurales” e “Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV (Salarios Mínimos Mensuales Vigentes)”. Entre estas, la variable “Proporción de trabajadores con contrato escrito” destaca por su correlación positiva alta (0.7458), mientras que las demás variables presentan correlaciones moderadas.

Por otro lado, las variables con correlación negativa fueron: “Proporción de personas en zona rural con educación primaria”, con una correlación moderadamente alta (-0.68), y el “Coeficiente de Variación (CV)

Tabla 5.8: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con "Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural".

	Proporción hogares monoparentales con hijos en zona rural	Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural	Proporción trabajadores rurales con contrato escrito	Promedio de la duración de los contratos de los trabajadores rurales	CV de la duración de los contratos de los trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV	Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural
Proporción hogares monoparentales con hijos en zona rural	1.00000	-0.22400	0.22130	0.16360	-0.04030	0.05470	0.36450
Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural	-0.22400	1.00000	-0.36840	-0.27890	0.27170	-0.40990	-0.68010
Proporción trabajadores rurales con contrato escrito	0.22130	-0.36840	1.00000	0.30860	-0.29560	0.41660	0.74580
Promedio de la duración de los contratos de los trabajadores rurales	0.16360	-0.27890	0.30860	1.00000	-0.43770	0.24080	0.32100
CV de la duración de los contratos de los trabajadores rurales	-0.04030	0.27170	-0.29560	-0.43770	1.00000	-0.16540	-0.36260
Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV	0.05470	-0.40990	0.41660	0.24080	-0.16540	1.00000	0.37430
Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural	0.36450	-0.68010	0.74580	0.32100	-0.36260	0.37430	1.00000

de la duración de los contratos de los trabajadores rurales", que presentó una correlación moderadamente baja.

Estos resultados indican que las dos principales variables que motivan a la población que reside en zona rural a buscar empleo en zonas urbanas son la búsqueda de estabilidad laboral a través de contratos escritos y el incremento de ingresos (Han, 2018; Muñoz-Rios et al., 2020; Yuan et al., 2021). Sin embargo, el principal obstáculo es el nivel educativo, ya que aquellos con solo educación primaria no pueden acceder fácilmente a empleos formales en zonas urbanas y deben conformarse con oportunidades en áreas rurales (Bernal Villamarin et al., 2016; Jiménez-Taracido et al., 2019; J. Zhang et al., 2018; Y. Zhang, 2020). Además, aquellos que buscan empleo en zonas urbanas también buscan contratos más largos con menos incertidumbre. En cuanto a los hogares monoparentales con hijos en zonas rurales, son más propensos a buscar empleo en áreas urbanas, lo que sugiere la necesidad de futuras investigaciones sobre este tema.

Al analizar la "Proporción de trabajadores con contrato escrito" en relación con otras variables independientes, se observa una correlación positiva con ingresos y duración de los contratos, y negativa con el nivel educativo (primaria) (Mtetwa, 2018). Esto refuerza la idea de que la población rural busca empleo en zonas urbanas para mejorar sus condiciones laborales, pero el bajo nivel educativo limita estas oportunidades. Asimismo, la variable "Proporción de personas en zona rural con educación primaria" muestra una correlación negativa con los ingresos y la duración de los contratos, confirmando que la falta de educación media o superior obstaculiza la mejora de las condiciones laborales en los departamentos.

5.4.2 Influencia de los trabajadores urbanos que viven zona rural en el total de los trabajadores rurales

En la Tabla 5.9, se presenta el *p*-value y el coeficiente de correlación de Spearman entre las variables: "Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural" y "Trabajadores rurales".

A diferencia de la baja influencia de los trabajadores rurales que viven en zonas urbanas sobre el total de trabajadores rurales, la influencia de los trabajadores urbanos que residen en zonas rurales fue altamente

Tabla 5.9: Correlación entre las variables “Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural” y “Trabajadores rurales”.

	Trabajadores urbanos que viven en zona rural		**Trabajadores rurales**	
	***p*-value**	**Coeficiente de correlación de spearman**	***p*-value**	**Coeficiente de correlación de spearman**
Trabajadores urbanos que viven en zona rural	0.00000	1.00000	0.00000	0.94460
Trabajadores rurales	0.00000	0.94460	0.00000	1.00000

significativa. Esto se refleja en un coeficiente de correlación positivo de 0.9446, destacando la importancia de esta variable y su relevancia en el modelo computacional. Además, múltiples estudios en el mundo han evidenciado el impacto del empleo urbano sobre la población trabajadora rural (Baker, 2012; Chang & Liu, 2018; Kochar, 2004; Partridge et al., 2010; Tabayashi & Fujinaga, 2002; Tsekeris, 2019).

5.5 Trabajadores agrícolas en zonas rurales

La quinta y última parte se dividió en dos secciones. La primer sección analizó las variables que se relacionan con la población trabajadora agrícola rural, la segunda sección analiza a los trabajadores agrícolas divididos en usufructuarios y jornaleros.

5.5.1 Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural

Esta variable determina que proporción de los trabajadores rurales se dedican a las actividades agrícolas. En la Tabla 5.10 se presenta esta variable y los coeficientes de correlación de las variables independientes identificadas.

Se identificaron cinco variables que se asocian con la proporción de trabajadores agrícolas en las zonas rurales en los departamentos. Dos de estas variables se correlacionan positivamente y tres de forma negativa. Las dos variables que se correlacionan de forma positiva son: “Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural” y “CV de la duración de los contratos de los trabajadores agrícolas rurales”. Esto sugiere que en los departamentos donde hay más trabajadores agrícolas rurales se tiene más población con solo educación primaria, y que los contratos que tienen los trabajadores agrícolas tienen una gran variabilidad, lo que genera incertidumbre laboral (Bernal Villamarin et al., 2016; Jiménez-Taracido et al., 2019; J. Zhang et al., 2018).

Por otro lado, las variables con correlación negativa son: “Proporción trabajadores rurales con contrato escrito de los que tienen contrato”, “Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV” y “Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural”. Esto indica que, en los departamentos que hay mayor proporción de trabajadores agrícolas en zonas rurales, hay menor número de contratos escritos en los trabajadores rurales y más bajo es el ingreso promedio de los trabajadores rurales (Muñoz-Rios et al., 2020). Por lo tanto, se puede deducir que los trabajadores agrícolas tienden a ser contratados mediante acuerdos verbales, lo que genera inestabilidad y la ausencia de prestaciones sociales (Jäckering et al., 2021; Krumbiegel et al., 2018; Méndez-Puga et al., 2022). Además, los salarios en el sector agrícola son inferiores en comparación con los de otras actividades. También se observa que un mayor número de trabajadores urbanos que viven en zona rural afecta la oferta de empleados agrícolas (Baker, 2012; Chang & Liu, 2018; Kochar, 2004; Partridge et al., 2010; Tabayashi & Fujinaga, 2002; Tsekeris, 2019).

Estos resultados reflejan que las condiciones laborales de los trabajadores agrícolas en zonas rurales son menos favorables en comparación con los trabajadores no agrícolas y urbanos. Los trabajadores agrícolas

Tabla 5.10: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con "Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural".

	Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural	**Proporción trabajadores rurales con contrato escrito de los que tienen contrato**	**Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV**	**Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural**	**CV de la duración de los contratos de los trabajadores agrícolas rurales**	**Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural**
Proporción de personas en zona rural con educación primaria rural	1.00000	-0.49690	-0.40990	-0.68010	0.34900	0.56140
Proporción trabajadores rurales con contrato escrito de los que tienen contrato	-0.49690	1.00000	0.54330	0.59290	-0.29730	-0.50520
Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV	-0.40990	0.54330	1.00000	0.37430	-0.23630	-0.41340
Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural	-0.68010	0.59290	0.37430	1.00000	-0.27320	-0.48070
CV de la duración de los contratos de los trabajadores agrícolas rurales	0.34900	-0.29730	-0.23630	-0.27320	1.00000	0.41520
Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural	0.56140	-0.50520	-0.41340	-0.48070	0.41520	1.00000

enfrentan una mayor inestabilidad laboral debido a la predominancia de contratos verbales, una gran variabilidad en su duración y menores ingresos. Además, la mayoría cuenta solo con educación primaria, lo que limita sus oportunidades. Una parte significativa de la población económicamente activa rural busca empleo en áreas urbanas, donde las condiciones laborales son mejores.

El análisis de las correlaciones entre las variables independientes revela una relación negativa entre el nivel educativo primario y las buenas condiciones laborales (Bouwens et al., 2024; De Breij et al., 2019). Esto indica que, en zonas rurales donde predomina la educación primaria, los trabajadores enfrentan condiciones más precarias, con contratos verbales, menores ingresos y una mayor variabilidad en la duración de los contratos. En cambio, aquellos con un nivel educativo superior al primario tienden a tener más contratos escritos, mayor estabilidad y mejores ingresos. También se observa que la mayor presencia de trabajadores urbanos que viven en zonas rurales de los departamentos está asociada con un mayor nivel educativo y mejores condiciones laborales en la PEA rural.

Este escenario plantea un dilema: mejorar las condiciones laborales de los trabajadores agrícolas requeriría elevar su nivel educativo a secundaria o superior, pero esto podría llevar a que migren hacia actividades no agrícolas en zonas rurales o urbanas, en busca de mejores oportunidades laborales.

5.5.2 Usufructuarios y jornaleros agrícolas

En esta sección se analizó con que variables se correlacionaba los jornaleros y usufructuarios agrícolas. En la Tabla 5.11, se muestra que estas variables están directamente relacionadas con los trabajadores agrícolas en zonas rurales, lo cual es evidente, ya que los trabajadores agrícolas se pueden dividir en dos grupos.

Por un lado, los usufructuarios agrícolas son personas o entidades que tienen el derecho de usufructo sobre una propiedad agrícola, ya sea como propietarios de la tierra o como terceros que adquieren este derecho mediante un contrato de arrendamiento. Por otro lado, los jornaleros son trabajadores agrícolas que realizan labores a cambio de un salario, pero no tienen derechos sobre el usufructo de la tierra.

Tabla 5.11: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con "Trabajadores agrícolas en zona rural".

	Trabajadores agrícolas en zona rural	**Usufructuarios agrícolas en zona rural**	**Jornaleros agrícolas en zona rural**
Trabajadores agrícolas en zona rural	1.00000	0.93850	0.90610
Usufructuarios agrícolas en zona rural	0.93850	1.00000	0.73130
Jornaleros agrícolas en zona rural	0.90610	0.73130	1.00000

En la Tabla 5.12 se presentan las variables que mostraron una correlación significativa con los usufructuarios y jornaleros agrícolas. Para un mejor análisis, se evaluó la proporción de cada grupo en relación con el total de trabajadores agrícolas. Debido a esta distribución, ambas variables están negativamente correlacionadas entre sí.

Tabla 5.12: Coeficientes de correlación de las variables relacionadas con "proporción de usufructuarios agrícolas en zona rural" y "Proporción de jornaleros agrícolas en zona rural".

	Pobreza monetaria	**Hogares rurales con recolección basura**	**Personas en zona rural afiliados al régimen contributivo**	**Proporción trabajadores rurales con contrato**	**Proporción trabajadores rurales con contrato verbal**	**Proporción de Usufructuarios agrícolas en zona rural**	**Proporción de jornaleros agrícolas en zona rural**
Pobreza monetaria	1.00000	-0.55170	-0.70790	-0.61190	-0.47340	0.40840	-0.42400
Hogares rurales con recolección basura	-0.55170	1.00000	0.62470	0.46530	0.28450	-0.38750	0.39250
Personas en zona rural afiliados al régimen contributivo	-0.70790	0.62470	1.00000	0.68840	0.45960	-0.35560	0.37230
Proporción trabajadores rurales con contrato	-0.61190	0.46530	0.68840	1.00000	0.85780	-0.61340	0.63040
Proporción trabajadores rurales con contrato verbal	-0.47340	0.28450	0.45960	0.85780	1.00000	-0.64230	0.65950
Proporción de Usufructuarios agrícolas en zona rural	0.40840	-0.38750	-0.35560	-0.61340	-0.64230	1.00000	-0.98300
Proporción de jornaleros agrícolas en zona rural	-0.42400	0.39250	0.37230	0.63040	0.65950	-0.98300	1.00000

De acuerdo a los resultados obtenidos en la Tabla 5.12, en los departamentos donde la proporción de usufructuarios agrícolas es alta y la de jornaleros es baja, se observan malas condiciones de vida (Orhan & Koçak, 2024). Esto se refleja en la correlación negativa con la variable "Hogares rurales con recolección de basura", indicador del acceso a servicios públicos, y en la correlación positiva con la variable "Pobreza monetaria". Además, las condiciones laborales en estos departamentos también son deficientes (Orhan & Koçak, 2024; Ruiz et al., 2021), como lo demuestra la correlación negativa con las variables "Personas en zona rural afiliadas al régimen contributivo" y "Proporción de trabajadores rurales con contrato verbal". Esto se explica en parte porque los usufructuarios no cuentan con contratos laborales, ya que obtienen beneficios a través de las utilidades generadas por la tierra.

En contraste, en los departamentos con una mayor proporción de jornaleros y una menor de usufructuarios, las condiciones de vida son mejores, con una correlación negativa con la "Pobreza monetaria" y positiva con "Hogares rurales con recolección de basura". Asimismo, las condiciones laborales son más favorables, con correlaciones positivas en las variables "Personas en zona rural afiliadas al régimen contributivo" y "Proporción de trabajadores rurales con contrato verbal". No obstante, el predominio de contratos verbales, aunque mejor que la ausencia de contratos, sigue siendo una desventaja comparado con los trabajos no agrícolas.

A partir de estos resultados, podría parecer conveniente fomentar un mayor número de jornaleros en lugar de usufructuarios en los departamentos. Sin embargo, es necesario realizar investigaciones adicionales para analizar más a fondo esta dinámica y desarrollar mejores políticas agrarias. Se propone que futuras investigaciones incluyan la implementación computacional de las otras perspectivas del modelo, como la ambiental y la económica, para generar mayor información y proporcionar mejores insumos para el diseño de políticas públicas agrarias integrales que mejoren tanto el sector agrícola como las condiciones de vida de quienes se dedican a esta actividad.

5.6 Conclusiones

A continuación, se presentan las principales conclusiones del análisis estadístico y del diseño computacional, que guiarán la implementación del modelo:

- Población urbana y trabajadores rurales: En los departamentos donde la proporción de trabajadores rurales que viven en zonas urbanas es alta, las condiciones de calidad de vida son bajas y se presenta poco acceso al sistema contributivo de los trabajadores. Además, la correlación de la población que vive en zonas urbanas con los trabajadores rurales no cumple con los criterios establecidos para que el sistema computacional converja de forma adecuada.
- Infraestructura y educación: Una proporción alta de vías pavimentadas en buen estado se correlaciona de forma positiva con la emigración desde las zonas rurales. Un mayor porcentaje de personas con educación primaria también está asociado con mayores niveles de emigración, probablemente en busca de mejorar su formación. En departamentos con un Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) más alto, la emigración es menor, lo que plantea un resultado inesperado que requiere estudios futuros.
- Búsqueda de empleo urbano: En los departamentos donde hay alta proporción de población rural que busca empleo en áreas urbanas se presenta mayor estabilidad laboral mediante contratos escritos e ingresos más altos. Sin embargo, en los departamentos con bajos niveles de educación (educación primaria) se correlaciona de forma negativa con el acceso a empleos formales en zonas urbanas.
- Trabajadores agrícolas rurales: Las condiciones laborales de los trabajadores agrícolas en zonas rurales son menos favorables que la de los trabajadores no agrícolas o urbanos. Predominan para los trabajadores agrícolas los contratos verbales y menores ingresos. Además, la mayoría de los trabajadores agrícolas solo tiene educación primaria, lo que limita sus oportunidades de mejorar sus condiciones laborales.
- Usufructuarios y jornaleros: En los departamentos con alta proporción de usufructuarios y baja de jornaleros, las condiciones de vida y laborales son desfavorables. Por el contrario, en los departamentos con mayor proporción de jornaleros, las condiciones son más favorables. Se recomienda realizar investigaciones adicionales para entender mejor esta dinámica y generar políticas agrarias más eficaces.
- Inteligencia artificial en el modelo: Las variables dependientes más relevantes para implementar técnicas de inteligencia artificial en el modelo son: "Tasa neta de migración rural", "Proporción de trabajadores agrícolas en zonas rurales" y "Proporción de trabajadores urbanos que viven en zonas rurales". Estas variables ofrecen las mejores oportunidades para predecir comportamientos futuros y comprender mejor el fenómeno social estudiado.

Estas conclusiones proporcionan insumos para el desarrollo de políticas públicas agrarias y para la implementación de un modelo computacional que facilite el análisis de estos fenómenos.

6 Implementación del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia

El presente capítulo muestra los resultados obtenidos al implementar con las técnicas de I.A. seleccionadas, junto con la validación y el análisis de los resultados. El modelo computacional se presenta en módulos. El primer módulo que se presenta es el de proporción de trabajadores agrícolas en zona rural, que es el módulo de salida del modelo computacional. Luego se presenta el módulo predecesor, que es la proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural. Por último, se presenta el módulo inicial de todo el modelo computacional, que es el módulo de la tasa neta de migración rural. Este orden facilita el entendimiento y el análisis de los resultados obtenidos.

6.1 Módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural

Este módulo tiene 5 variables de entrada que corresponden a las variables: proporción de población rural con educación primaria, proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal, ingreso promedio de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales vigentes, proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana y coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas. La salida de este módulo es la proporción de trabajadores agrícolas en zona rural. A continuación, se presentan las implementaciones de este módulo con las tres técnicas de I.A. seleccionadas.

6.1.1 Redes neuronales artificiales

Dado que las condiciones iniciales de entrenamiento de las redes neuronales artificiales son aleatorias, se realizaron 30 ejecuciones de entrenamiento para cada configuración, evaluando la eficiencia de la simulación a través del MSE, y seleccionando aquel que obtuviera el menor error. Los parámetros que se variaron en cada configuración incluyeron el número de capas ocultas y la cantidad de neuronas por capa. El número de capas ocultas fueron $n = [1,2,3,4,5]$ y el número de neuronas por capa oculta fueron $m = [2,4,8,16,32]$. En la Tabla 6.1 se muestra los MSE obtenidos en cada configuración evaluada con los datos de entrenamiento, mientras en la Tabla 6.2 están los MSE correspondientes a los datos de validación.

Tabla 6.1: MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de entrenamiento.

MSE Datos de Entrenamiento		Capas ocultas				
		1	2	3	4	5
# Neuronas	2	0.009407	0.0094984	0.0084907	0.0090436	0.0096592
	4	0.0092618	0.0087949	0.0073116	0.008317	0.0088487
	8	0.0085608	0.0082854	0.0078107	0.0070891	0.0080624
	16	0.0089117	0.0084703	0.0077566	**0.0043297**	0.0071548
	32	0.0080704	0.0075365	0.0075061	0.0073528	0.0070355

Tabla 6.2: MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de validación.

MSE Datos de Validación		Capas ocultas				
		1	2	3	4	5
# Neuronas	2	0.0119296	0.0128059	0.0126309	0.0100984	0.0110109
	4	0.0123932	0.0110555	0.0122718	0.0122688	0.0127217
	8	0.0118507	0.0122836	0.0110222	0.0125086	**0.0098102**
	16	0.012093	0.0112185	0.0129361	0.0133419	0.0117986
	32	0.0123686	0.0105067	0.0149177	0.0106757	0.0122394

Como se determina en la Tabla 6.1, la configuración más eficiente alcanzada con solo los datos de entrenamiento para este módulo, mediante redes neuronales artificiales, consistió en 4 capas ocultas con 16 neuronas por capa, logrando un MSE de 0,0043297. Sin embargo, al evaluar estas configuraciones con los datos de validación, se obtuvo un MSE de 0,0133419, indicando que esta configuración no es adecuada para generalizar el módulo.

Por otro lado, la configuración de 5 capas ocultas y 8 neuronas por capa demostró ser más eficiente con los datos de validación, demostrando que esta configuración es la más adecuada para generalizar el módulo y sugiriendo así la viabilidad de utilizar la técnica de redes neuronales para simular la proporción de trabajadores agrícolas en zona rural. La Figura 6.1 muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración seleccionada de 5 capas ocultas y 8 neuronas por capa.

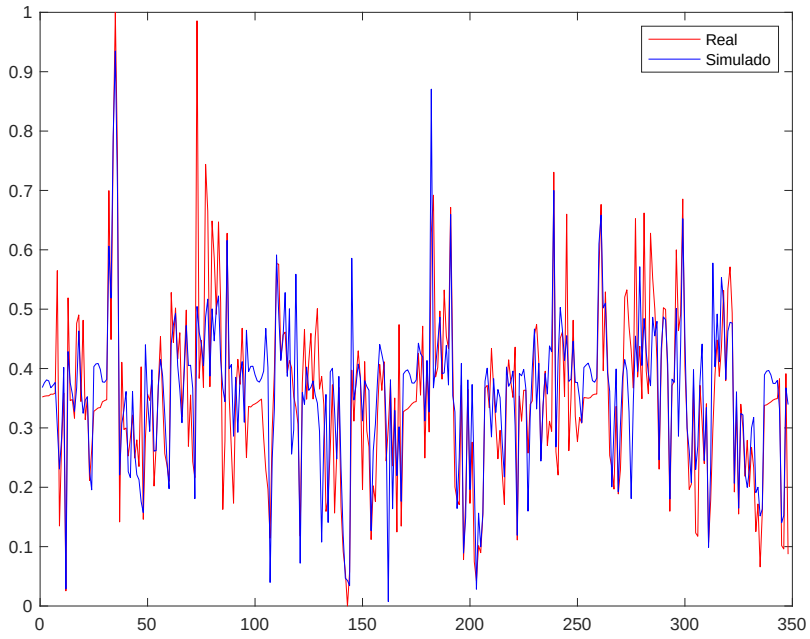


Figura 6.1: Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado redes neuronales artificiales (5 capas ocultas, 8 neuronas por capa).

Al simular la totalidad de los datos con la configuración seleccionada se obtuvo un MSE de 0.0081909, y se aprecia que la señal simulada tiene una buena aproximación a la señal real.

6.1.2 Máquinas de soporte vectorial

En la implementación con máquinas de soporte vectorial se exploraron diferentes configuraciones, variando la función kernel (lineal, gaussiana, polinomio orden 2, polinomio orden 3, polinomio orden 4) y el valor

épsilon (0.1, 0.05, 0.01, 0.005, 0.001). En la Tabla 6.3 se presenta los MSE correspondientes a los datos de entrenamiento y en la Tabla 6.4 están los MSE de los datos de validación.

Tabla 6.3: MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de entrenamiento.

MSE Datos Entrenamiento		Función Kernel				
		Lineal	Gaussiana	Polinomio Orden 2	Polinomio Orden 3	Polinomio Orden 4
épsilon (ε)	0.1	0.011275637	0.010334352	0.009655325	0.00900999	0.00800282
	0.05	0.011415277	0.009840882	0.009663778	0.008327174	**0.006217665**
	0.01	0.011563577	0.009518774	0.010371885	0.008695142	0.00648607
	0.005	0.011586101	0.00969857	0.010414664	0.008900051	0.006748929
	0.001	0.011585584	0.009830892	0.010413065	0.009050434	0.00661502

Tabla 6.4: MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de validación.

MSE Datos Validación		Función Kernel				
		Lineal	Gaussiana	Polinomio Orden 2	Polinomio Orden 3	Polinomio Orden 4
épsilon (ε)	0.1	0.014685588	0.014155744	0.015084676	0.014939786	0.019326747
	0.05	0.014682092	0.013045905	0.014925858	0.01350702	0.036854522
	0.01	0.014291445	**0.01222885**	0.013866726	0.016927564	0.023225564
	0.005	0.014218659	0.012571369	0.013789449	0.018217911	0.02091715
	0.001	0.014222179	0.012890859	0.013491585	0.018257503	0.02412315

El menor MSE obtenido con los datos de entrenamiento fue 0.006217, utilizando la configuración de polinomio de orden 4 con épsilon 0.05. Sin embargo, el mejor MSE obtenido con los datos de validación fue 0.01222 empleando la función gaussiana y épsilon 0.01. Esto indica que las funciones de polinomio de orden superior pueden llevar a un sobre entrenamiento y una falta de generalización del modelo.

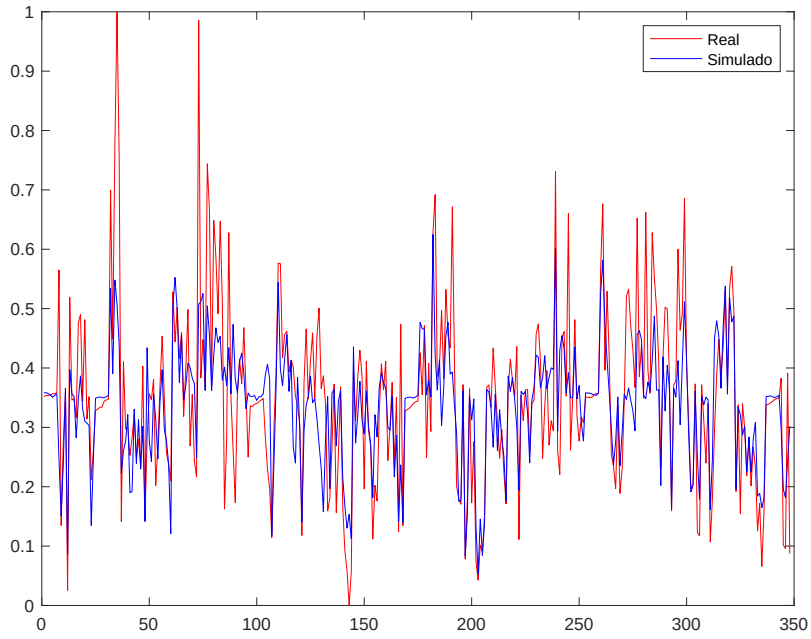


Figura 6.2: Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado con Máquinas de Soporte Vectorial (Función gaussiana, épsilon ($\varepsilon = 0{,}01$)).

La configuración que mejor generaliza el modelo es la obtenida con los datos de validación. En la Figura 6.2

se muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración de función gaussiana y épsilon 0.01, considerando la totalidad de los datos.

Con el conjunto completo de datos y la configuración seleccionada, se logró un MSE de 0.0095535. Al comparar la señal real con la simulada de la Figura 6.2, se observa que el modelo simula de forma satisfactoria los datos de valor medio y bajo, pero no logra representar adecuadamente los valores con magnitudes altas.

6.1.3 Sistema artificial de inferencia neuro-difusa

Para implementar ANFIS, se emplearon los modelos Takagi-Sugeno de orden 0 y orden 1. La función de salida de orden 0 es una constante y la función de salida de orden 1 es una función lineal. Se variaron las funciones de pertenencia de entrada de dos a cuatro funciones. Considerando que hay cinco entradas, se generaron 32 (2^5) reglas de salida con 2 funciones de pertenencia, 243 (3^5) reglas para tres funciones y 1024 (4^5) reglas para cuatro funciones. Se variaron las funciones de pertenencia entre tres tipos que fueron diferencial sigmoidal, gaussiana y campana generalizada. Se emplearon 100 épocas para le entrenamiento. En la Tabla 6.5 se presenta los MSE de las diferentes configuraciones evaluadas con los datos de entrenamiento y en la Tabla 6.6 con los datos de validación.

Tabla 6.5: MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de entrenamiento.

MSE Datos de Entrenamiento	Orden 0			Orden 1		
Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generaliza-da	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generaliza-da
2	0.00818824800	0.00805414100	0.00799006800	0.00079988600	0.00084407500	0.00096983500
3	0.00029630900	0.00024987300	0.00034761500	0.00000041583	0.00000004335	0.00000009481
4	0.00000058760	0.00001168760	0.00000293204	0.00000021324	**0.00000004039**	0.00000006670

Tabla 6.6: MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural con datos de validación.

MSE Datos de Validación	Orden 0			Orden 1		
Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generaliza-da	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generaliza-da
2	0.039732537	0.017532656	**0.015774922**	0.457426631	0.427917856	0.392528036
3	1.860855408	0.233551177	0.494276958	0.088528291	0.135947206	0.052442224
4	0.070020592	0.336665104	0.129303703	0.058739258	0.038464005	0.035735363

La mejor configuración obtenida con los datos de entrenamiento, con un MSE de 0.00000004039, correspondió al modelo Takagi-Sugeno de orden 1 con función de pertenencia tipo gaussiana, utilizando cuatro funciones. Sin embargo, al evaluar esta configuración con los datos de validación, se obtuvo un MSE de 0.038464005, lo que indica que el modelo no es generalizable y presenta sobre entrenamiento. En cambio, con los datos de validación la mejor configuración fue la de función de pertenencia campana generalizada con dos funciones y modelo Takagi-Sugeno de orden 0, obteniendo un MSE de 0.015774922. La Figura 6.3 muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración de función de pertenencia de campana generalizada con dos funciones y modelo Takagi-Sugeno de orden 0, considerando la totalidad de los datos.

Al observar la Figura 6.3, se determina que la señal simulada se aproxima adecuadamente a la señal en valores medios y bajos, y falla con algunos valores medio altos y altos. El MSE obtenido fue de 0.0085264.

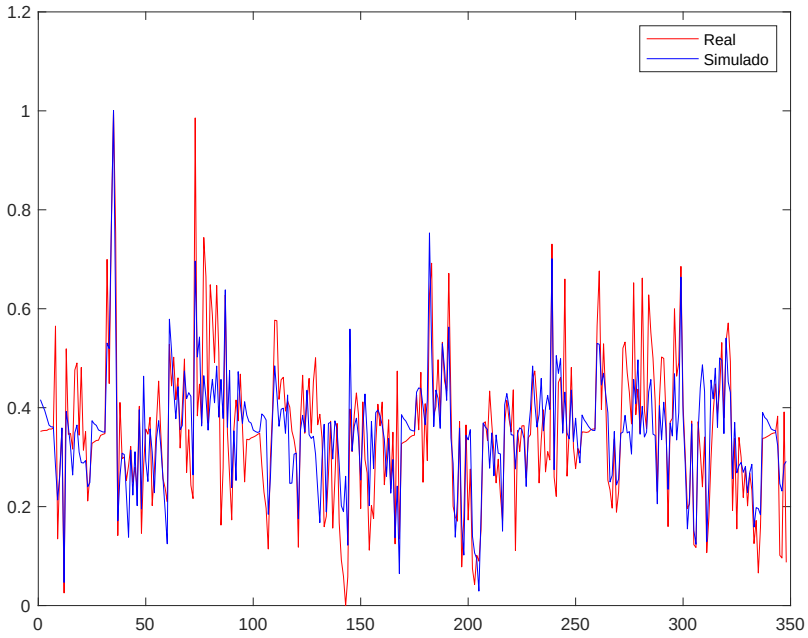


Figura 6.3: Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado con ANFIS (TS-0, función de pertenencia campana generalizada con 2 por entrada).

El uso de ANFIS puede considerarse aceptable, pero este sistema tiene una ventaja sobresaliente que no posee las demás técnicas analizadas. Esta técnica permite interpretar el fenómeno a partir de las reglas que se generan durante su entrenamiento y su relación con la salida. Esta característica se presenta cuando se modela a través de un modelo Mamdani o un modelo Takagi-Sugeno de orden 0. En este caso se utilizó un modelo Takagi-Sugeno de orden 0. A continuación, se presenta un análisis de las reglas que se obtiene al usar ANFIS para generación de lineamientos en política pública.

6.1.4 Generación de lineamientos de política pública para el empleo agrícola rural usando ANFIS

Para la generación de lineamientos de política pública en el empleo agrícola rural, el proceso se divide en dos partes. En la primera, se realiza un análisis de las reglas que cumplen las condiciones deseadas basadas en una agenda política, utilizando una configuración que permita el entendimiento del fenómeno. En al segunda parte se analiza si las reglas resultantes en la primera parte son aplicables en el modelo generalizable. Esto ayuda a verificar si dichas reglas pueden ser empleadas en el modelo generalizable y, así, determinar su viabilidad como lineamientos para políticas públicas futuras.

6.1.4.1. Análisis de las reglas que cumplen con la agenda política en el empleo agrícola rural

Para esta etapa se empleó la configuración que produjo la señal simulada más cercana a la real, empleando el modelo Takagi-Sugeno de orden 0. Con este modelo se analizaron la reglas generadas. En la Tabla 6.7 se presentan los MSE de las diferentes configuraciones evaluadas con el modelo Takagi-Sugeno de orden 0.

Tabla 6.7: MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajador rural agrícola con Modelo TS-0.

Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada
2	0.008705060	0.008491837	0.008526426
3	0.000945737	0.000643619	0.000714555
4	**0.000001065**	0.000048769	0.000001113

La mejor configuración con MSE de 0.0000010652 fue la que uso la función “diferencial sigmoidal” con cuatro funciones de pertenencias, lo cual está acorde con la configuración obtenida con solo los datos de entrenamiento. En la Figura 6.4 se presenta la señal simulada con la configuración seleccionada y la real.

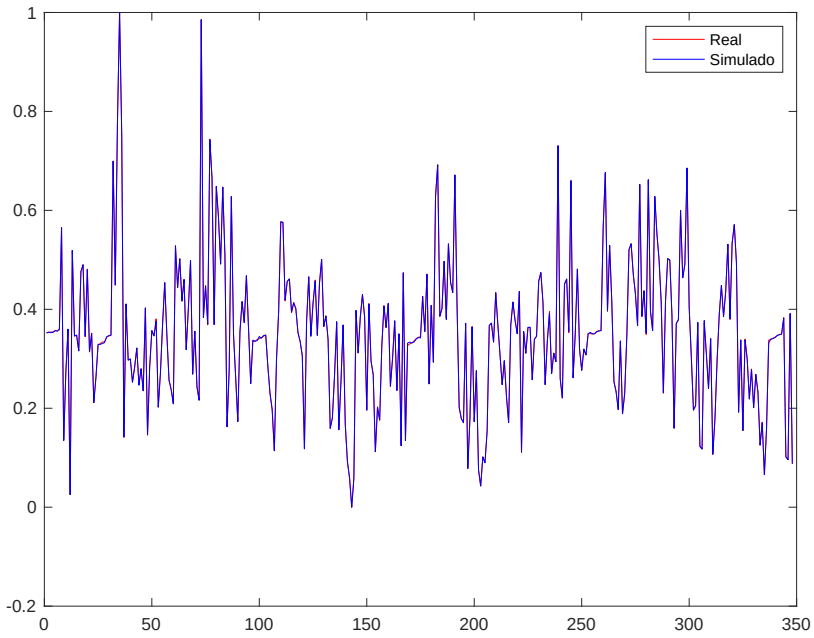
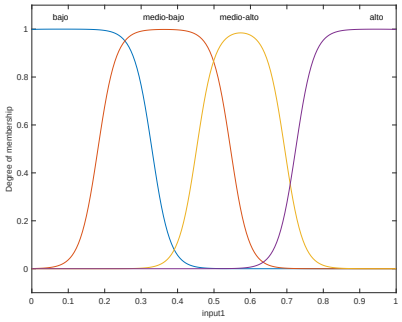
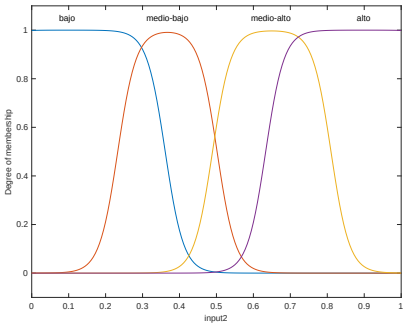


Figura 6.4: Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural real vs simulado con ANFIS (TS-0, diferencial sigmoidal con 4 funciones).

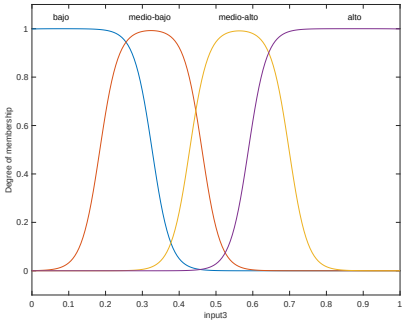
Como se observa en la Figura 6.4, la señal se ajusta adecuadamente y guarda una notable similitud con la señal real, lo cual confirma su idoneidad para el propósito previsto que es facilitar la interpretación del sistema. En la Figura 6.5 se muestran las funciones de pertenencia de las 5 entradas del módulo, utilizando el modelo Takagi-Sugeno de orden 0.



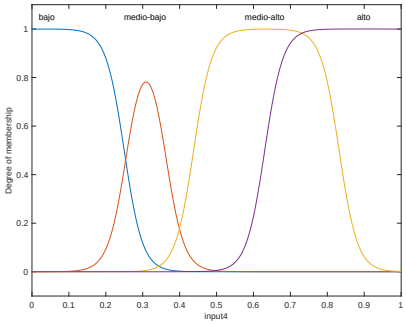
(a) Proporción de población rural con educación primaria.



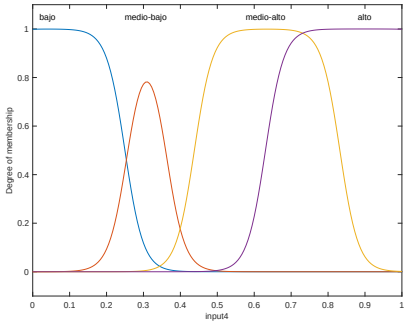
(b) Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal.



(c) Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales.



(d) Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana.



(e) Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas.

Figura 6.5: Funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajador rural agrícola usando ANFIS TS-0.

Como se observa en la Figura 6.5, las funciones pertenencia de las entradas del módulo muestran que los datos se agruparon en cuatro categorías, a las cuales se les asignaron las etiquetas lingüísticas de “bajo”, “medio-bajo”, “medio-alto” y “alto”. Para las primeras 4 entradas correspondientes a “Proporción de población rural con educación primaria” (ver Figura 6.5a), “Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal” (ver Figura 6.5b), “Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales” (ver Figura 6.5c), “Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana” (ver Figura 6.5d), la distribución de los datos en las funciones de pertenencia es aproximadamente uniforme. Sin embargo, en la entrada de “Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas” (ver Figura 6.5e), la distribución de los datos en las categorías bajo y medio-bajo se sobreponen casi totalmente, al igual que ocurre con las categorías medio-alto y alto, indicando que, para esta entrada, los datos se podrían clasificar solo como categorías altas y bajas. Por otro lado, en la Figura 6.6 se muestra un histograma con los valores obtenidos a la salida de las 1024 reglas generadas.

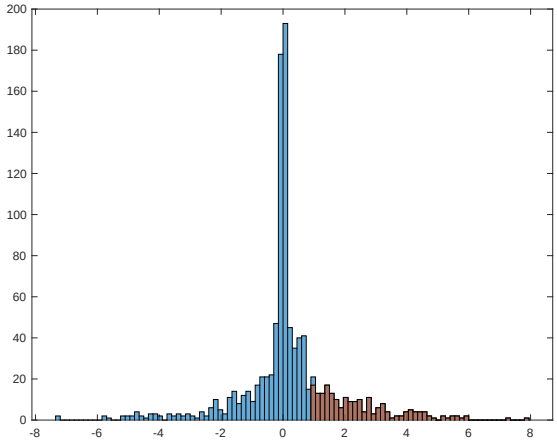
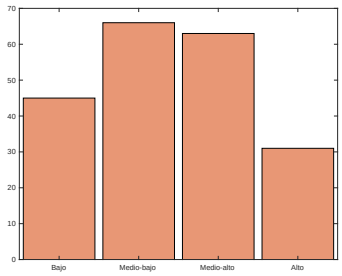
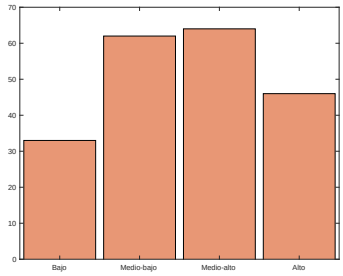


Figura 6.6: Valores constantes a la salida del módulo proporción de trabajador rural agrícola usando ANFIS TS-0.

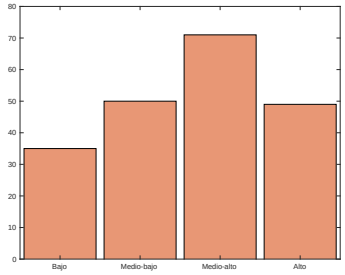
Como se puede apreciar en la Figura 6.6, los valores obtenidos se distribuyen en un rango comprendido entre -8 y 8. La mayoría de los valores se concentran alrededor de 0. Los valores negativos indican que las reglas corresponden a condiciones de empleo agrícola bajo, mientras aquellos cercanos a 0 representan condiciones de empleo agrícola rural medio. Por otro lado, valores positivos altos siguieren condiciones de empleo agrícola rural alto. En consecuencia, se analizaron específicamente las reglas asociadas con empleo agrícola rural alto, seleccionando aquellas que se encuentran en el quintil superior de valores. Estas se resaltan en la Figura 6.6 en color magenta.



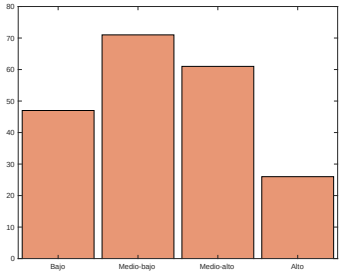
(a) Proporción de población rural con educación primaria.



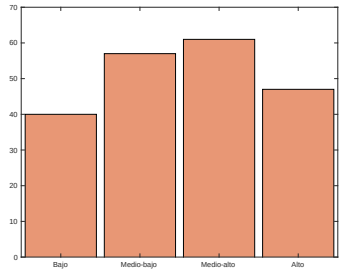
(b) Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal.



(c) Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales.



(d) Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana.



(e) Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas.

Figura 6.7: Distribución de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajador rural agrícola con empleo agrícola rural cuando la salida es alta.

En la Figura 6.7 se muestra la frecuencia de ocurrencia de las funciones de pertenencia de las entradas asociadas a un alta proporción de empleo agrícola en zona rural. En la variable de entrada "Proporción de población rural con educación primaria" (ver Figura 6.7a), la función de pertenencia prevalente es medio-bajo, seguida por medio-alto, luego bajo, y por último alto. Esto sugiere la relevancia de fomentar la educación en las zonas rurales para que la población tengan un nivel de educación superior a la primaria (Bernal Villamarin et al., 2016; Bouwens et al., 2024; De Breij et al., 2019; Jiménez-Taracido et al., 2019; J. Zhang et al., 2018).

Respecto a la entrada "Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal" (ver Figura 6.7b), la función de pertenecía predominante es medio-alto, seguida de medio-bajo, luego alto, y finalmente bajo. Esto indicaría que en los departamentos donde hay alto empleo agrícola en zona rurales hay una leve tendencia a presentar contratos verbales, lo cual tiene un efecto negativo en el bienestar de población (Jäckering et al., 2021; Krumbiegel et al., 2018; Méndez-Puga et al., 2022; Muñoz-Rios et al., 2020; Orhan & Koçak, 2024; Ruiz et al., 2021).

En relación a la variable "Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales" (ver Figura 6.7c), se observa una marcada predominancia de la función de pertenecía medio-alto, lo que señala la necesidad de mejorar la remuneración mensual de los trabajadores agrícolas para promover el empleo en el sector (Muñoz-Rios et al., 2020; Orhan & Koçak, 2024).

En cuanto la variable "Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana" (ver Figura 6.7d), la función de pertenencia que más se presenta es medio-bajo, lo que sugiere la necesidad de implementar políticas que incentiven a la población rural a buscar empleo en las zonas rurales (Baker, 2012; Chang & Liu, 2018; Kochar, 2004; Partridge et al., 2010; Tabayashi & Fujinaga, 2002; Tsekeris, 2019).

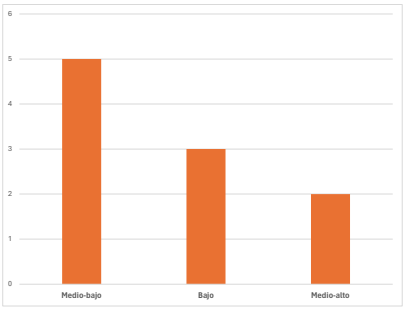
Finalmente, en la variable "Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas" (ver Figura 6.7e), la función de pertenencia más frecuente es medio-alto seguido medio-bajo, alto y bajo. Pero recordando que la distribución de las categorías alto y medio-alto son casi idénticas, al igual que ocurre con las categorías bajo y medio-bajo, se observa que puede a existir una incertidumbre relativamente alta e igual se puede presentar alto nivel de empleo agrícola rural.

Para un análisis más exhaustivo, se compararan las reglas obtenidas con las agendas políticas previamente analizadas en los Planes de Desarrollo del 2008 al 2022. En estos, se resaltó la importancia del empleo agrícola como principal fuente de empleo en las zonas rurales. Sin embargo, también se identificó el desafío de una alta tasa de informalidad y bajos ingresos en este sector. Por tal motivo, el enfoque consistirá en examinar las reglas que apunten hacia un alto nivel de empleo agrícola con una baja tasa de informalidad, lo que implicaría una baja proporción de trabajadores rurales con contrato verbal y altos ingresos. En la tabla 6.8 se observan las reglas obtenidas.

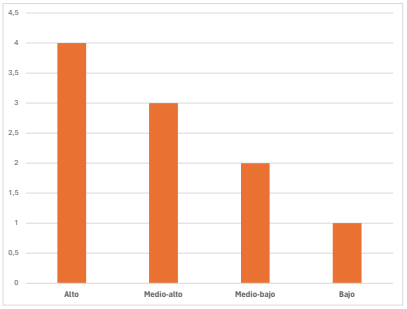
Tabla 6.8: Reglas seleccionadas de ANFIS TS-0 para empleo rural agrícola alto.

Proporción de población rural con educación primaria	Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal	Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales	Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana	Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas
Bajo	Bajo	Alto	Medio-bajo	Medio-alto
Bajo	Bajo	Alto	Alto	Medio-bajo
Bajo	Bajo	Alto	Alto	Medio-alto
Medio-bajo	Bajo	Alto	Bajo	Medio-alto
Medio-bajo	Bajo	Alto	Medio-bajo	Medio-alto
Medio-bajo	Bajo	Alto	Medio-alto	Medio-bajo
Medio-bajo	Bajo	Alto	Medio-alto	Medio-alto
Medio-bajo	Bajo	Alto	Alto	Bajo
Medio-alto	Bajo	Alto	Medio-alto	Medio-alto
Medio-alto	Bajo	Alto	Alto	Medio-alto

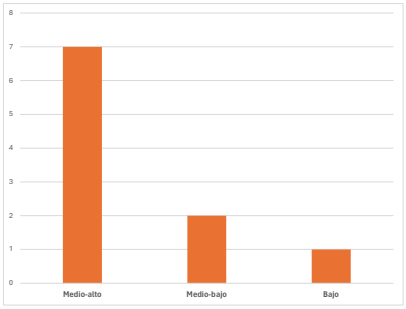
Se obtuvieron en total 10 reglas que cumplen con los criterios seleccionados. En la Figura 6.8 se muestra la ocurrencia de las funciones de pertenencia en las reglas seleccionadas. Solo se presentan tres variables dado que, las variables “Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal” e “Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales”, tienen un valor fijo.



(a) Proporción de población rural con educación primaria.



(b) Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana.



(c) Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas.

Figura 6.8: Ocurrencia de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo Proporción de trabajador rural agrícola con empleo agrícola rural alto.

En la variable “Proporción de población rural con educación primaria”, la categoría más predominante es medio-bajo, seguido de bajo, lo cual confirma la necesidad de mejorar los programas educativos en las áreas rurales para elevar las condiciones laborales de la población (Bernal Villamarin et al., 2016; Bouwens et al., 2024; De Breij et al., 2019; Jiménez-Taracido et al., 2019; J. Zhang et al., 2018). En cuanto a la variable “Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana”, las categorías más relevantes son alto y medio-alto, lo que contradice las expectativas de encontrar categorías de bajo y medio-bajo para fomentar el empleo agrícola rural alto. Sin embargo, esta discrepancia se debe a la correlación negativa entre las variables “Proporción de población rural con educación primaria” y “Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana”. A medida que aumenta el nivel de formación educativa de la población en las zonas rurales se propende a aumentar que la población rural busque trabajo en zonas urbanas (Baker, 2012; Chang & Liu, 2018; Kochar, 2004; Partridge et al., 2010; Tabayashi & Fujinaga, 2002; Tsekeris, 2019). Aunque esto pueda ocurrir, una mejora en la educación rural puede conducir a mejores condiciones laborales y aun así permitir altos niveles de empleo agrícola rural.

Por último, en la variable “Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas”, la categoría que más se presenta es medio-alto, lo que sugiere un grado significativo de incertidumbre en la duración de los contratos. Sin embargo, esto no parece afectar la generación empleo agrícola rural, ya que para la población es más relevante tener contratos escritos con una buena remuneración. Además, existe una correlación positiva moderada entre las variables “Proporción de población rural con educación primaria” y “Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas” lo que indica que un aumento en los niveles de educación de la población rural podría disminuir levemente la incertidumbre de los contratos.

En resumen, este análisis resalta la importancia de implementar políticas educativas en las zonas rurales para mejorar los niveles de educación formal, lo que a su vez mejoraría las condiciones laborales del sector agrícola. Esto ayudaría a garantizar la formalización del empleo y la mejora de la remuneración del trabajador agrícola. A continuación se analizarán las reglas obtenidas en el modelo generalizable.

6.1.4.2. Análisis de las reglas obtenidas en el modelo generalizable del empleo agrícola rural

Para esta etapa, se utilizó la mejor configuración obtenida con los datos de validación en el modelo Takagi-Sugeno de orden 0, que emplea la función de pertenencia campana generalizada con 2 funciones. En esta configuración, las entradas se agruparon en 2 conjuntos, asignándoles las etiquetas lingüísticas de "bajo" y "alto". Como resultado, se generaron en total 32 (2^5) reglas. Por lo cual, se analizarán las reglas que estén en el media superior, es decir, las que se podrían considerar en categoría "alto", según las condiciones establecidas en este caso. Esto corresponde a las 16 reglas con valores superiores, las cuales se presentan en la Tabla 6.9.

Tabla 6.9: Reglas de ANFIS TS-0 con dos funciones de pertenencia por entrada para empleo agrícola en zona rural alto.

Proporción de población rural con educación primaria	Proporción de los trabajadores rurales con contrato que tienen contrato verbal	Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales	Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana	Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas
Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Bajo
Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Alto
Bajo	**Bajo**	**Alto**	**Bajo**	**Alto**
Bajo	**Bajo**	**Alto**	**Alto**	**Bajo**
Bajo	Alto	Bajo	Bajo	Bajo
Bajo	Alto	Bajo	Bajo	Alto
Bajo	Alto	Alto	Bajo	Bajo
Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto
Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo
Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Alto
Alto	Bajo	Alto	Bajo	Bajo
Alto	Bajo	Alto	Bajo	Alto
Alto	Alto	Bajo	Alto	Bajo
Alto	Alto	Bajo	Alto	Alto
Alto	Alto	Alto	Bajo	Alto
Alto	Alto	Alto	Alto	Bajo

De estas 16 reglas, se analizará la viabilidad de las condiciones determinadas en el estudio previo: obtener baja proporción de los trabajadores rurales que tienen contrato verbal, altos ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales, y evaluar si una baja proporción de población rural con educación primaria permite alcanzar una alta proporción de empleo agrícola rural. Según estas condiciones, el sistema establece que estas situaciones pueden presentarse, como se resalta en dos reglas de la Tabla 6.9.

Al analizar las reglas, se observa que las condiciones deseadas pueden presentarse en dos situaciones. En la primera, si en el departamento hay un alta proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana, es necesario que la variación de los contratos sea baja, es decir, que exista un bajo grado de incertidumbre de la duración de los contratos. En cambio, si hay una baja proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana, puede haber un alto grado de incertidumbre en la duración de los contratos.

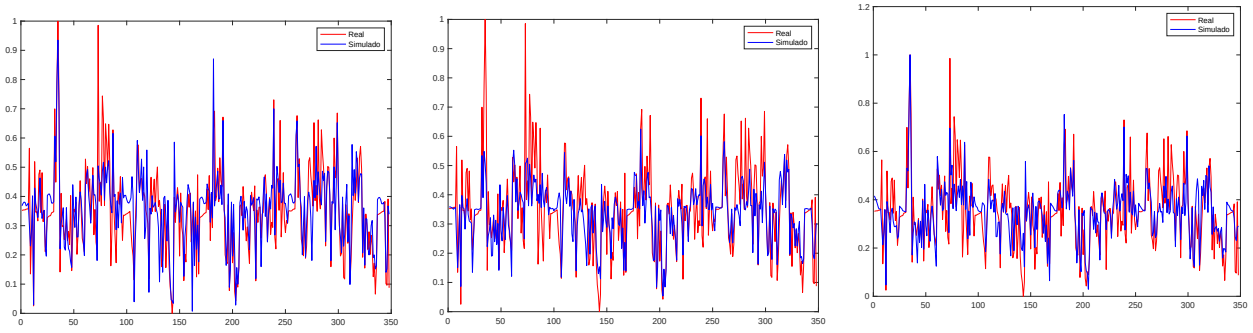
Esto indica que, efectivamente, si se mejoran los niveles de educación en zonas rurales, se pueden mejorar las condiciones laborales de los trabajadores agrícolas rurales en relación con el tipo de contratación e ingresos salariales. Sin embargo, para que sea viable, es necesario promover que la población rural no busque empleo en zona urbanas o que la duración de los contratos sea más estable, es decir, que tenga menor grado de incertidumbre.

6.1.5 Análisis de los resultados obtenidos con las técnicas de redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia neuro-difusa, y máquinas de soporte vectorial

Para el análisis, se presenta en la Tabla 6.10 los resultados de los MSE obtenidos con las mejores configuraciones evaluadas con los datos de validación. Además en la Figura 6.10, se puede comparar la señal real con la simulada de las tres técnicas de inteligencia artificial utilizadas.

Tabla 6.10: MSE de las mejores configuraciones en las técnicas de I.A. seleccionadas para trabajadores agrícolas rurales.

Mejores Configuraciones	**Redes Neuronales Artificiales**	**Máquinas de Soporte Vectorial**	**Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa (ANFIS)**
Configuración	5 capas ocultas y 8 neuronas por capa	Función gaussiana y épsilon ($\varepsilon = 0{,}01$)	Función de pertenencia campana generalizada con 2 funciones y modelo Takagi-Sugeno de orden 0
MSE	0.0081909	0.0095535	0.0085264



(a) Redes Neuronales Artificiales. (b) Máquinas de Soporte Vectorial. (c) Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa.

Figura 6.9: Trabajador agrícola rural real vs simulado de las técnicas redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia neuro-difusa, y máquinas de Soporte Vectorial.

De las tres técnicas evaluadas, la mejor para predecir el comportamiento del sistema es la técnica de redes neuronales artificiales, con la cual se obtuvo un MSE de 0.0081909. Además, al observar la Figura 6.9, esta técnica describe con mayor precisión los valores de la señal real. Por lo tanto, para realizar predicciones futuras, se recomendaría el uso de la técnica de redes neuronales artificiales. Sin embargo, el problema de esta técnica, al igual que la técnica de máquinas de soporte vectorial, es que no permite entender el fenómeno. En cambio, ANFIS sí permite la interpretabilidad como se demostró anteriormente, lo cual es más útil para los formuladores de políticas públicas, ayudándoles a generar lineamientos que se ajusten a su agenda política, aunque esta técnica no sea tan eficiente en predicción como las de redes neuronales artificiales.

En conclusión, si el objetivo es predecir el comportamiento futuro del empleo agrícola en zonas rurales de Colombia, lo recomendable es utilizar la técnica de redes neuronales artificiales. Sin embargo, si el objetivo es entender el comportamiento del empleo agrícola rural en Colombia y generar lineamientos de políticas públicas que se ajusten a la agenda política, es preferible usar la técnica de ANFIS. A continuación, se presenta el módulo predecesor de este cuya salida es una variable de entrada de este módulo.

6.2 Módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural

Este módulo tiene seis variables de entrada que corresponden a: proporción de hogares monoparental con hijos en zona rural, proporción de población rural con educación primaria, proporción de trabajadores rurales con contrato escrito, ingreso promedio de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales vigentes, promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural y coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales. La salida de este módulo es la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. A continuación, se presentan las implementaciones de este módulo con las tres técnicas de I.A. seleccionadas.

6.2.1 Redes neuronales artificiales

Como ya se mencionó, dado que las condiciones iniciales de entrenamiento de las redes neuronales artificiales son aleatorias, se realizaron 30 ejecuciones de entrenamiento para cada configuración, evaluando la eficiencia de la simulación a través del MSE, y seleccionando aquella que obtuviera el menor error. Los parámetros que se variaron en cada configuración incluyeron el número de capas ocultas y la cantidad de neuronas por capa. El número de capas ocultas fue $n = [1,2,3,4,5]$ y el número de neuronas por capa oculta fue $m = [2,4,8,16,32]$. En la Tabla 6.11 se muestran los MSE obtenidos en cada configuración evaluada con los datos de entrenamiento, mientras que en la Tabla 6.12 están los MSE correspondientes a los datos de validación.

Tabla 6.11: MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural con datos de entrenamiento.

MSE Datos de Entrenamiento		Capas ocultas				
		1	2	3	4	5
# Neuronas	2	0.004625956	0.004447632	0.004255367	0.004641725	0.004669514
	4	0.004155772	0.004168357	0.003953224	0.003957652	0.003830025
	8	0.004296566	0.003295884	0.003424947	0.003633867	0.003664233
	16	0.003292059	**0.002643733**	0.002742395	0.002903007	0.003239317
	32	0.003456643	0.003263651	0.003242581	0.002908947	0.002752462

Tabla 6.12: MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural con datos de validación.

MSE Datos de Validación		Capas ocultas				
		1	2	3	4	5
# Neuronas	2	0.004913245	0.005190967	0.005223799	0.005306232	0.005001763
	4	0.005030883	0.005473913	0.005237703	0.005685518	0.00524457
	8	0.005004736	**0.004766392**	0.005407116	0.005491887	0.00603579
	16	0.005209446	0.005711125	0.005382966	0.005752488	0.006357172
	32	0.006082947	0.006797329	0.009137067	0.006383295	0.007554801

En la Tabla 6.11, se observa que la configuración más eficiente alcanzada con los datos de entrenamiento para este módulo, mediante redes neuronales artificiales, consistió en 2 capas ocultas con 16 neuronas por capa, logrando un MSE de 0.002643733. En cambio, al evaluar estas configuraciones con los datos de validación (ver Tabla 6.12), se obtuvo el mejor MSE de 0.004766392, con la configuración de 2 capas ocultas y 8 neuronas por capa oculta, demostrando que esta configuración es la más adecuada para generalizar el módulo de proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. La Figura 6.10 muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración seleccionada en la validación de 2 capas ocultas y 8 neuronas por capa oculta.

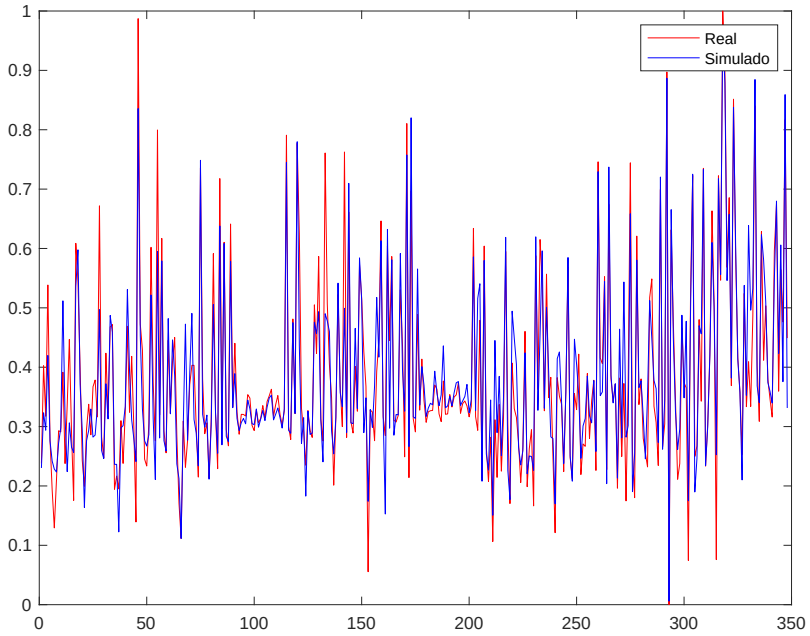


Figura 6.10: Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural real vs simulado redes neuronales artificiales.

Al simular la totalidad de los datos con la mejor configuración generalizable se obtuvo un MSE de 0.0038954, y se observó que la señal simulada tiene una gran aproximación al comportamiento de la señal real.

6.2.2 Máquinas de soporte vectorial

En la implementación con máquinas de soporte vectorial se examinaron diferentes configuraciones, variando la función kernel (lineal, gaussiana, polinomio orden 2, polinomio orden 3, polinomio orden 4) y el valor épsilon (0.1, 0.05, 0.01, 0.005, 0.001). En la Tabla 6.11 se presenta los MSE correspondientes a los datos de entrenamiento y en la Tabla 6.12 están los MSE de los datos de validación.

Tabla 6.13: MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de entrenamiento.

MSE Datos de Entrenamiento		Función Kernel				
		Lineal	Gaussiana	Polinomio Orden 2	Polinomio Orden 3	Polinomio Orden 4
épsilon (ε)	0.1	0.005539734	0.005254509	0.004331571	0.003815953	0.003563116
	0.05	0.005352095	0.004780725	0.004165023	0.003152607	0.001906855
	0.01	0.005529864	0.004394074	0.004387518	0.003577542	**0.000933391**
	0.005	0.005571485	0.004439781	0.004418774	0.003656613	0.001709876
	0.001	0.005586652	0.004523432	0.004527636	0.003653201	0.001824968

Con el conjunto completo de datos y la configuración polinomio de orden 2, épsilon 0.05, se logró un MSE de 0.0044385614. Al comparar la señal real con la simulada de la Figura 27, se observa que el modelo simula de forma muy cercana a la señal real.

El menor MSE obtenido con los datos de entrenamiento fue 0.000933391, utilizando la configuración de polinomio de orden 4 con un épsilon de 0.01. Sin embargo, el mejor MSE obtenido con los datos de validación fue 0.006257706, empleando el polinomio de orden 2 y un épsilon de 0.05. Esto sugiere que el uso de polinomios de orden superior puede llevar a un sobre entrenamiento y a una falta de generalización del modelo. Por lo tanto, la configuración que mejor generaliza el modelo es la obtenida con los datos de validación.

Tabla 6.14: MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de validación.

MSE Datos de Validación		Función Kernel				
		Lineal	Gaussiana	Polinomio Orden 2	Polinomio Orden 3	Polinomio Orden 4
épsilon (ε)	0.1	0.007448954	0.00944006	0.006552013	0.010208479	0.011931961
	0.05	0.006805375	0.008664889	**0.006257706**	0.027702408	0.182287657
	0.01	0.007103325	0.008394673	0.006771961	0.024597444	0.429623583
	0.005	0.007242135	0.008311803	0.007398096	0.024669778	0.23966466
	0.001	0.007251705	0.008192051	0.00712355	0.02563342	0.245049182

En la Figura 6.11 se muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración determinada con los datos de validación, considerando la totalidad de los datos.

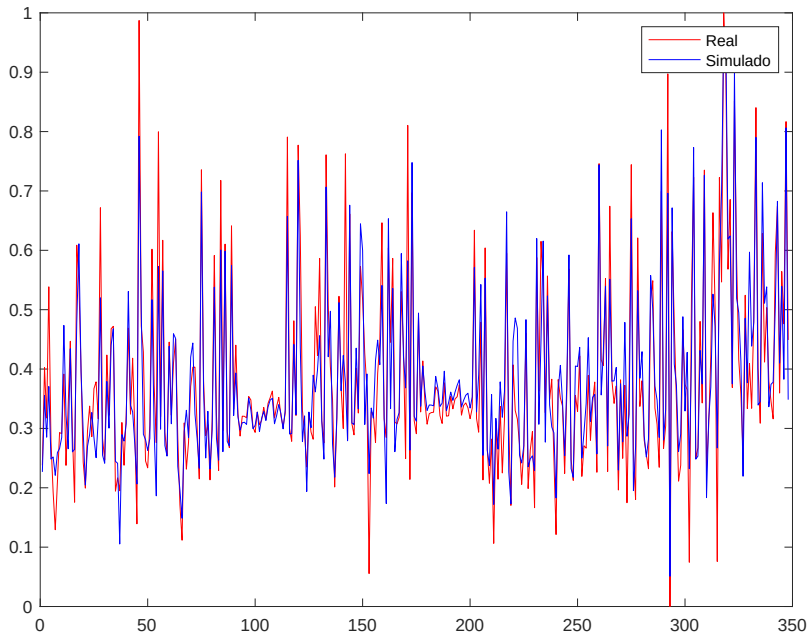


Figura 6.11: Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado Máquinas de Soporte Vectorial (Polinomio orden 2, épsilon ($\varepsilon = 0{,}05$).

Con el conjunto completo de datos y la configuración polinomio de orden 2, épsilon 0.05, se logró un MSE de 0.0044385614. Al comparar la señal real con la simulada de la Figura 6.11, se observa que el modelo simula de forma muy cercana a la señal real.

6.2.3 Sistema artificial de inferencia neuro-difusa

Para implementar ANFIS, se emplearon los modelos Takagi-Sugeno de orden 0 y orden 1. La función de salida de orden 0 es una constante y la función de salida de orden 1 es una función lineal. Se variaron las funciones de pertenencia de entrada de 2 a 4 funciones. Considerando que hay 6 entradas, se generaron 64 (2^6) reglas de salida con 2 funciones de pertenencia, 729 (3^6) reglas para 3 funciones y 4096 (4^6) reglas para 4 funciones. Se variaron las funciones de pertenencia entre 3 tipos que fueron diferencial sigmoidal, gaussiana y campana generalizada. Se emplearon 100 épocas para el entrenamiento. En la Tabla 6.15 se presentan los MSE de las diferentes configuraciones evaluadas con los datos de entrenamiento y en la Tabla 6.16 con los datos de validación.

Tabla 6.15: MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de entrenamiento.

MSE Datos de Entrenamiento	Orden 0			Orden 1		
Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada
2	0.00237850800	0.00249569100	0.00226194600	0.00000430669	0.00000420737	0.00000530683
3	0.00000299585	0.00000177004	0.00000161885	0.00000027116	0.00000004812	0.00000043433
4	0.00000029192	0.00000003153	0.00000009146	0.00000009530	**0.00000000035**	0.00000007022

Tabla 6.16: MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana con datos de validación.

MSE Datos de validación	Orden 0			Orden 1		
Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada
2	0.019112400	**0.009777782**	0.017341024	0.218594999	0.167123228	0.046296735
3	0.050632347	0.055019785	0.052898369	0.031308118	0.028992173	0.031976622
4	0.030499383	0.029432013	0.026467912	0.056003492	0.039769870	0.034772766

La mejor configuración obtenida con los datos de entrenamiento, con un MSE de 0.00000000035, correspondió al modelo Takagi-Sugeno de orden 1 con una función de pertenencia tipo gaussiana, utilizando 4 funciones. Sin embargo, al evaluar esta configuración con los datos de validación, se obtuvo un MSE de 0.03976987, lo que indica que el modelo no es generalizable y presenta sobre entrenamiento. En cambio, con los datos de validación la mejor configuración fue la función de pertenencia gaussiana con 2 funciones y modelo Takagi-Sugeno de orden 0, obteniendo un MSE de 0.009777782. La Figura 6.12 muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración de función de pertenencia de campana generalizada con 2 funciones, considerando la totalidad de los datos.

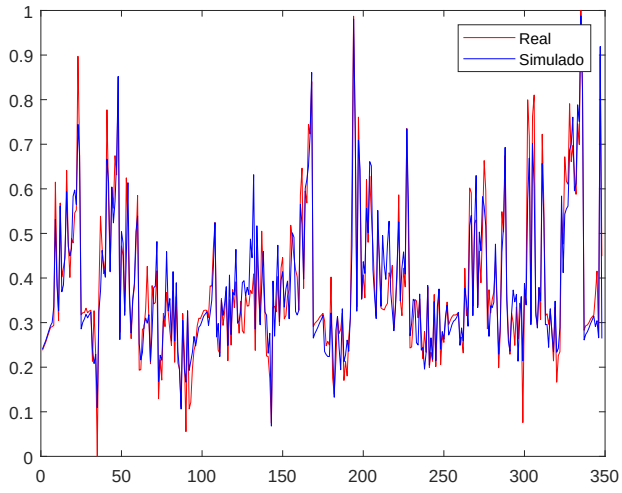


Figura 6.12: Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado Máquinas de Soporte Vectorial (TS-0, función de pertenencia gaussiana con 2 por entrada

.

Al observar la Figura 6.12, se determina que la señal simulada se aproxima muy bien a la señal real con algu-

nas pequeñas excepciones en los valores muy pequeños o muy altos. El MSE obtenido fue de 0.0031992572.

Como ya se mencionó, ANFIS permite la interpretabilidad del sistema a través de las reglas que genera. Por tal motivo, el siguiente enciso analizará que lineamientos de política pública se pueden generar que estén alineados con la agenda política acorde a lo analizado previamente.

6.2.4 Generación de lineamientos de política pública para el empleo agrícola rural con respecto a la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana usando ANFIS

Al igual que ocurrió con el módulo anterior, el proceso se divide en dos partes. la primera parte analiza las reglas que cumplen las condiciones deseadas basadas en una agenda política, utilizando la mejor configuración con el modelo Takagi-Sugeno de orden 0 y la segunda parte analiza si las reglas resultantes en la primera parte son aplicables en el modelo generalizable. En este caso se analizará el segundo módulo de proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana, el cual es una entrada del módulo de salida y es una variable importante para la generación de lineamientos de política pública en empleo agrícola.

6.2.4.1. Análisis de las reglas que cumplen con la agenda política en el empleo agrícola rural con respeto a la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana

Para esta etapa se empleó la configuración que produjo la señal simulada más cercana a la real, empleando el modelo Takagi-Sugeno de orden 0. Con este modelo se analizaron la reglas generadas. En la Tabla 6.17 se presenta los MSE de las diferentes configuraciones evaluadas con el modelo modelo Takagi-Sugeno de orden 0.

Tabla 6.17: MSE de ANFIS para el módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural con Modelo TS-0.

Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada
2	0.002856498	0.003199257	0.003217023
3	0.000004151	0.000011284	0.000002849
4	**0.000000376**	0.000001019	0.000000627

La mejor configuración con MSE es de 0.000000376 lograda con la función “diferencial sigmoidal” con 4 funciones de pertenencia, lo cual es acorde con la configuración obtenida con solo los datos de entrenamiento. En la Figura 6.13 se presenta la señal simulada con la configuración seleccionada y la real.

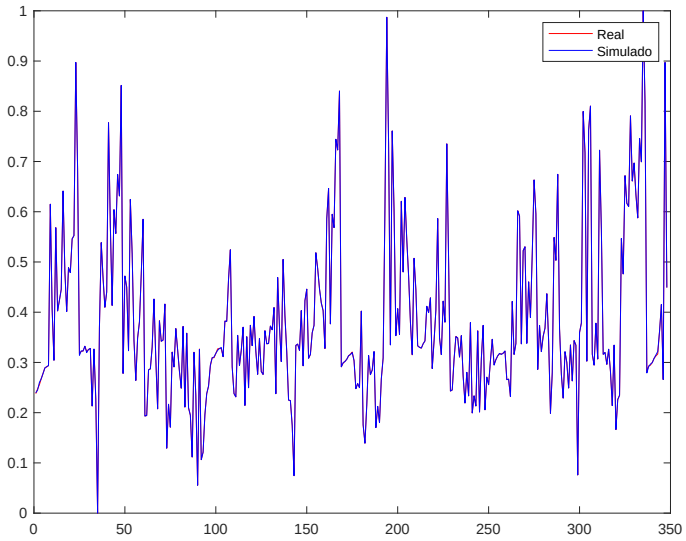
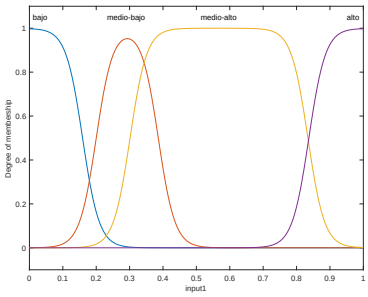
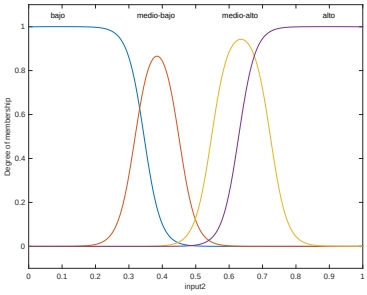


Figura 6.13: Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado (TS-0, diferencial sigmoidal con 4 funciones).

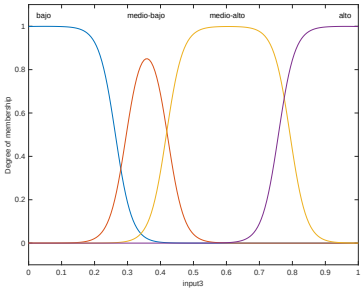
Como se observa en la Figura 6.13, la señal simulada se ajusta casi de forma perfecta a la señal real, confirmando su idoneidad para el propósito previsto, que es facilitar la interpretación del sistema. En la Figura 6.14 se muestran las funciones de pertenencia de las 6 entradas del módulo, utilizando el modelo Takagi-Sugeno de orden 0.



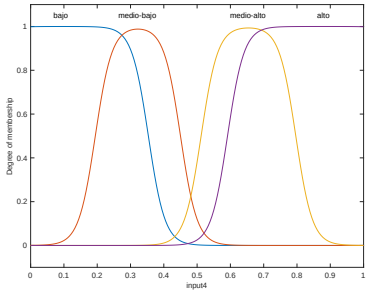
(a) Proporción de familias monoparental con hijos en zona rural.



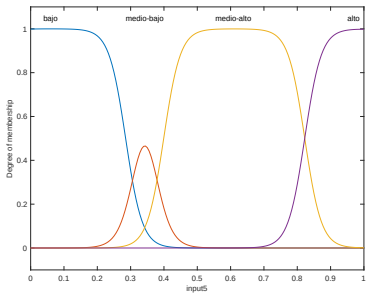
(b) Proporción de población rural con educación primaria.



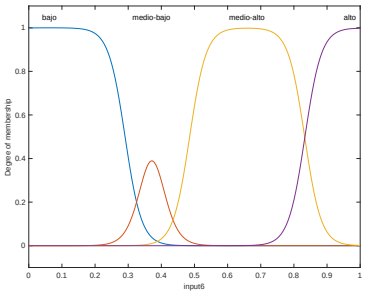
(c) Proporción de trabajadores rurales con contrato escrito.



(d) Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales.



(e) Promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural.



(f) Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales.

Figura 6.14: Funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural usando ANFIS TS-0.

Al igual que el módulo anterior, los datos se agruparon en cuatro categorías a las cuales se les asignó las etiquetas lingüísticas de “bajo”, “medio-bajo”, “medio-alto” y “alto”. La forma como se agruparon los datos en las funciones de pertenencia se observan de tres formas diferentes. En la entradas “Proporción de familias monoparental con hijos en zona rural” (ver Figura 6.14a) y “Proporción de trabajadores rurales con contrato escrito” (ver Figura 6.14c). Las funciones de pertenencia etiquetadas como “bajo”, “medio-alto” y “alto” abarcan un grupo de datos significativos, mientras que la categorizada como “medio-bajo” es menor; esto es muy similar a lo que ocurre con las entradas “Promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural” (ver Figura 6.14e), y “Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales” (ver Figura 6.14f), pero en estas la función de pertenencia “medio-bajo” es significativamente pequeña. Finalmente, las entradas “proporción de población rural con educación primaria” (ver Figura 6.14b), e “Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales” (ver Figura 6.14d), las funciones de pertenencia que más abarcan datos son la de “alto” y “bajo”, las cuales se sobreponen significativamente con las funciones “medio-bajo” y medio-alto.

En la Figura 6.15 se muestra un histograma con los valores obtenidos a la salida de las 4096 reglas generadas.

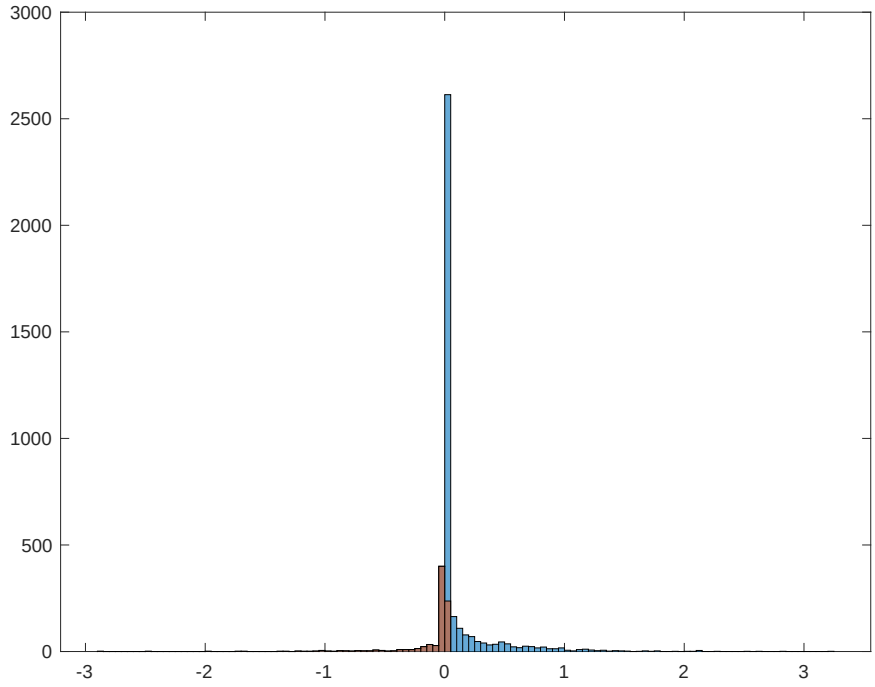
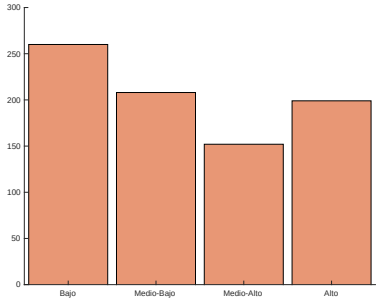
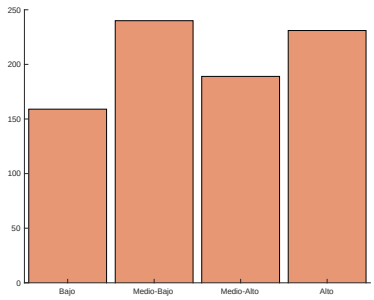


Figura 6.15: Valores constantes a la salida del módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana usando ANFIS TS-0.

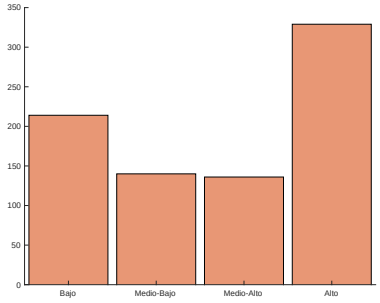
Como se puede observar en la Figura 6.15, los valores obtenidos se distribuyen en un rango comprendido entre -3 y 3, concentrándose la mayoría de los valores cerca de 0. Los valores negativos indican que las reglas corresponden a condiciones con una baja proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. Aquellos valores cercanos a 0 representan una proporción media de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. Por otro lado, los valores positivos sugieren una alta proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. En consecuencia, se analizaron específicamente las reglas asociadas con un bajo nivel de proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana, ya que esta es la condición más adecuada para lograr un alto grado de empleo agrícola en zonas rurales. Para ello, se analizaron las reglas que se encuentran en el quintil inferior resaltadas en color magenta en la Figura 6.15. En la Figura 6.16, se presenta la distribución de las categorías en las variables entradas de este módulo correspondientes al quintil inferior.



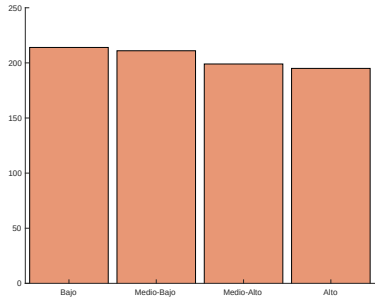
(a) Proporción de familias monoparental con hijos en zona rural.



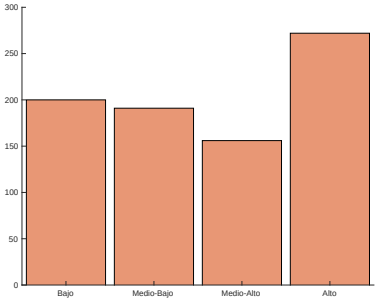
(b) Proporción de población rural con educación primaria.



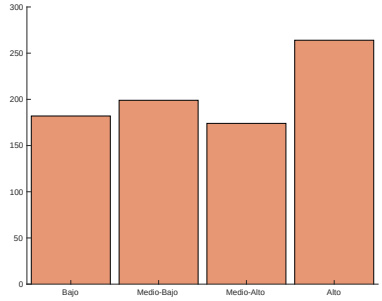
(c) Proporción de trabajadores rurales con contrato escrito.



(d) Ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales.



(e) Promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural.



(f) Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales.

Figura 6.16: Distribución de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana cuando la salida es baja.

En la variable “proporción de familias monoparental con hijos en zona rural” (ver Figura 6.17a), se observa que la categoría que más aparece es baja y la que menos es medio alta. Esto indica que, si hay pocas familias con un solo padre e hijos, contribuye a que la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana sea baja.

Con respecto a la variable “proporción de población rural con educación primaria” (ver Figura 6.17b), las dos categorías con mayor presencia son medio-bajo y alto. Sin embargo, al revisar la distribución de las funciones de pertenencia en la Figura 6.14b, se observa que la de mayor relevancia es alto, por lo cual demuestra que entre mayor población con solo educación primaria, menos es la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana (Bernal Villamarin et al., 2016; Jiménez-Taracido et al., 2019; J. Zhang et al., 2018).

En la variable “proporción de trabajadores rurales con contrato escrito” (ver Figura 6.16c), se evidencia la gran importancia de generar la formalización del empleo en las zonas rurales para que la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana sea baja (Han, 2018; Muñoz-Rios et al., 2020; Yuan Zhang, 2020). Lo cual, confirma una de las conclusiones del módulo anterior con respecto al empleo agrícola en zona rural.

En cuanto la variable “ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales” (ver Figura 6.16d), la distribución entre las categorías es prácticamente uniforme, lo que inicialmente indica que esta variable no es tan relevante para determinar la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana.

En la variable “promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural” (ver Figura 6.16e), se evidencia nuevamente la importancia de la estabilidad laboral. En los departamentos que se presentan los contratos con mayor duración se observa una baja proporción de trabajadores que viven en zona rural que

trabajan en zona urbana.

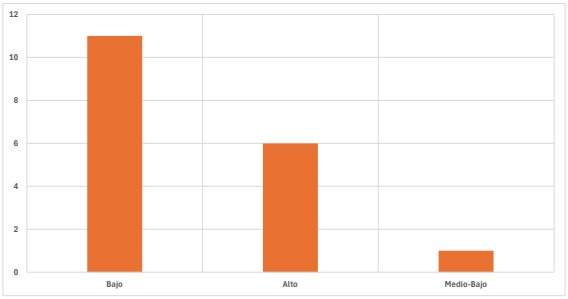
Por último, en la variable "coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales" (ver Figura 6.16f), la categoría que más prevalece es alto. Esto indica inicialmente que puede haber una gran variación en la duración de los contratos en un departamento, y esto no promueve que la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana sea alta.

Para profundizar en el análisis se enlazarán la reglas que estén alineadas con los lineamientos de la agenda política establecida en los Planes de Desarrollo analizados, en la cuales se busca mejorar la estabilidad laboral y tener ingresos dignos y que además estén alienados con las directrices dadas cuando se analizó el empleo agrícola en zona rural. En consecuencia, de las reglas en las cuales la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana es baja, se delimitará solo a las reglas en las cuales la proporción de población rural con educación primaria sea baja o medio-baja, que la proporción de trabajadores rurales con contrato escrito sea alta, que los ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales sea medio-alto y alto, y que el promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural sea alto. Las reglas resultantes se pueden observar en la Tabla 6.18.

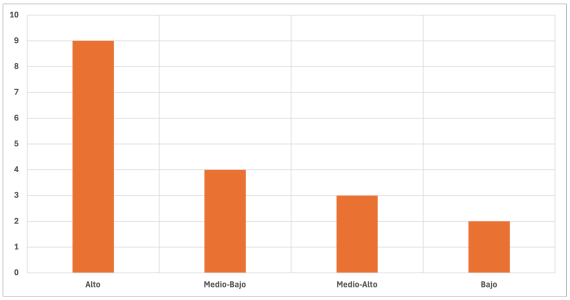
Tabla 6.18: Reglas seleccionadas de ANFIS TS-0 para trabajadores urbanos que viven zona rural baja.

proporción de familias monoparental con hijos en zona rural	**proporción de población rural con educación primaria**	**proporción de trabajadores rurales con contrato escrito**	**ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales**	**promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural**	**coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales**
Bajo	Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Medio-Bajo
Bajo	Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Alto
Bajo	Bajo	Alto	Alto	Alto	Medio-Bajo
Bajo	Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Bajo
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Medio-Bajo
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Medio-Alto
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Alto
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Alto	Alto	Bajo
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Alto	Alto	Medio-Bajo
Bajo	Medio-Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto
Medio-Bajo	Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto
Alto	Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Alto
Alto	Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto
Alto	Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Medio-Alto
Alto	Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto	Alto
Alto	Medio-Bajo	Alto	Alto	Alto	Medio-Alto
Alto	Medio-Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto

Se obtuvieron 16 reglas que cumple con los criterios seleccionados. En la Figura 6.17 se muestra la distribución de las categorías de las variables que no fueron delimitadas, la variable "proporción de familias monoparental con hijos en zona rural" y "coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales".



(a) Proporción de familias monoparental con hijos en zona rural.



(b) Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales.

Figura 6.17: Ocurrencia de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo trabajadores urbanos que viven en zona rural bajo.

En la variable "Proporción de familias monoparental con hijos en zona rural" (ver Figura 6.17a), la categoría que es más relevante es bajo, indicando que en los departamentos en los cuales la proporción de familias monoparental con hijos en zona rural es baja es más posible que se presente una baja proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana, demostrando la importancia de la estructura familiar en esta situación.

Con respecto a la variable "Coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales" (ver Figura 6.17b), se observa que puede haber un alta variación en la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas y esto no produce que se produzca una alta proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. Demostrando que es más relevante que la duración promedio de los contratos sea alta, con lo cual demuestra la relevancia de la estabilidad laboral en la búsqueda de trabajo, además, esto esta acorde con una de las conclusiones del módulo anterior que indicaba que el coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales agrícolas dejaba de ser relevante desde que la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana fuera baja.

En resumen, este el análisis de este módulo demuestra la importancia de generar políticas que promuevan la estabilidad laboral en las zonas rurales con buenos ingresos, además de incentivar la educación promoviendo que la formación en niveles superiores a la educación primaria que concuerda con lo analizado en el módulo "proporción de trabajador rural agrícola con empleo agrícola rural". Pero adicionalmente, se muestra la relevancia de las estructuras familiares para promover la búsqueda empleo en las zonas rurales.

6.2.5 Análisis de las reglas obtenidas en el modelo generalizable de la proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana

Para esta etapa, se utilizó la mejor configuración obtenida con los datos de validación en el modelo Takagi-Sugeno de orden 0, que emplea dos funciones gaussianas por entrada. En esta configuración, las entradas se agruparon en 2 conjuntos, asignándoles las etiquetas lingüísticas de "bajo" y "alto". Como resultado, se generaron en total 64 (2^6) reglas. Por lo cual, se analizarán las reglas que estén en el media inferior, es decir, las que se podrían considerar en categoría "bajo", según las condiciones establecidas en este caso. Esto corresponde a las 32 reglas con valores inferiores presentados en la Tabla 6.19.

De estas 32 reglas, se analizará la viabilidad de las condiciones determinadas en el estudio previo: obtener baja proporción de población rural con educación primaria, alta proporción de trabajadores rurales con contrato escrito, altos ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales, y alto promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural. Según estas condiciones, el sistema establece que estas situaciones pueden presentarse, como se resalta en dos reglas de la Tabla 6.19.

Tabla 6.19: Reglas de ANFIS TS-0 con dos funciones de pertenencia por entrada para baja proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana.

proporción de familias monoparental con hijos en zona rural	**proporción de población rural con educación primaria**	**proporción de trabajadores rurales con contrato escrito**	**ingresos medios de los trabajadores rurales en salarios mínimos mensuales**	**promedio de la duración de los contratos en meses para el trabajador rural**	**coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales**
Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Alto
Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Bajo
Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Alto
Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Bajo	Bajo
Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Alto	Bajo
Bajo	Bajo	Alto	Bajo	Alto	Bajo
Bajo	Bajo	Alto	Bajo	Alto	Alto
Bajo	Bajo	Alto	Alto	Bajo	Alto
Bajo	**Bajo**	**Alto**	**Alto**	**Alto**	**Alto**
Bajo	Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo
Bajo	Alto	Bajo	Bajo	Alto	Alto
Bajo	Alto	Bajo	Alto	Bajo	Alto
Bajo	Alto	Bajo	Alto	Alto	Alto
Bajo	Alto	Alto	Bajo	Bajo	Alto
Bajo	Alto	Alto	Alto	Bajo	Bajo
Bajo	Alto	Alto	Alto	Alto	Bajo
Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo
Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Alto
Alto	Bajo	Bajo	Alto	Bajo	Alto
Alto	Bajo	Bajo	Alto	Alto	Bajo
Alto	Bajo	Bajo	Alto	Alto	Alto
Alto	Bajo	Alto	Bajo	Bajo	Alto
Alto	Bajo	Alto	Alto	Bajo	Bajo
Alto	**Bajo**	**Alto**	**Alto**	**Alto**	**Bajo**
Alto	Alto	Bajo	Bajo	Bajo	Alto
Alto	Alto	Bajo	Bajo	Alto	Bajo
Alto	Alto	Bajo	Alto	Bajo	Bajo
Alto	Alto	Bajo	Alto	Alto	Bajo
Alto	Alto	Alto	Bajo	Alto	Bajo
Alto	Alto	Alto	Bajo	Alto	Alto
Alto	Alto	Alto	Alto	Bajo	Alto
Alto	Alto	Alto	Alto	Alto	Alto

Para que estas condiciones se presenten es cuando la proporción de familias monoparental con hijos en zona rural es baja y el coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales alto, pero si la proporción de familias monoparental con hijos en zona rural es alto, sí es relevante que el coeficiente de variación de la duración de los contratos de los trabajadores rurales sea bajo. Como la variable de la tipología de la familia es una variable social que no puede ser manipulada por alguna política pública, se vuelve relevante que el grado de incertidumbre de los contratos sea bajo para la viabilidad de la política.

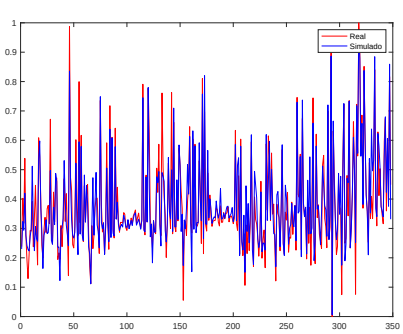
Esto reafirmaría que es necesario generar políticas públicas que formalicen el empleo en zonas rurales, en especial en el sector agrícola, las cuales promuevan los contratos escritos de gran duración, y poca variabilidad, como contratos a término indefinido, con ingresos promedios altos, acompañados de políticas en educación que promuevan la educación secundaria o superior en la población rural.

6.2.6 Análisis de los resultados obtenidos con las técnicas de redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia neuro-difusa, y máquinas de soporte vectorial

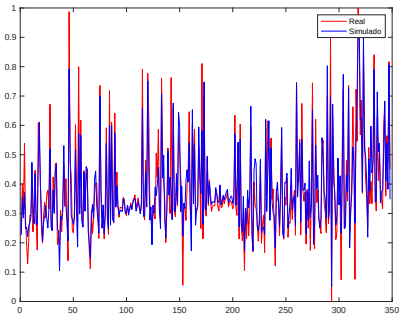
Para el análisis, se presenta en la Tabla 6.20 los resultados de los MSE obtenidos con las mejores configuraciones evaluadas con los datos de validación. Además en la Figura 6.18, se puede comparar la señal real con la simulada de las tres técnicas de inteligencia artificial utilizadas.

Tabla 6.20: MSE de las mejores configuraciones en las técnicas de I.A. seleccionadas para trabajadores urbanos que viven en zona rural.

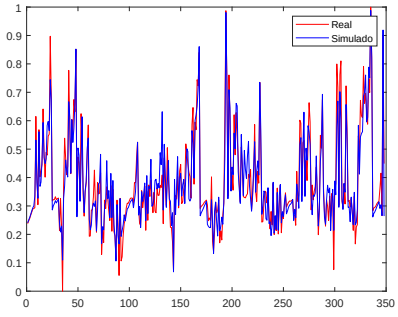
Mejores Configuraciones	**Redes Neuronales Artificiales**	**Máquinas de Soporte Vectorial**	**Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa (ANFIS)**
Configuración	2 capas ocultas y 8 neuronas por capa	Polinomio orden 2 y épsilon ($\varepsilon = 0{,}05$)	Función de pertenencia gaussiana con 2 funciones y modelo Takagi-Sugeno de orden 0
MSE	0.00389540	0.0044385614	0.0031992572



(a) Redes Neuronales Artificiales.



(b) Maquinas de Soporte Vectorial.



(c) Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa.

Figura 6.18: Proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana real vs simulado de las técnicas Redes Neuronales Artificiales, Maquinas de Soporte Vectorial, y Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa.

De las tres técnicas evaluadas, la mejor para predecir el comportamiento del sistema es la técnica de ANFIS, con la cual se obtuvo un MSE de 0.0031992572. Además, al observar la Figura 6.18, esta técnica describe con mayor precisión los valores de la señal real. Adicionalmente, esta técnica permite la interpretabilidad como se demostró, lo cual puede ser de mucha ayuda a los formuladores de políticas públicas en generar lineamientos política acordes a su agenda política.

En conclusión, en el caso de predecir o analizar la proporción de trabajadores rurales que trabajan en zona urbana en Colombia la técnica recomendad sería la de Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa (ANFIS). Esta será muy útil a los formuladores de política pública para generar lineamientos acordes a su agenda políticos y que beneficie a la sociedad rural. A continuación, se presenta el módulo inicial del todo el módulo computacional que es el migración neta rural.

6.3 Módulo tasa neta de migración rural

La tasa neta migración rural corresponde al número de inmigrantes rurales menos el número emigrantes rurales. Un valor positivo indica que el número migrantes que llegan es superior al que sale y un valor negativo, indica que el número de migrantes que salen es superior al número de migrantes que llegan.

Este módulo tiene tres variables de entrada que son: índice de pobreza multidimensional, proporción de población rural con educación primaria, y proporción de vías pavimentadas en buen estado. La salida de este módulo es la proporción de migración neta rural. Es importante resaltar que en la variable correspondiente a vías pavimentadas solo se tienen datos para 25 departamentos. Por lo tanto, se probarán inicialmente tres tipos de modelos computacionales para determinar el más idóneo con cada técnica.

- El primer modelo incluye solo dos entradas (índice de pobreza multidimensional y proporción de población rural con educación primaria) y se aplica para todos los departamentos.
- El segundo modelo utiliza tres entradas (índice de pobreza multidimensional, proporción de población rural con educación primaria y proporción de vías pavimentadas en buen estado) y se limita a los 25 departamentos con datos de vías pavimentadas.
- El tercer modelo es con cuatro entradas, las tres mencionadas (índice de pobreza multidimensional, proporción de población rural con educación primaria y proporción de vías pavimentadas en buen estado) más un variable dummy adicional. Esta variable dummy indica si se dispone de datos de vías para el departamento, donde 1 significa que sí se tiene el dato y 0 que no, permitiendo así el uso de todos los datos disponibles de los departamentos.

A continuación, se presentan las implementaciones de este módulo con las tres técnicas de I.A. seleccionadas.

6.3.1 Redes neuronales artificiales

Dado que las condiciones iniciales de entrenamiento de las redes neuronales artificiales son aleatorias, se realizaron 30 ejecuciones de entrenamiento para cada configuración, evaluando la eficiencia de la simulación a través del MSE, y seleccionando aquel que obtuviera el menor error. Los parámetros que se variaron en cada configuración incluyeron el número de capas ocultas y la cantidad de neuronas por capa. El número de capas ocultas fue $n = [1,2,3,4,5]$ y el número de neuronas por capa oculta fue $m = [2,4,8,16,32]$. En la Tabla 6.21 se muestra los MSE obtenidos en cada configuración evaluada con los datos de entrenamiento, mientras en la Tabla 6.22 están los MSE correspondientes a los datos de validación.

Tabla 6.21: MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo tasa neta de migración rural con datos de entrenamiento.

Tipo de Modelo	MSE Datos de Entrenamiento		Capas ocultas				
			1	2	3	4	5
2 Entradas	# Neuronas	2	0.013167243	0.01357937	0.013257766	0.013294638	0.013430221
		4	0.012936824	0.011918928	0.013121835	0.012849515	0.012759777
		8	0.012652111	0.012675139	0.012044504	0.011838359	0.0112868
		16	0.012409936	0.012058572	0.010904495	0.01209892	0.010749219
		32	0.011542011	**0.010478582**	0.011461999	0.011108047	0.011226917
3 Entradas	# Neuronas	2	0.017330983	0.017375495	0.017485997	0.017707838	0.017067117
		4	0.015502288	0.014564978	0.013758436	0.015470438	0.013945297
		8	0.012495443	0.012844464	0.011835405	0.010595212	0.01009247
		16	0.012193533	0.010161338	0.009914482	0.01027742	**0.00852078**
		32	0.0120423	0.010184845	0.008872811	0.010404138	0.009943916
4 Entradas	# Neuronas	2	0.011828552	0.011104383	0.011277724	0.012021342	0.01165261
		4	0.011389419	0.00983919	0.009962586	0.009481378	0.00990736
		8	0.009766136	0.00817551	0.007738777	0.006976439	0.006754879
		16	0.008437824	0.007166164	0.007171667	0.007117287	0.006481241
		32	0.007384695	0.00678614	0.007562287	**0.005526495**	0.00742678

Tabla 6.22: MSE de Redes Neuronales Artificiales para el módulo tasa neta de migración rural con datos de validación.

Tipo de Modelo	MSE Datos de Validación		Capas ocultas				
			1	2	3	4	5
2 Entradas	# Neuronas	2	0.007041094	0.006479555	0.006772781	0.006423667	0.0068272
		4	0.006413935	0.006165746	0.006388183	0.006271625	0.006344522
		8	0.006097157	0.006005525	0.006168538	0.005963557	0.006341178
		16	0.006409677	0.00583989	0.006428178	0.006623185	**0.00579589**
		32	0.006426588	0.008374089	0.008005776	0.007518596	0.008041691
3 Entradas	# Neuronas	2	0.016631291	0.016726049	0.017329217	0.016762593	0.016218434
		4	0.015326497	0.015777236	0.016034103	0.012819459	0.015121884
		8	0.01454148	0.013940756	0.015147073	0.01397863	0.012408494
		16	0.013728312	0.012542938	0.014914477	0.013136699	0.013347539
		32	0.014763426	0.015370215	0.015775449	0.015474061	**0.011370703**
4 Entradas	# Neuronas	2	0.00551692	0.005683398	0.005798969	0.006039408	0.005891777
		4	0.005597842	0.005404644	0.005929311	0.005307683	0.005346032
		8	0.006143287	0.006585717	0.00546433	0.006362097	0.005893036
		16	0.006293845	0.006423604	0.005796885	**0.004973478**	0.006231122
		32	0.006618781	0.005488407	0.006474905	0.006379754	0.006100891

En la Tabla 6.21 la configuración más eficiente alcanzada con solo los datos de entrenamiento para este módulo, mediante redes neuronales artificiales, fue la que utilizó el modelo de cuatro entradas con 4 capas ocultas con 32 neuronas por capa, logrando un MSE de 0.0055264947. Sin embargo, el modelo de cuatro entradas con la configuración de 4 capas ocultas y 16 neuronas por capa demostró ser más eficiente con los datos de validación con un MSE de 0,0049734784, demostrando que esta configuración es la más adecuada para generalizar el modelo. La Figura 6.19 muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración seleccionada de 4 capas ocultas y 16 neuronas por capa en el modelo de cuatro entradas.

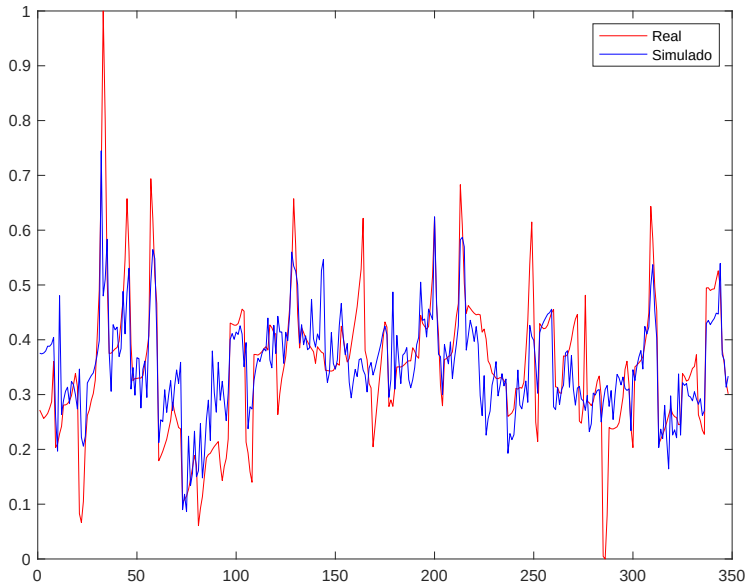


Figura 6.19: Tasa neta de migración rural real vs simulado con redes neuronales artificiales (modelo de 4 entradas, 4 capas ocultas y 16 neuronas por capa).

Al simular la totalidad de los datos con la configuración seleccionada se obtuvo un MSE de 0.00689507, y se aprecia en la Figura 6.19 que la señal simulada tiene una buena aproximación a la señal real en valores medios, pero para valores inferiores a 0.1 o superiores a 0.7 no es tan eficiente el modelo.

6.3.2 Máquinas de soporte vectorial

En la implementación con máquinas de soporte vectorial se exploraron diferentes configuraciones, variando la función kernel (lineal, gaussiana, polinomio orden 2, polinomio orden 3, polinomio orden 4) y el valor épsilon (0.1, 0.05, 0.01, 0.005, 0.001) las cuales se probaron también en los tres tipos de modelos propuestos de dos, tres y cuatro entradas. En la Tabla 6.23 se presenta los MSE correspondientes a los datos de entrenamiento y en la Tabla 6.24 están los MSE de los datos de validación.

Tabla 6.23: MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo tasa neta de migración rural con datos de entrenamiento.

Tipo de Modelo	MSE Datos Entrenamiento		Función Kernel				
			Lineal	Gaussiana	Polinomio Orden 2	Polinomio Orden 3	Polinomio Orden 4
2 Entradas	épsilon (ε)	0.1	0.011556974	**0.009983076**	0.011135897	0.010938001	0.010788957
		0.05	0.011517126	0.010110451	0.011171709	0.010700605	0.010546225
		0.01	0.01158148	0.010077523	0.011307666	0.010845418	0.010667114
		0.005	0.01154727	0.009994546	0.011322692	0.010818291	0.010631117
		0.001	0.011600505	0.010114945	0.011300695	0.010810563	0.010680868
3 Entradas	épsilon (ε)	0.1	0.01761313	0.013664315	0.01729017	0.015244843	0.013110012
		0.05	0.017477389	0.012613309	0.017354175	0.015842524	0.013049716
		0.01	0.017757739	**0.01187003**	0.017431362	0.015961125	0.012876804
		0.005	0.017891932	0.013695656	0.017317426	0.016234939	0.013006347
		0.001	0.017929	0.013824241	0.017277703	0.016202336	0.013289341
4 Entradas	épsilon (ε)	0.1	0.010731146	0.007950381	0.010232023	0.009124701	0.008203506
		0.05	0.010824809	0.007868955	0.010248535	0.00911299	**0.007226817**
		0.01	0.011150955	0.008091048	0.010585661	0.009612509	0.007273948
		0.005	0.011100727	0.007379399	0.010703271	0.009793752	0.007434204
		0.001	0.011022071	0.008228016	0.010653375	0.009911439	0.007349415

Tabla 6.24: MSE de Máquinas de Soporte Vectorial para el módulo tasa neta de migración rural con datos de validación.

Tipo de Modelo	MSE Datos Validación		Función Kernel				
			Lineal	Gaussiana	Polinomio Orden 2	Polinomio Orden 3	Polinomio Orden 4
2 Entradas	épsilon (ε)	0.1	0,018445588	0,018067117	0,018396646	0,018722415	0,018447292
		0.05	0,018458716	0,017824463	0,018388812	0,018192228	**0,017786209**
		0.01	0,018664816	0,01792843	0,018576919	0,018296066	0,018189702
		0.005	0,018642317	0,018276757	0,018595418	0,018337474	0,018129506
		0.001	0,018774912	0,018076729	0,018574608	0,018261341	0,018068268
3 Entradas	épsilon (ε)	0.1	0,030427529	0,024968388	0,031000676	0,026551614	0,02500648
		0.05	0,029777661	0,024922698	0,031688204	0,028804586	0,024835778
		0.01	0,030157871	**0,024742151**	0,031286443	0,029270927	0,028485703
		0.005	0,030264203	0,026871284	0,030923292	0,029536873	0,029820802
		0.001	0,030175828	0,027291342	0,030892089	0,029178338	0,03022248
4 Entradas	épsilon (ε)	0.1	0,017636262	0,015158037	0,017274202	0,01652753	0,016864583
		0.05	0,017859169	0,014666956	0,01691851	0,015827215	0,015658096
		0.01	0,018095343	0,014672135	0,017496162	0,015611875	0,0158269
		0.005	0,017988469	**0,014521625**	0,017487438	0,015714293	0,016471217
		0.001	0,017853679	0,015091748	0,017466361	0,015700418	0,015977835

El menor MSE obtenido con los datos de entrenamiento fue 0.007226817, utilizando la configuración de polinomio de orden 4 con épsilon 0.05 en tipo de modelo de 4 entradas. Sin embargo, el mejor MSE obtenido con los datos de validación fue 0.0145216251 empleando la función gaussiana y épsilon 0.005; también con tipo de modelo de 4 entradas. Esto indica que las funciones de polinomio de orden superior pueden llevar a un sobre entrenamiento y una falta de generalización del modelo. Por lo tanto, la configuración que mejor generaliza el modelo es la obtenida con los datos de validación. En la Figura 6.20 se muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración de función gaussiana y épsilon 0.005 y modelo de 4 entradas, considerando la totalidad de los datos.

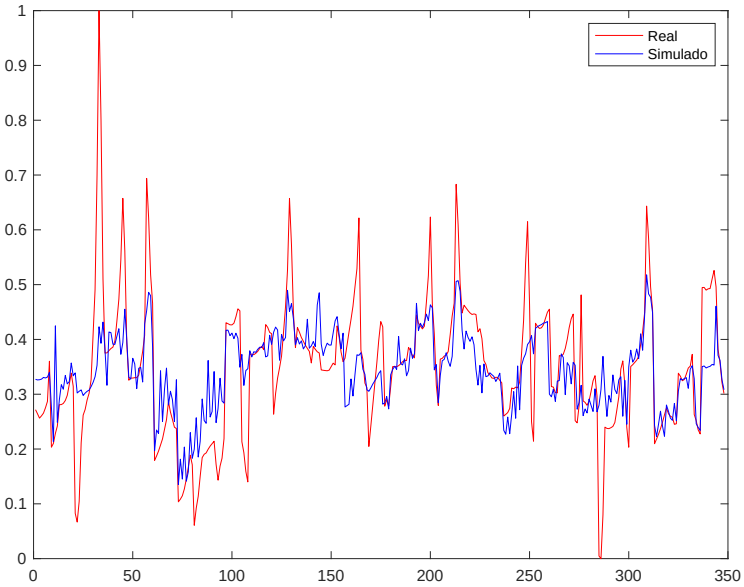


Figura 6.20: Tasa neta de migración rural real vs simulado con Máquinas de Soporte Vectorial (Función gaussiana, épsilon 0.005).

Con el conjunto completo de datos, en el modelo de 4 entradas y la configuración seleccionada, se logró un MSE de 0.008104334. Al comparar la señal real con la simulada, se observa que el modelo simula bien los valores medios que están entre 0.15 y 0.55, pero los valores inferiores y superiores de ese rango no los logra simular.

6.3.3 Sistema artificial de inferencia neuro-difusa

Para implementar ANFIS, se emplearon los modelos Takagi-Sugeno de orden 0 y orden 1. La función de salida de orden 0 es una constante y la función de salida de orden 1 es una función lineal. Se variaron las funciones de pertenencia de entrada de 2 a 4 funciones. Considerando que hay 4 entradas, se generaron 16 (2^4) reglas de salida con 2 funciones de pertenencia, 81 (3^4) reglas para 3 funciones y 256 (4^4) reglas para 4 funciones. Se variaron las funciones de pertenencia entre 3 tipos que fueron diferencial sigmoidal, gaussiana y campana generalizada. Se emplearon 100 épocas para le entrenamiento. En la Tabla 6.25 se presentan los MSE de las diferentes configuraciones evaluadas con los datos de entrenamiento, y en la Tabla 6.26 con los datos de validación.

La mejor configuración obtenida con los datos de entrenamiento, con un MSE de 0.0000270706, correspondió al modelo Takagi-Sugeno de orden 1 con una función de pertenencia tipo campana generalizada, utilizando 4 funciones en el tipo de modelo de 3 entradas. Sin embargo, al evaluar esta configuración con los datos de validación, se obtuvo un MSE de 0.2417233570, lo que indica que el modelo no es generalizable y presenta sobre entrenamiento. En cambio, con los datos de validación la mejor configuración fue la de función de pertenencia gaussiana con 2 funciones, modelo Takagi-Sugeno de orden 1 y en el tipo de modelo de 4 entradas obteniendo un MSE de 0.0084867566. La Figura 6.21 muestra la comparación entre la señal real y la simulada utilizando la configuración de función de pertenencia gaussiana con 2 funciones modelo Takagi-Sugeno de orden 1 y en el tipo de modelo de 4 entradas, considerando la totalidad de los datos.

Tabla 6.25: MSE de ANFIS para el módulo tasa neta de migración rural con datos de entrenamiento.

Tipo de Modelo	MSE Datos de Entrenamiento	Orden 0			Orden 1		
	Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada	Diferencial Sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada
2 Entradas	2	0.016648508	0.017471655	0.017026749	0.012644084	0.012762706	0.012935253
	3	0.014060555	0.012911812	0.012252879	0.006754574	0.005366441	0.005399702
	4	0.009767456	0.009295182	0.00833336	0.000570175	0.000302455	**0.000132926**
3 Entradas	2	0.015663642	0.015726236	0.015739268	0.009778516	0.010179197	0.010298016
	3	0.011630019	0.010289422	0.010339979	0.004514467	0.00419576	0.004349479
	4	0.00781177	0.007353079	0.006857841	0.000301587	0.00027631	**2.70706E-05**
4 Entradas	2	0.010582145	0.010396704	0.010339571	0.007467975	0.007595762	0.007307317
	3	0.008443563	0.009164633	0.008606246	0.003411384	0.002959814	0.003773204
	4	0.006008422	0.00534892	0.005353996	0.001503838	0.001253355	**0.00070044**

Tabla 6.26: MSE de ANFIS para el módulo tasa neta de migración rural con datos de validación.

Tipo de Modelo	MSE Datos de Entrenamiento	Orden 0			Orden 1		
	Funciones de pertenencia	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada	Diferencial sigmoidal	Gaussiana	Campana generalizada
2 Entradas	2	0.019028239	0.022244381	0.019165988	0.027945633	**0.015429753**	0.023173622
	3	0.021819345	0.01979701	0.021164319	0.167559807	0.751840472	0.105099678
	4	2.620477254	0.065120038	0.181556311	12.43779271	0.966303518	5.190524747
3 Entradas	2	0.028812049	0.027131723	0.028739627	0.028928499	0.028184989	0.028141933
	3	0.02907439	0.028245366	0.027620092	0.098166151	0.121448745	0.090690384
	4	0.045085696	0.035837765	**0.026820871**	0.212442854	0.638390474	0.241723357
4 Entradas	2	0.008523796	0.008777287	0.008992951	0.009967651	**0.008486757**	0.00849877
	3	0.009832504	0.009515083	0.00989813	0.023523235	0.018470708	0.056443667
	4	3.302872986	0.012527872	0.035738378	0.460318485	0.19881819	0.340441219

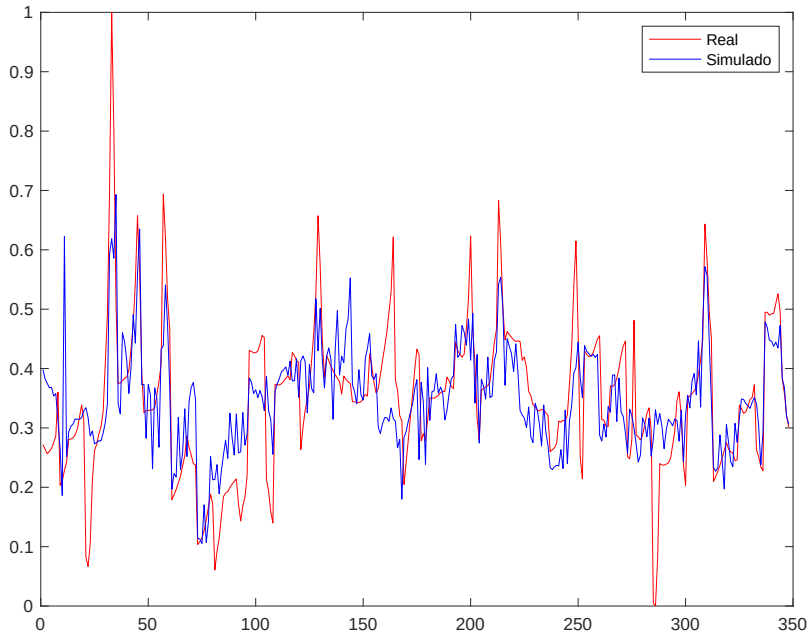


Figura 6.21: Tasa neta de migración rural real vs simulado con ANFIS (Modelo de 4 entradas, TS-1, función de pertenencia gaussiana con 2 por entrada).

Al observar la Figura 6.21, se determina que la señal simulada se aproxima bien a la señal real en valores medios comprendidos entre 0.1 y 0.6, pero en valores picos fuera de este rango ya falla en el pronóstico. El MSE obtenido fue de 0.0074646479.

Como ya se mencionó, ANFIS permite la interpretabilidad del sistema a través de las reglas que genera. Por tal motivo, en el siguiente enciso á que lineamientos de política pública se pueden generar que estén alineados con la agenda política acorde a lo analizado previamente.

6.3.4 Generación de lineamientos de política pública para el empleo agrícola rural con respecto a la tasa neta de migración rural usando ANFIS

Al igual que ocurrió en los módulos anteriormente analizados, el proceso se divide en dos partes. La primera parte analiza las reglas que cumplen las condiciones deseadas basadas en una agenda política, utilizando la mejor configuración con el modelo Takagi-Sugeno de orden 0 y la segunda parte analiza si las reglas resultantes en la primera parte son aplicables en el modelo generalizable. En este caso se enfocará analizar el módulo inicial de todo el modelo que es tasa neta de migración rural, el cual afecta de forma directamente proporcional a la población económica mente activa en las zonas rurales y por consiguiente a la cantidad de los trabajadores que viven en la zona rural que es la base del segundo módulo.

6.3.4.1. Análisis de las reglas que cumplen con la agenda política en el empleo agrícola rural con respeto a la tasa neta de migración rural

Para esta etapa se empleó la configuración que produjo la señal simulada más cercana a la real, empleando el modelo Takagi-Sugeno de orden 0. Con este modelo se analizaron la reglas generadas. En la Tabla 6.27 se presenta los MSE de las diferentes configuraciones evaluadas con el modelo modelo Takagi-Sugeno de orden 0.

Tabla 6.27: MSE de ANFIS para el módulo tasa neta de migración rural con Modelo TS-0.

Tipo de Modelo	Funciones de pertenencia	diferencial sigmoidal	gaussiana	campana generalizada
2 Entradas	2	0.012166169	0.012181268	0.012227215
	3	0.011690388	0.011618581	0.011535018
	4	0.011418319	0.011572119	**0.011305061**
3 Entradas	2	0.016789883	0.017894667	0.016922303
	3	0.014657357	0.012947383	0.012815055
	4	**0.008586111**	0.009344119	0.008865456
4 Entradas	2	0.009926094	0.009861912	0.009833333
	3	0.008297795	0.008062434	0.008036168
	4	0.006159677	0.005952378	**0.005667341**

La mejor configuración con MSE de 0.005667341 misma que se logró con la función “campana generalizada” con 4 funciones de pertenencia con el tipo de modelo de 4 entradas. En la Figura 6.22 se presenta la señal simulada con la configuración seleccionada y la real.

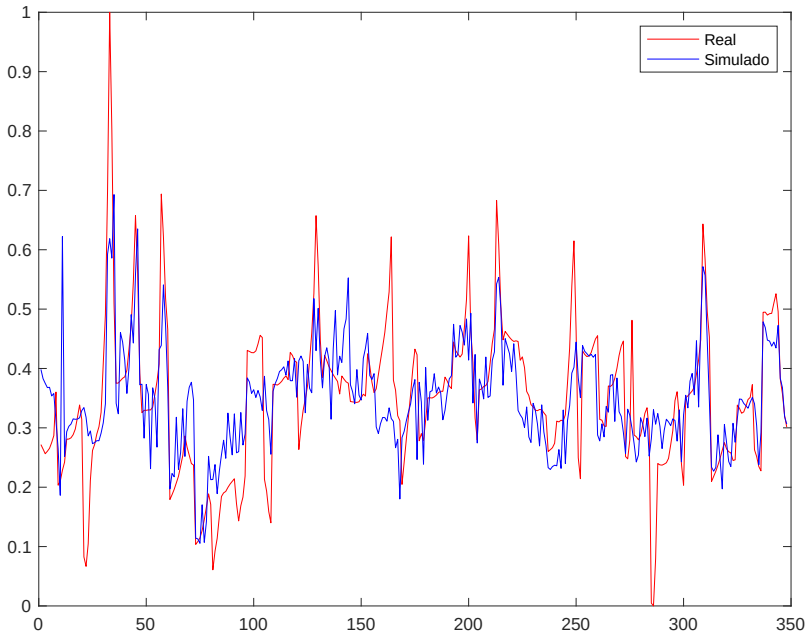
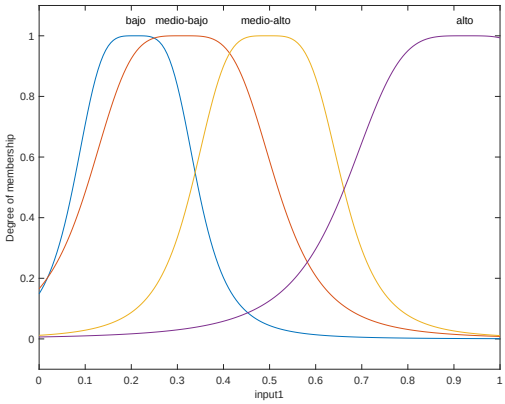
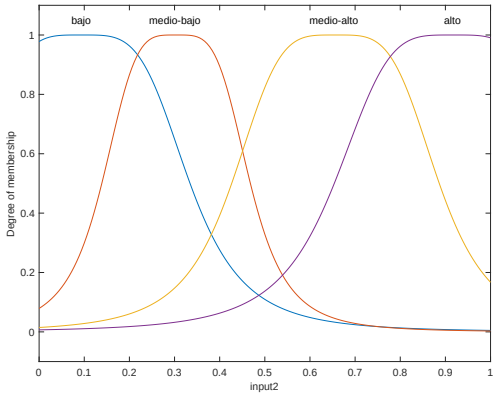


Figura 6.22: Tasa neta de migración rural real vs simulado (Modelo de 4 entradas, TS-0, campana generalizada con 4 funciones).

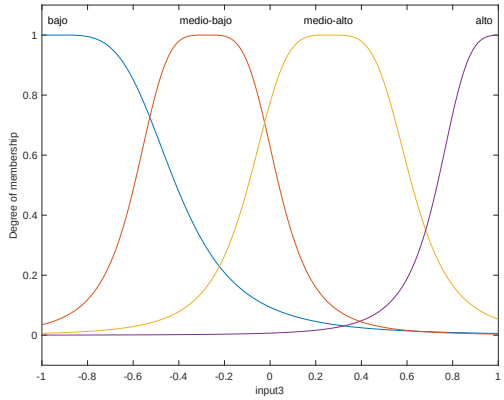
Como se observa en la Figura 6.22, la señal simulada tiene una muy buena aproximación en valores medios comprendidos entre 0.1 y 0.6, para valores picos fuera de este rango le resulta más difícil el ajuste, este modelo es aceptable para realizar una interpretación del sistema. En la Figura 6.23 se muestra las funciones de pertenencia de las 4 entradas del módulo, las tres variables principales (índice de pobreza multidimensional, proporción de población rural con educación primaria y proporción de vías pavimentadas en buen estado) y la variable dummy (disponibilidad de datos de vías para el departamento), utilizando el modelo Takagi-Sugeno de orden 0.



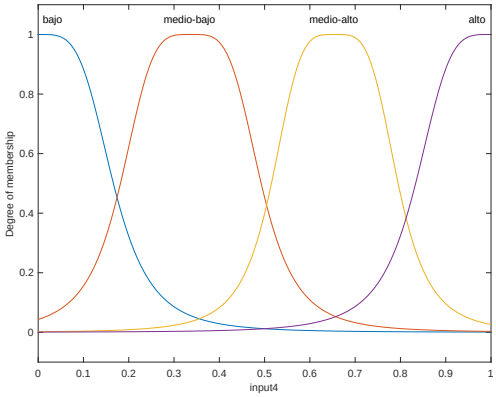
(a) Índice de pobreza multidimensional.



(b) Proporción de población rural con educación primaria.



(c) Proporción de vías pavimentadas en buen estado.



(d) Disponibilidad de datos de vías para el departamento.

Figura 6.23: Funciones de pertenencia de las entradas del módulo tasa neta de migración rural usando ANFIS TS-0.

Al igual que en los módulos anteriores, los datos se agruparon en cuatro categorías a las que se les asignó las etiquetas lingüísticas de “bajo”, “medio-bajo”, “medio-alto” y “alto”. Los datos se agruparon de forma diferente en las entradas. En la entrada “Índice de pobreza multidimensional” (ver Figura 6.23a), la categoría medio-baja contiene casi totalmente a la baja y casi la mitad de la categoría medio-alta; en cambio la categoría alta si muestra una gran diferencia de las demás categorías. En la entrada “Proporción de población rural con educación primaria” (ver Figura 6.23b), las funciones de pertenencia tiene una distribución casi uniforme. En las entradas “Proporción de vías pavimentadas en buen estado” y “Disponibilidad de datos de vías para el departamento” (ver Figuras 6.23c y 6.23d) la distribución de las funciones de pertenencia son uniformes. En la Figura 6.24 se muestra un histograma con los valores obtenidos a la salida de las 256 reglas generadas.

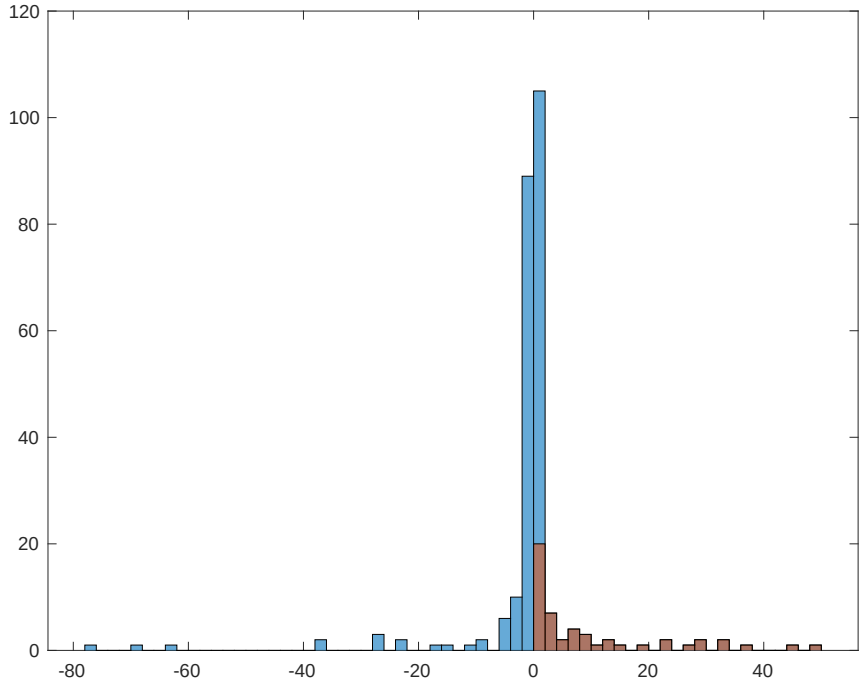
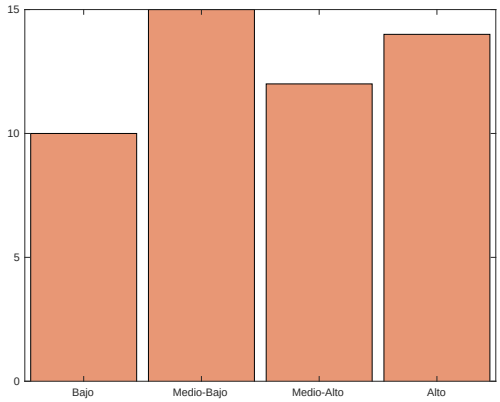
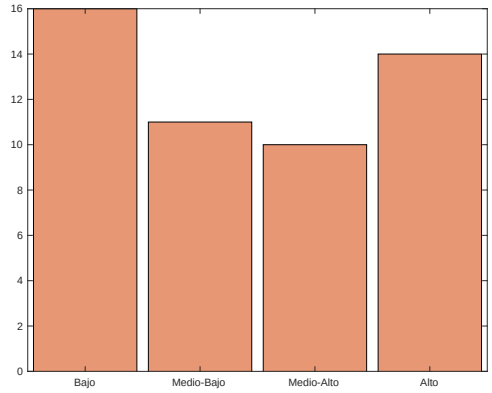


Figura 6.24: Valores constates a la salida del módulo tasa neta de migración rural usando ANFIS TS-0.

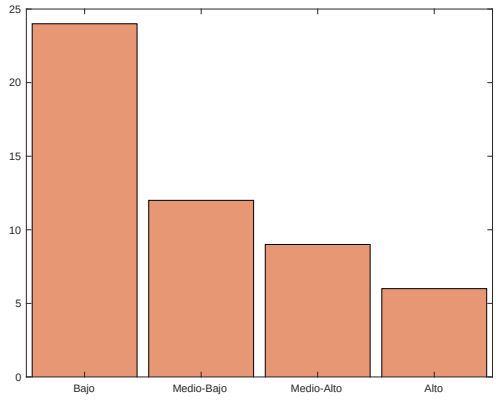
Como se puede observar en la Figura 6.24, los valores obtenidos se distribuyen en un rango amplio comprendido entre -80 y 50, concentrándose la mayoría de los valores cerca de 0. Los valores negativos indican que las reglas corresponden a condiciones con una baja tasa neta de migración rural. Aquellos valores cercanos a 0 representan una tasa media neta de migración rural. Por otro lado, los valores positivos suguieren una alta tasa neta de migración rural. En consecuencia, se analizaron específicamente las reglas asociadas a una alta tasa neta de migración rural, ya que esta es la condición más adecuada para lograr que haya una alta cantidad de población económicamente activa en las zonas rurales y por consiguiente aumentar las disponibilidad de trabajadores en el sector agrícola. Para ello, se analizaron las reglas que se encuentran en el quintil superior, la cuales están resaltadas en color magenta en la Figura 6.24. En la Figura 6.25, se presenta la distribución de las categorías en las variables entradas de este módulo correspondientes al quintil inferior.



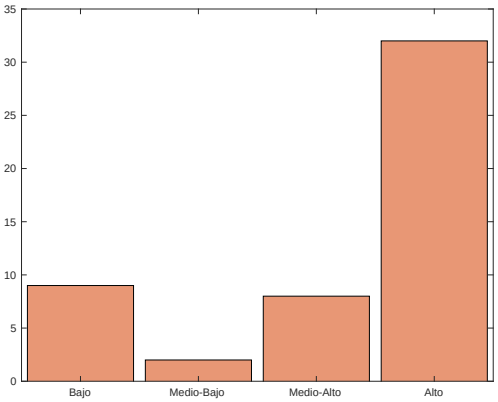
(a) Índice de pobreza multidimensional.



(b) Proporción de población rural con educación primaria.



(c) Proporción de vías pavimentadas en buen estado.



(d) Disponibilidad de datos de vías para el departamento.

Figura 6.25: Distribución de las funciones de pertenencia de las entradas del módulo tasa neta de migración rural cuando la salida es baja.

En la variable “índice de pobreza multidimensional” (ver Figura 6.25a), se observa que las categorías que más prevalecen son medio-bajo y alto, luego está la categoría alto y por último bajo. Con esta distribución no es posible determinar una tendencia; por lo cual es recomendable profundizar luego en el análisis.

Con respecto a la variable “proporción de población rural con educación primaria” (ver Figura 6.25b), las categorías que más aparecen son bajo y alto, en segundo lugar esta las categorías medio-bajo y medio-alto. Al igual que con la variable anterior, no es posible determinar una tendencia; por tal motivo es necesario profundizar posteriormente en el análisis.

En la tercer variable “proporción de vías pavimentadas en buen estado” (ver Figura 6.25c)), muestra que en el caso que se presente pocas vías pavimentadas en buen estado, también se presenta un alto nivel de migración neta rural, esto quiere decir que al haber pocas vías pavimentadas en buen estado se dificulta la emigración rural.

La cuarta variable que es “disponibilidad de datos de vías para el departamento” (ver Figura 6.25d)), es la variable dummy, y está indicando la importancia de tener este dato para el modelamiento.

Para profundizar en el análisis, se delimitarán las reglas con la agenda política. Con respecto a la primera variable “índice de pobreza multidimensional”, los planes de gobierno han establecido que se debe eliminar la pobreza, por lo cual es necesario que este índice esté en categorías de bajo o medio-bajo. La segunda variable “proporción de población rural con educación primaria”, no se delimitará porque ayudará también

analizar los entornos, además esta variable se repite en los otro módulos. La tercer variable "proporción de vías pavimentadas en buen estado" se delimitará a que haya un nivel alto o medio-alto de vías pavimentadas en buen estado, esto debido a la gran preocupación de los gobiernos en hacer grandes inversiones en infraestructura vial, para mejorar la economía del país y las condiciones de calidad de vida de la población. En la tabla 6.28 se observa la reglas obtenidas.

Tabla 6.28: Reglas seleccionadas de ANFIS TS-0 para migración rural baja.

Índice de pobreza multidimensional	**Proporción de población rural con educación primaria**	**Proporción de vías pavimentadas en buen estado**	**disponibilidad de datos de vías para el departamento**
Bajo	Bajo	Alto	Alto
Bajo	Medio-Alto	Medio-Alto	Alto
Medio-Bajo	Medio-Bajo	Medio-Alto	Alto
Medio-Bajo	Medio-Bajo	Alto	Alto
Medio-Bajo	Alto	Medio-Alto	Alto

En total se obtuvieron cinco reglas que cumplen con los criterios seleccionados. Se analizaron las dos variables que no se delimitaron: "proporción de población rural con educación primaria" y "disponibilidad de datos de vías para el departamento", que es la variable dummy. En la variable "proporción de población rural con educación primaria" aparecen dos reglas con categoría medio-bajo y las demás categorías con una regla, si se tiene en cuenta que en los análisis de los módulos anteriores, la importancia de que la población rural en los departamento tengan un nivel de educación superior a la primaria (Bjarnason & Edvardsson, 2017), las reglas que estarían alineadas con los módulos anteriores son las tres que tienen nivel bajo y medio-bajo. Con respecto a la variable dummy "disponibilidad de datos de vías para el departamento" siempre está en alto indicado la importancia de los datos de vías en este módulo.

En resumen, el análisis de las reglas obtenidas muestra la posibilidad de tener IPM bajos con vias en buen estado y mejorar los niveles de educación en la población rural en los departamentos. Por lo tanto, estas políticas son un buen camino para el progreso de las zonas rurales y pueden lograr que los niveles de emigración rural disminuyan. Para comprobar esta posibilidad se verificará si en el modelo generalizable.

6.3.4.2. Análisis de las reglas obtenidas en el modelo generalizable de la tasa neta de migración rural

Para esta etapa, se utilizó la mejor configuración obtenida con los datos de validación en el modelo Takagi-Sugeno de orden 0, que emplea dos funciones diferencial sigmoidal por entrada en el modelo de cuatro entradas. En esta configuración, las entradas se agruparon en 2 conjuntos, asignándoles las etiquetas lingüísticas de "bajo" y "alto". Como resultado, se generaron en total 16 (2^4) reglas. Por lo cual, se analizarán las reglas que estén en el media alta, es decir, las que se podrían considerar en categoría "alto", según las condiciones establecidas en este caso. Esto corresponde a las 8 reglas con valores inferiores presentados en la Tabla 6.29.

Tabla 6.29: Reglas de ANFIS TS-0 con dos funciones de pertenencia por entrada para alta tasa neta de migración rural.

Índice de pobreza multidimensional	Proporción de población rural con educación primaria	proporción de vías pavimentadas en buen estado	disponibilidad de datos de vías para el departamento
Bajo	Bajo	Bajo	Alto
Bajo	Alto	Bajo	Bajo
Bajo	Alto	Bajo	Alto
Alto	Bajo	Bajo	Bajo
Alto	Bajo	Bajo	Alto
Alto	Bajo	Alto	Alto
Alto	Alto	Bajo	Bajo
Alto	Alto	Bajo	Alto

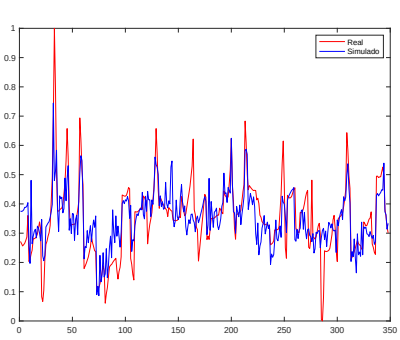
Al analizar las condiciones establecidas en el estudio previo, en el cual se buscaría un bajo IPM con una baja proporción de población rural con educación primaria y una alta proporción de vías pavimentadas en buen estado. El modelo generalizable establece que no sería posible tener una migración neta rural alta en las condiciones establecidas, esto debido a que si se establece que el IPM es bajo y el nivel de educación primaria es bajo solo es posible en los departamentos en los que hay pocas vías pavimentadas en buen estado, pero si el IPM es bajo y hay un buen número de vías pavimentadas en buen estado se lograría el objetivo en los departamentos en valores inferiores presentados hay alta proporción de población con educación primaria.

6.3.5 Análisis de los resultados obtenidos con las técnicas de redes neuronales artificiales, sistema artificial de inferencia Neuro-difusa, y maquinas de soporte vectorial.

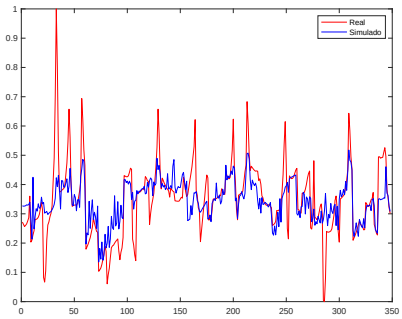
Para el análisis, se presenta en la Tabla 6.30 los resultados de los MSE obtenidos con las mejores configuraciones evaluadas con los datos de validación. Además en la Figura 6.26, se puede comparar la señal real con la simulada de las tres técnicas de inteligencia artificial utilizadas. En todos los casos el modelo con cuatro entradas fue el mejor.

Tabla 6.30: MSE de las mejores configuraciones en las técnicas de I.A. seleccionadas para tasa neta de migración rural.

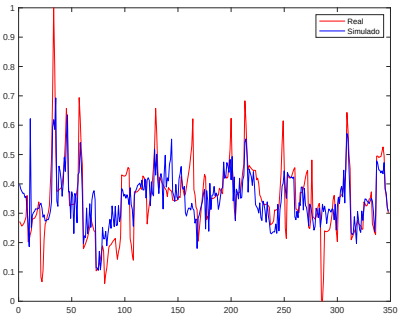
Mejores Configuraciones	**Redes Neuronales Artificiales**	**Máquinas de Soporte Vectorial**	**Sistema Artificial de Inferencia Neuro-difusa (ANFIS)**
Configuración	4 capas ocultas y 16 neuronas por capa	gaussiana y épsilon ($\varepsilon = 0{,}005$)	Función de pertenencia gaussiana con 2 funciones y modelo Takagi-Sugeno de orden 1
MSE	0.00689507	0.008104334	0.0074646479



(a) Redes neuronales artificiales.



(b) Maquinas de soporte vectorial.



(c) Sistema artificial de inferencia neuro-difusa.

Figura 6.26: Tasa neta de migración real vs simulado de las técnicas redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial, y sistema artificial de inferencia neuro-difusa.

De las tres técnicas evaluadas, la mejor para predecir el comportamiento del sistema es la técnica de Redes Neuronales Artificiales, con la cual se obtuvo un MSE de 0.00689507. Además, al observar la Figura 6.26, esta técnica describe mejor los valores de la señal real comparada con las demás técnicas.

En conclusión, en el caso de predecir la tasa neta de migración rural en Colombia la técnica recomendada es redes neuronales artificiales. Pero en caso de entender el fenómeno social y generar posibles lineamientos de política pública es necesario utilizar ANFIS. A continuación se presenta el análisis final de los resultados de todo le modelo computacional integrando los tres principales módulos.

6.4 Análisis del uso de inteligencia artificial en el modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia

Para la implementación del modelo computacional de la vocación agrícola se probaron tres técnicas: redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y sistema artificial de inferencia neuro-difusa. Al probarlas en los tres módulos principales, estas tres técnicas permitieron analizar su capacidad de pronosticar valores, y a la vez permitieron revisar su capacidad de entender el fenómeno social y la generación de lineamientos para políticas públicas. En el caso de pronosticar valores, las técnicas se validaron a través de validación simple, como se explicó en la metodología. Se encontró que en dos módulos que fueron proporción de trabajadores agrícolas en zona rural y el módulo de tasa neta de migración rural, la técnica más eficiente que obtuvo un menor MSE en los datos de validación fue la de redes neuronales artificiales, y en el módulo proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana la que mejor funciono fue ANFIS, aunque redes neuronales artificiales también tuvo un MSE bajo muy cercano al de ANFIS. Esto demostrando que para el modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia, la técnica que mejor puede pronosticar valores es la de redes neuronales artificiales, y en un segundo lugar ANFIS, relegando al último máquinas de soporte vectorial. El inconveniente de la técnica de redes neuronales artificiales es que no permite el análisis y la interpretación del fenómeno social, que en este caso es la vocación agrícola en Colombia; en cambio ANFIS, en su modelamiento Takagi-Sugeno de orden 0 si lo permite, como se demostró. A continuación se presentan las principales hallazgos al analizar las reglas obtenidas por el sistema ANFIS TS-0 en los módulos principales del modelo computacional de la vocación agrícola en Colombia.

El análisis final se presentará de la misma forma que este capítulo iniciando desde el módulo final hacia el inicial, para un mejor entendimiento. En el módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural se determinó que en los departamentos al mejorar los niveles de educación en zonas rurales se puede mejorar las condiciones laborales de los trabajadores agrícolas rurales referente a tipo de contratación e ingresos salariales. Sin embargo, para que sea viable, es necesario promover que la población rural no busque empleo en zona urbanas o que la duración de los contratos sea más estable, es decir, que tenga menor grado de incertidumbre.

El módulo proporción de trabajadores agrícolas en zona rural estableció la directriz para el módulo intermedio de proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana, la cual sería promover que la población rural no busque empleo en zonas urbanas, pero para que esto ocurra es necesario generar políticas que formalicen el empleo en zonas rurales, en especial en el sector agrícola, para que promuevan los contratos escritos de gran duración, y poca variabilidad, como contratos a término indefinido, con ingresos promedios altos, acompañados de políticas en educación que promuevan la educación secundaria o superior en la población rural, lo que está perfectamente alineado con lo establecido en el módulo final.

Por último, se analizó el módulo inicial migración neta rural que afecta a la población económicamente activa de las zonas rurales y por consiguiente al módulo intermedio de proporción de trabajadores que viven en zona rural que trabajan en zona urbana. Al analizar si era posible reducir la migración neta rural con los lineamientos previamente determinados, se encontró que es solo es posible en los departamentos con pocas vías pavimentadas en buen estado, lo cual estaría en contraposición del desarrollo de otras políticas económicas y de desarrollo en infraestructura vial. En consecuencia, no se ve viable generar políticas que busquen reducir la emigración rural que al mismo tiempo fomente el empleo agrícola rural en todo el territorio colombiano.

En conclusión, las políticas para fomentar el empleo agrícola en zonas rurales deben estar sustentadas en dos pilares que son promover la educación secundaria o superior en la población rural y la formalización del empleo agrícola a través de contratos escritos indefinidos con niveles salariales dignos.

7 Conclusiones

Dando término a este proyecto de investigación y apuntando al logro del objetivo general, se desarrolló un modelo de inteligencia artificial que puede servir en el proceso de toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola desde la perspectiva sociodemográfica, en el territorio colombiano. A continuación se presentan las principales conclusiones y hallazgos que cierran este trabajo de investigación y abren nuevas posibilidades para otras investigaciones que aporten ostensiblemente al desarrollo del agro Colombiano, desde el entendimiento del fenómeno social y que promueva la formulación de políticas públicas más eficaces:

- Se estructuró el modelo conceptual que puede servir como guía en el proceso de toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola en Colombia. Este también, sirve como insumo para generar modelos computacionales usando inteligencia artificial, para generar lineamientos de política pública agraria. Los principales hallazgos al respecto fueron:
    - Las prácticas agrícolas intensivas pueden aumentar las ganancias a corto plazo, pero degradan el medio ambiente, afectando la productividad futura. En cambio, las prácticas sostenibles, aunque menos rentables inicialmente, conservan la capacidad agrícola de los suelos y aseguran beneficios económicos a largo plazo. Por lo tanto, es importante asegurar suelos con alta vocación agrícola, acompañados de prácticas sostenibles para garantizar una agricultura sostenible. También es clave contar con una oferta hídrica adecuada, ya que la variabilidad climática, especialmente las precipitaciones, impacta significativamente la producción.
    - La tecnología, tanto en maquinaria como en las TIC, junto con prácticas agrícolas más eficientes, mejora la productividad y promueve la sostenibilidad. Sin embargo, sectores no agrícolas ofrecen mayores beneficios con menos riesgos, lo que desincentiva la dedicación a la agricultura y puede conducir al uso de tierras agrícolas en otras actividades.
    - Desde una perspectiva financiera, a mayor rentabilidad, mayor es el interés en dedicarse a la agricultura. Para asegurar buenos rendimientos, es crucial que la producción y comercialización sean eficientes, minimizando pérdidas y maximizando utilidades.
    - Finalmente, es indispensable que las políticas públicas agrarias sean integrales que aborden también aspectos como salud, educación, seguridad e infraestructura en zonas rurales, para asegurar una producción agrícola eficiente y sostenible, alineada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la ONU.
- Se obtuvo el modelo computacional aplicando las técnicas de inteligencia artificial, redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y ANFIS. Este modelo puede ayudar al proceso de toma decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola usando las variables sociodemográficas en el territorio colombiano. Aquí, los principales hallazgos fueron:
    - Cuando la migración neta urbana en un departamento es negativa, se asocia con altos niveles de pobreza monetaria, una baja afiliación al sistema contributivo y bajos ingresos, por debajo del promedio, para los trabajadores urbanos. A su vez, la baja afiliación al sistema contributivo está vinculada con mayores índices de pobreza. En cambio, los departamentos con migración neta urbana positiva, presentan mayores niveles de empleo formal y mejores ingresos promedio, en

las zonas urbanas.

  - En los departamentos donde un alto porcentaje de trabajadores rurales vive en zonas urbanas, las condiciones de vida son más precarias y el acceso al sistema contributivo es limitado. Una alta proporción de vías pavimentadas en buen estado se asocia positivamente con la emigración desde zonas rurales. También se encontró que un mayor porcentaje de personas con sólo educación primaria está vinculado a mayores niveles de emigración, posiblemente en busca de mejorar su formación.
  - Sorprendentemente, en departamentos con un IPM elevado, la emigración es menor, resultado que requiere más investigación. Al analizar la posibilidad de reducir la migración rural y fomentar el empleo agrícola, se observó que esto sólo sería viable en departamentos con pocas vías pavimentadas, lo que contradiría otras políticas de desarrollo económico e infraestructura vial. Por tanto, no parece factible implementar políticas que simultáneamente reduzcan la emigración rural y promuevan el empleo agrícola en todo el país, con los datos actuales. Se necesitarían nuevas variables para explorar si este escenario es posible.
  - Para que la cantidad de trabajadores que viven en zonas rurales y buscan empleo en zonas urbanas sea baja, es necesario implementar políticas que formalicen el empleo en áreas rurales, especialmente en el sector agrícola. Estas políticas deben promover contratos escritos de larga duración, como los contratos a término indefinido, con ingresos superiores a los actuales. Además, es crucial impulsar la educación secundaria y/o superior en la población rural.
  - En los departamentos donde una mayor proporción de la población rural busca empleo en áreas urbanas, se observa mayor estabilidad laboral a través de contratos formales y mejores ingresos. Sin embargo, en aquellos con bajos niveles educativos (primaria), el acceso a empleos formales en zonas urbanas es limitado. En los departamentos con una alta proporción de usufructuarios y pocos jornaleros, las condiciones de vida y laborales son desfavorables. En cambio, en aquellos con mayor proporción de jornaleros, las condiciones son más favorables.
  - Se recomienda realizar investigaciones adicionales para comprender mejor la dinámica de la vocación agrícola en Colombia, lo que permitiría aportar más insumos para el proceso de formulación de políticas agrarias y, así, lograr una ejecución más efectiva. Además, se sugiere implementar modelos computacionales que integren variables ambientales y económicas para mejorar la toma de decisiones.
  - Las políticas públicas destinadas a fomentar el empleo agrícola en zonas rurales, deben fundamentarse en dos pilares: la promoción de la educación secundaria y/o superior en la población rural y la formalización del empleo agrícola mediante contratos a término indefinido, con salarios dignos.

- Se evaluó el modelo computacional que puede ayudar al proceso de toma de decisiones en política pública, aplicado a la vocación agrícola desde la perspectiva sociodemográfica, en el territorio colombiano. En la evaluación se obtuvo lo siguiente:
  - Si es para predecir la tasa neta de migración rural en los departamentos de Colombia y el empleo agrícola en zonas rurales de los departamentos, la técnica más recomendada es la de redes neuronales artificiales. Pero, si se desea predecir la proporción de trabajadores rurales que laboran en zonas urbanas, ANFIS es la técnica más adecuada.
  - Ahora, si el propósito es entender la dinámica del fenómeno social y proponer lineamientos de política pública, es necesario emplear el sistema artificial de inferencia neuro-difusa.
- En el proceso de revisión de las políticas públicas, relacionadas con la vocación agrícola en Colombia, se encontró lo siguiente:
  - Las políticas agrarias en Colombia evolucionaron significativamente entre 2006 y 2022, adaptándose a las preocupaciones nacionales y globales. En sus inicios, se enfocaron en reducir los costos de producción, diversificar los productos agrícolas y abrir nuevos mercados, con el objetivo adicional de sustituir cultivos ilícitos y fomentar el uso de fungicidas menos dañinos para el medio

ambiente. Posteriormente, se promovieron prácticas orientadas a la sostenibilidad agrícola, con medidas para mejorar la calidad de vida en zonas rurales, como el acceso al agua potable y el mejoramiento de vías secundarias. Con el tiempo, se implementaron políticas macroeconómicas que impactaron sectores claves, especialmente el agrícola y la población rural, abordando el acceso a nuevas tecnologías, la mejora de la infraestructura vial y la mitigación de los efectos del cambio climático y fenómenos como "El Niño" y "La Niña". Además, se fortalecieron las economías solidarias para mejorar la competitividad agraria y se introdujeron medidas de recuperación económica, tras la crisis provocada por la pandemia de Covid-19. Esta evolución refleja un esfuerzo constante por mejorar las condiciones del sector agrario, desde múltiples enfoques.

- En los planes de desarrollo entre 2006 y 2022, se reconocen la importancia del empleo agrícola como una de las principales fuentes de trabajo a nivel nacional y la más relevante en zonas rurales. Sin embargo, también reconocen los grandes desafíos que enfrenta este sector, como la alta informalidad y los bajos ingresos. Para abordar estos problemas, los planes proponen estrategias como facilitar el acceso a la tierra para los campesinos y fomentar la inversión nacional y extranjera en proyectos agropecuarios y agroindustriales, con el objetivo de generar empleo digno, con ingresos justos, seguridad laboral y protección social, en línea con los ODS de trabajo decente y crecimiento económico.

- En el proceso de revisión del estado del arte del uso de inteligencia artificial, para ayudar los procesos de formulación de políticas públicas agrarias, se encontró lo siguiente:
  - Las técnicas de inteligencia artificial han tenido diversas aplicaciones en la formulación de políticas agrícolas, especialmente en el manejo adecuado de recursos naturales como tierra y agua, considerando factores como el uso de plaguicidas, el crecimiento urbano y el clima. Esto permite evaluar los impactos económicos y ambientales, promoviendo una agricultura sostenible y reduciendo el impacto ambiental negativo. Entre las principales técnicas utilizadas destacan los autómatas celulares, algoritmos evolutivos, máquinas de soporte vectorial, redes neuronales artificiales, redes bayesianas, redes de Márkov y la lógica difusa.
  - Además, la inteligencia artificial se ha empleado para optimizar procesos de producción y comercialización, aumentando el valor generado. Las técnicas aplicadas en este ámbito incluyen máquinas de soporte vectorial, redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos y redes bayesianas y de Márkov.
  - Una de las aplicaciones más valiosas en la formulación de políticas agrarias ha sido la simulación de políticas públicas para predecir el comportamiento de las comunidades agrícolas, reduciendo el riesgo asociado a su implementación. En este caso, la técnica más utilizada ha sido el modelo basado en agentes.

8 Principales aportes

- Se definió y desarrolló un modelo conceptual de vocación agrícola sostenible, que integra los tres pilares fundamentales del desarrollo sostenible: económico, social y ambiental. Este modelo puede servir como un recurso valioso tanto para investigadores del área como para formuladores de políticas públicas y otros actores clave en la cadena de valor del sector agrario, entre otros interesados.
- Se desarrollo una nueva metodología con su respectivo diseño metodológico, que sirve como guía para integrar técnicas de inteligencia artificial en el proceso de formulación de políticas públicas. Esta metodología ayuda a pronosticar e interpretar fenómenos sociales que el poder ejecutivo desee abordar en su agenda política.
- El procedimiento desarrollado integra el análisis cuantitativo, utilizando métodos estadísticos y técnicas de inteligencia artificial, con los resultados y análisis cualitativos de investigaciones previas. Esto permite evaluar los resultados obtenidos, contribuyendo al proceso de validación y al avance del desarrollo científico.

9 Recomendaciones y futuros trabajos

- Realizar investigaciones adicionales para comprender mejor la dinámica de la vocación agrícola en Colombia, lo que permitiría aportar más insumos para el proceso de formulación de políticas agrarias y, así, lograr una ejecución más efectiva. Además, se sugiere implementar modelos computacionales que integren variables ambientales y económicas para mejorar la toma de decisiones.
- Implementar modelos computacionales que integren variables ambientales y económicas para mejorar la toma de decisiones.
- Desarrollar una nueva línea de investigación cuyo objetivo sea integrar herramientas de inteligencia artificial en los procesos de formulación de políticas públicas, abordando diversos fenómenos sociales de interés para la comunidad.

Bibliografía

Abarca, F. J., Campos, F. S., & Reinoso, R. (2017). Methodology of Decision Support through GIS and Artificial Intelligence: Implementation for Demographic Characterization of Andalusia based on Dwelling. *Estoa*, *6*(11), 33-51. https://doi.org/10.18537/est.v006.n011.a03

Aghasafari, H., Karbasi, A., Mohammadi, H., & Calisti, R. (2020). Determination of the best strategies for development of organic farming: A SWOT – Fuzzy Analytic Network Process approach. *Journal of Cleaner Production*, *277*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124039

Aghmashhadi, A. H., Cirella, G. T., Zahedi, S., & Kazemi, A. (2019). Water resource policy support system of the Caspian Basin. *AIMS Environmental Science*, *6*(4), 242-261. https://doi.org/10.3934/environsci.2019.4.242

Ahmad, I., Saeed, U., Fahad, M., Ullah, A., Habib ur Rahman, M., Ahmad, A., & Judge, J. (2018). Yield Forecasting of Spring Maize Using Remote Sensing and Crop Modeling in Faisalabad-Punjab Pakistan. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *46*(10), 1701-1711. https://doi.org/10.1007/s12524-018-0825-8

Air, P., & Pokhariya, H. S. (2023). Detecting Changes in Land Use and Land Cover using GIS and Remote Sensing Methods in Pauri District of Uttarakhand State, India. En S. J., S. P., C. Y., A. K.U., A. P.K., M. N., 4. U. K. M. Universiti Kebangsaan Malaysia Bangi Selangor, T. G. & S. S. (Eds.), *14th International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies, ACT 2023* (pp. 811-817, Vol. 2023-June). Grenze Scientific Society. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85174244240&partnerID=40&md5=54daf606899561835e7212f72f888739

Al-Amin, S., Berglund, E. Z., & Larson, K. (2014). Complex Adaptive System Framework to Simulate Adaptations of Human-Environmental Systems to Climate Change and Urbanization: The Verde River Basin. *World Environmental and Water Resources Congress 2014: Water Without Borders - Proceedings of the 2014 World Environmental and Water Resources Congress*.

Albornoz, M., Albornoz Barriga, M. B., Machado, M. A., & Albornoz, M. (2016). Transformaciones en la política de tierras y redistribución agraria del Ecuador. Una visión desde las redes de política pública. *Mundo Agrario: Revista de estudios rurales*, *17*(36), 036.

Alfonso, O. A., & Malaver, C. E. (2012). *Estudio sobre los efectos de la variabilidad climática sobre la dimensión de la disponibilidad de alimentos en la seguridad alimentaria en Colombia e iniciativas de política*.

Ali, M., Deo, R. C., Downs, N. J., & Maraseni, T. (2018). Cotton yield prediction with Markov Chain Monte Carlo-based simulation model integrated with genetic programing algorithm: A new hybrid copula-driven approach. *Agricultural and Forest Meteorology*, *263*(January), 428-448. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.09.002

Alvarado-Quiroa, H. O., & Araya-Rodríguez, F. (2014). Cambios de uso del suelo y crecimiento urbano. Estudio de caso en los municipios conurbados de la Mancomunidad Metrópoli de Los Altos, Quetzaltenango, Guatemala. *Tecnología en Marcha*, *27*(1), 104-113. https://doi.org/10.18845/tm.v27i1.1701

Amani, M., Kakooei, M., Moghimi, A., Ghorbanian, A., Ranjgar, B., Mahdavi, S., Davidson, A., Fisette, T., Rollin, P., Brisco, B., & Mohammadzadeh, A. (2020). Application of google earth engine cloud

computing platform, sentinel imagery, and neural networks for crop mapping in Canada. *Remote Sensing*, *12*(21), 1-18. https://doi.org/10.3390/rs12213561

Amayri, M., Ngo, Q. D., Safadi, E. A. E., & Ploix, S. (2017). Bayesian network and Hidden Markov Model for estimating occupancy from measurements and knowledge. *Proceedings of the 2017 IEEE 9th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS 2017*, *2*(October), 690-695. https://doi.org/10.1109/IDAACS.2017.8095179

Amini, A., & Nikraz, N. (2016). Proposing two defuzzification methods based on output fuzzy set weights. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, *8*(2), 1-12. https://doi.org/10.5815/ijisa.2016.02.01

Amorós López, J., Izquierdo Verdiguier, E., Gómez Chova, L., Muñoz Marí, J., Rodríguez Barreiro, J. Z., Camps Valls, G., & Calpe Maravilla, J. (2011). Land cover classification of VHR airborne images for citrus grove identification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *66*(1), 115-123. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.09.008

Arasteh, R., Ali Abbaspour, R., & Salmanmahiny, A. (2019). A modeling approach to path dependent and non-path dependent urban allocation in a rapidly growing region. *Sustainable Cities and Society*, *44*(October 2018), 378-394. https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.10.029

Avella, A. P., Sosa, M. D., Avella O., A. P., & Sosa R., M. D. (2015). Family agriculture in colombia: a case study of the trinidad county, casanare department/agricultura familiar en colombia: analisis de caso del municipio de trinidad, departamento de casanare. *Direito da Cidade*, *7*(1), 30-40. https://doi.org/10.12957/rdc.2015.15198

Awad, M. (2016). New mathematical models to estimate wheat Leaf Chlorophyll Content based on Artificial Neural Network and remote sensing data. *2016 IEEE International Multidisciplinary Conference on Engineering Technology, IMCET 2016*, 86-91. https://doi.org/10.1109/IMCET.2016.7777432

Babaee, M., Maroufpoor, S., Jalali, M., Zarei, M., & Elbeltagi, A. (2021). Artificial intelligence approach to estimating rice yield*. *Irrigation and Drainage*, *70*(4), 732-742. https://doi.org/10.1002/ird.2566

Babar, Z., Ewers, M., & Khattab, N. (2019). Im/mobile highly skilled migrants in Qatar*. *Journal of Ethnic and Migration Studies*, *45*(9), 1553-1570. https://doi.org/10.1080/1369183X.2018.1492372

Badiani, B., Barontini, S., Bettoni, B., Bonati, S., Peli, M., Pietta, A., Scala, B., Tononi, M., Vitale, N., Barbara, B. B., Stefano, B., Barbara, B. B., Sara, B., Marco, P., Antonella, P., Barbara, S., Marco, T., & Nicola, V. (2017). Lake Garda lemon houses (Italy): Opportunities of a sensitive, marginal area in urban planning. *Change and Adaptation in Socio-Ecological Systems*, *3*(1), 111-118. https://doi.org/10.1515/cass-2017-0010

Bagaria, P., Nandy, S., Mitra, D., & Sivakumar, K. (2021). Monitoring and predicting regional land use and land cover changes in an estuarine landscape of India. *Environmental Monitoring and Assessment*, *193*(3). https://doi.org/10.1007/s10661-021-08915-4

Bahar, D., Ibáñez, A. M., & Rozo, S. V. (2021). Give me your tired and your poor: Impact of a large-scale amnesty program for undocumented refugees. *Journal of Development Economics*, *151*. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2021.102652

Baker, J. (2012). Migration and mobility in a rapidly changing small town in northeastern Ethiopia. *Environment and Urbanization*, *24*(1), 345-367. https://doi.org/10.1177/0956247811435890

Bali, N., & Singla, A. (2021). Deep Learning Based Wheat Crop Yield Prediction Model in Punjab Region of North India. *Applied Artificial Intelligence*, *35*(15), 1304-1328. https://doi.org/10.1080/08839514.2021.1976091

Banik, S., & Huq, M. R. (2020). Geolocation based decision making for appropriate land use using machine learning model. *International Journal of Scientific and Technology Research*, *9*(2), 3084-3090. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85079484091&partnerID=40&md5=fac27a7e3887ff46566bef80993d823e

Baudasse, T. T., Calderón, C., & Calderón V., C. (2009). Integración comercial del sector agrícola y desigualdad económica en los países en vías de desarrollo. *Investigacion Economica*, *68*(269), 37-72.

Baysan, C., Dar, M. H., Emerick, K., Li, Z., & Sadoulet, E. (2024). The agricultural wage gap within rural villages. *Journal of Development Economics*, *168*. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2024.103270

Beilin, R., Lindborg, R., Stenseke, M., Pereira, H. M., Llausàs, A., Slätmo, E., Cerqueira, Y., Navarro, L., Rodrigues, P., Reichelt, N., Munro, N., & Queiroz, C. (2014). Analysing how drivers of agricultural land abandonment affect biodiversity and cultural landscapes using case studies from Scandinavia, Iberia and Oceania. *Land Use Policy*, *36*, 60-72. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2013.07.003

Beltrán, J. A., & Piñeros, A. (2013). *Sector agropecuario colombiano: realidad y perspectiva* [Tesis doctoral, UNIVERSIDAD EAN FACULTAD]. http://repository.ean.edu.co/bitstream/handle/10882/4629/BeltranJorge2013.pdf?sequence=1

Benites, G. V. (2023). Natures of concern: The criminalization of artisanal and small-scale mining in Colombia and Peru. *Extractive Industries and Society*, *13*. https://doi.org/10.1016/j.exis.2022.101105

Berger, T., Schilling, C., Troost, C., & Latynskiy, E. (2010). Knowledge-brokering with agent-based models: Some experiences from irrigation-related research in Chile. *Modelling for Environment's Sake: Proceedings of the 5th Biennial Conference of the International Environmental Modelling and Software Society, iEMSs 2010*, *1*(December 2015), 791-800.

Bernal Villamarin, S. C., Morales, D. A. C., Reyes, C. A. A., & Sanchez, C. A. (2016). Application design sign language colombian for mobile devices: VLSCApp (Voice Colombian sign language app) 1.0. *Proceedings of 2016 Technologies Applied to Electronics Teaching, TAEE 2016*. https://doi.org/10.1109/TAEE.2016.7528378

Bessière, J. (2013). Quand le patrimoine alimentaire innove Analyse sociologique des processus d ' innovation patrimoniale alimentaire au service des territoires. *Mondes du Tourisme*, (7), 37-51. https://doi.org/10.4000/tourisme.182

Betancur, F. R., Espinosa, H. R., & Sierra, M. M. (2016). Dynamics of agricultural area cultivated in Colombia , 1960- 2010. *UGCiencia 22,* (22), 85-98.

Bhatt, A., & Bhatt, V. T. (2023). Dcrff-Lhrf: an improvised methodology for efficient land-cover classification on eurosat dataset. *Multimedia Tools and Applications*. https://doi.org/10.1007/s11042-023-17612-y

Bhatt, V., Chandrasekhar, S., & Sharma, A. (2020). Regional Patterns and Determinants of Commuting Between Rural and Urban India. *Indian Journal of Labour Economics*, *63*(4), 1041-1063. https://doi.org/10.1007/s41027-020-00276-9

Bhavsar, P., Safro, I., Bouaynaya, N., Polikar, R., & Dera, D. (2017). *Machine Learning in Transportation Data Analytics* (1st Editio). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809715-1.00012-2

Binsar, F., & Mauritsius, T. (2020). Mining of Social Media on Covid-19 Big Data Infodemic in Indonesia. *Journal of Computer Science*, *16*(11), 1598-1609. https://doi.org/10.3844/JCSSP.2020.1598.1609

Bizimana, C., Nieuwoudt, W. L., & Ferrer, S. R. D. (2004). Farm size, land fragmentation and economic efficiency in southern rwanda. *Agrekon*, *43*(2), 244-262. https://doi.org/10.1080/03031853.2004.9523648

Bjarnason, T., & Edvardsson, I. R. (2017). University pathways of urban and rural migration in Iceland. *Journal of Rural Studies*, *54*, 244-254. https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2017.07.001

Boateng, E. N. K., & Mensah, C. A. (2021). Land use/land cover dynamics and urban agriculture in tarkwa-nsuaem municipality, Ghana. *Theoretical and Empirical Researches in Urban Management*, *16*(2), 5-20. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85115622602&partnerID=40&md5=f4193ca9d620750c2767579b2dd43104

Bostian, M. B., Barnhart, B. L., Kurkalova, L. A., Jha, M. K., & Whittaker, G. W. (2021). Bilevel optimization of conservation practices for agricultural production. *Journal of Cleaner Production*, *300*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126874

Bourceret, A., Amblard, L., & Mathias, J.-D. (2023). How do farmers' environmental preferences influence the efficiency of information instruments for water quality management? Evidence from a social-

ecological agent-based model. *Ecological Modelling*, *478*. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2023.110300

Bouwens, L., van Zon, S. K. R., Peijen, R., & Vooijs, M. (2024). Vulnerability profiles of workers and the relation with burnout symptoms: results from the Netherlands working conditions survey. *International Archives of Occupational and Environmental Health*, *97*(6), 651-660. https://doi.org/10.1007/s00420-024-02071-1

Boza, S. (2013). Evolución del sector agrícola-ecológico : el caso de Andalucía , España *. *Cuadernos de Desarrollo Rural*, *10*(72), 291-310. http://web.a.ebscohost.com/ehost/pdfviewer/pdfviewer?vid=1&sid=a8d4348e-3680-428d-a77d-48de2a8405ce%40sessionmgr4010

Cadavid, H., Garzón, W., Pérez, A., López, G., Mendivelso, C., & Ramírez, C. (2018). Towards a smart farming platform: From IoT-based crop sensing to data analytics. En S. C. J.E. & M.-S. J.C. (Eds.), *Advances in Computing. CCC 2018. Communications in Computer and Information Science, vol 885* (pp. 237-251, Vol. 885). Springer Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-319-98998-3_19

Campos, L. V. (2018). *Análisis De Política Pública Desde El Enfoque De Corrientes Múltiples: El Posicionamiento De La Discapacidad En La Agenda Política Del Municipio De Mercaderes, Cauca* [Tesis doctoral, Universidad del Valle]. https://medium.com/@arifwicaksanaa/pengertian-use-case-a7e576e1b6bf

Cano, L. P., & Contreras, J. H. (2006). La Economía Colombiana en el Contexto Mundial. Principales Elementos de la Apertura Económica y la Globalizacion. *Revista Mundo Economico Y Empresarial*, (4), 83-88.

Cao, J., Wang, H., Li, J., Tian, Q., & Niyogi, D. (2022). Improving the Forecasting of Winter Wheat Yields in Northern China with Machine Learning–Dynamical Hybrid Subseasonal-to-Seasonal Ensemble Prediction. *Remote Sensing*, *14*(7). https://doi.org/10.3390/rs14071707

Cárdenas, J. I., & Vallejo, L. E. (2016). Agricultura y desarrollo rural en Colombia 2011-2013: una aproximación. *Apuntes Del Cenes*, *35*(62), 87-123.

Cardozo, O. (2011). Incidencia de poderes exógenos en las políticas públicas y en el sector rural en Colombia. *Apuntes del CENES*, *30*, 103-116. http://virtual.uptc.edu.co/revistas2013f/index.php/cenes/article/view/27

Carmona, E. (2016). Tutorial sobre Máquinas de Vectores Soporte (SVM). (November), 1-27. https://www.researchgate.net/publication/263817587_Tutorial_sobre_Maquinas_de_Vectores_Soporte_SVM

Carrillo, M. M. (2015). *Efectos de la capacidad de uso en la calidad de los suelos en la denominación de origen montilla-moriles* [Tesis doctoral].

Castañeda, A., Doan, D., Newhouse, D., Nguyen, M. C., Uematsu, H., & Azevedo, J. P. (2018). A New Profile of the Global Poor. *World Development*, *101*, 250-267. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2017.08.002

Cervantes-Astorga, E., Aguilar-Juárez, O., Carrillo-Nieves, D., & Gradilla-Hernández, M. S. (2021). A gis methodology to determine the critical regions for mitigating eutrophication in large territories: The case of jalisco, mexico. *Sustainability (Switzerland)*, *13*(14). https://doi.org/10.3390/su13148029

Chang, X., & Liu, L. (2018). Characterizing Rural Household Differentiation from the Perspective of Farmland Transfer in Eastern China Using an Agent Based Model. *Human Ecology*, *46*(6), 875-886. https://doi.org/10.1007/s10745-018-0035-6

Cohen, M. D., March, J. G., & Olsen, J. P. (1972). A Garbage Can Model of Organizational Choice. *Administrative Science Quarterly*, *17*(1), 1-25.

Contraloria General de la República. (2020). Observatorio de control y vigilancia de las finanzas y las políticas públicas. Consultado el 31 de octubre de 2022, desde https://observatoriofiscal.contraloria.gov.co/Pages/Glosario.aspx?FilterField1=FL&FilterValue1=C%20https://observatoriofiscal.contraloria.gov.co/PaginasReportes/Dependencia%20Fiscal.asp

Coraggio, J. L. (2019). *Education policy and human development in the Latin American City*. https://doi.org/10.4324/9780429037054-3

Cortez, L. A. (2014). *El Sector Agrícola En Colombia: Un Marginado Del Comercio Internacional*.

Cozman, F. G. (2013). Independence for full conditional probabilities: Structure, factorization, non-uniqueness, and Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, *54*(9), 1261-1278. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2013.08.001

Craviotti, C. (2014). Agricultura familiar-Agronegocios: disputas, interrelaciones y proyectos. *Territorios*, *16*(30), 17-38. https://doi.org/10.12804/territ30.2014.01

Creswell, J. W. (2014, junio). *Research design; qualitative, quantitative, and mixed methods approaches, 4th ed* (Vol. 28). Ringgold, Inc. https://doi.org/10.1192/bjp.112.483.211-a

Cuchumbé Holguín, N. J., & Giraldo Chavarriaga, J. A. (2013). Aproximación a la democracia deliberativa de Habermas. *Discusiones Filosóficas*, *14*, 141-159.

DANE. (2023a). Empleo y desempleo. Consultado el 30 de octubre de 2023, desde https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercado-laboral/empleo-y-desempleo%20https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercado-laboral/empleo-y-desempleo#empleo-y-desocupacion

DANE. (2023b). *Inseguridad Alimentaria en Colombia* (inf. téc.). https://doi.org/10.25062/9786287602588.06

DANE. (2023c). Pobreza Multidimensional. Consultado el 19 de febrero de 2024, desde https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/pobreza-y-condiciones-de-vida/pobreza-multidimensional

Dauby, J. P., & Upholzer, S. (2011). Exploring behavioral dynamics in systems of systems. *Procedia Computer Science*, *6*, 34-39. https://doi.org/10.1016/j.procs.2011.08.009

Dawoe, E. K., Quashie-Sam, J., Isaac, M. E., & Oppong, S. K. (2012). Exploring farmers' local knowledge and perceptions of soil fertility and management in the Ashanti Region of Ghana. *Geoderma*, *179-180*, 96-103. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.02.015

De Breij, S., Qvist, J. Y., Holman, D., Mäcken, J., Seitsamo, J., Huisman, M., & Deeg, D. J. H. (2019). Educational inequalities in health after work exit: The role of work characteristics. *BMC Public Health*, *19*(1). https://doi.org/10.1186/s12889-019-7872-0

de Brites Figueiredo, A. G., & Gremaud, A. P. (2022). Agrarism and industrialism in the Constituent Assembly of 1823: a debate about the future of Brazil. *Topoi (Brazil)*, *23*(51), 847-869. https://doi.org/10.1590/2237-101X02305109

de Oliveira, M., & Pena, I. A. D. (2021). Rural's Reinvention in Rio de Janeiro: Cafe na Roca Experience in Campo Grande Neighborhood. *ROSA DOS VENTOS-TURISMO E HOSPITALIDADE*, *13*(2), 389-408. https://doi.org/10.18226/21789061.v13i2p389

Deep, S., & Saklani, A. (2014). Urban sprawl modeling using cellular automata. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, *17*(2), 179-187. https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2014.07.001

del Castillo, A. F., Garibay, M. V., Díaz-Vázquez, D., Yebra-Montes, C., Brown, L. E., Johnson, A., Garcia-Gonzalez, A., & Gradilla-Hernández, M. S. (2024). Improving river water quality prediction with hybrid machine learning and temporal analysis. *Ecological Informatics*, *82*(June). https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102655

Denrell, J., & March, J. G. (2001). Adaptation as Information Restriction: The Hot Stove Effect. *Organization Science*, *12*(5), 523-538. http://www.jstor.org/stable/3085997

Dhanya, C. T., & Kumar, D. N. (2009). Data mining for evolution of association rules for droughts and floods in India using climate inputs. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, *114*(2), 1-15. https://doi.org/10.1029/2008JD010485

Diack, M., Loum, M., Diop, C. T., & Holloway, A. (2017). Quantitative risk analysis using vulnerability indicators to assess food insecurity in the Niayes agricultural region of West Senegal. *Jàmbá : Journal of Disaster Risk Studies*, *9*(1), 1-8. https://doi.org/10.4102/jamba.v9i1.379

Ding, T., & Achten, W. M. J. (2022). Coupling agent-based modeling with territorial LCA to support agricultural land-use planning. *Journal of Cleaner Production*, *380*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.134914

Dinler, D. Ş. (2016). New forms of wage labour and struggle in the informal sector: the case of waste pickers in Turkey. *Third World Quarterly*, *37*(10), 1834-1854. https://doi.org/10.1080/01436597.2016.1175934

Dix-Carneiro, R., & Kovak, B. K. (2019). Margins of labor market adjustment to trade. *Journal of International Economics*, *117*, 125-142. https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2019.01.005
DNP. (2007a). Plan Nacional de Desarrollo 2006-2010 (Tomo II). https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/PND/PND_Tomo_2.pdf
DNP. (2007b). Plan Nacional de Desarrollo 2006-2010. Estado Comunitario (Tomo I). https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/PND/PND_Tomo_1.pdf
DNP. (2007c). Política de estado para el pacífico colombiano. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%7B%5C'%7Bo%7D%7Dmicos/3491.pdf
DNP. (2007d). Política para el mejoramiento de la gestión vial departamental a través de la implementación del "Plan vial regional".
DNP. (2008a). Lineamientos de política para promover la producción sostenible de biocombustibles en Colombia. http://hdl.handle.net/20.500.12324/13036
DNP. (2008b). Política de Promoción Social y Económica Para El Departamento De Chocó.
DNP. (2008c). Politica Nacional de Seguridad Alimentaria y Nutricional. https://www.minagricultura.gov.co/Normatividad/Conpes/Conpes%20113%20de%202008.pdf
DNP. (2008d). Política Nacional Fitosanitaria y de Inocuidad para las Cadenas de Frutas y de otros Vegetales.
DNP. (2009). Política Nacional para la Racionalización del Componente de Costos de Producción Asociado a los Fertilizantes en el Sector Agropecuario.
DNP. (2010a). Política Nacional de Erradicación Manual de Cultivos Ilícitos y Desarrollo Alternativo para la Consolidación Territorial. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%7B%5C'%7Bo%7D%7Dmicos/3669.pdf
DNP. (2010b). Política Nacional para el Fortalecimiento de los Organismos de Acción Comunal.
DNP. (2011a). Plan Nacional de Desarrollo 2010-2014 (Tomo I).
DNP. (2011b). Plan Nacional de Desarrollo 2010-2014 (Tomo II). https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/PND/PND2010-2014%20Tomo%20II%20CD.pdf
DNP. (2011c). Política para el desarrollo comercial de la biotecnología a partir del uso sostenible de la biodiversidad. https://minciencias.gov.co/sites/default/files/conpes_3697_de_2011_politia_desarrollo_comercial_de_la_biotecnologia_a_partir_uso_biodiversidad.pdf
DNP. (2013). Estrategia de Desarrollo Integral de la Región del Catatumbo.
DNP. (2014a). Plan Nacional de Desarrollo 2014 - 2018 (Tomo 1).
DNP. (2014b). Plan Nacional de Desarrollo 2014-2018 (Tomo 2). https://doi.org/10.1787/9789264190375-13-es
DNP. (2014c). Política para el desarrollo integral de la Orinoquia.
DNP. (2014d). Política para el Suministro de Agua Potable y Saneamiento Básico en la Zona Rural.
DNP. (2014e). Política para la preservación del paisaje cultural cafetero de Colombia.
DNP. (2014f). Política y estrategias para el desarrollo agropecuario del departamento de Nariño.
DNP. (2015a). Importancia Estratégica del Programa Vías para la Equidad.
DNP. (2015b). Importancia estrategica del proyecto Corredor Santa Fe de Antioquia- Cañas gordas: Tunel del Toyo y vias de acceso (Autopista de la Prosperidad). *Documento Conpes 3836*.
DNP. (2016). Política nacional de desarrollo productivo. http://hdl.handle.net/20.500.12324/12021
DNP. (2017a). Declaración de importancia estratégica del proyecto vías para el Chocó: Transversal Quibdó - Medellín y Transversal Central del Pacífico.
DNP. (2017b). Declaratoria importancia estratégica del proyecto Mejoramiento y mantenimiento de vías para la conectividad regional. Nación - para la ejecución del proyecto de infraestructura vial con impacto regional financiado con recursos de la enajenación de Isagén.
DNP. (2018a). Declaración de importancia estratégica de la continuación de las obras de la Autopista Ruta de Sol, sector II a través de los siguientes proyectos: Construcción, mejoramiento y mantenimiento. *Documento Conpes 3924*. %7C

DNP. (2018b). Declaración de importancia estratégica del proyecto Mejoramiento y mantenimiento carretera Santafé de Bogotá-Chiquinquirá-Bucaramanga-San Alberto de la Troncal Central. Cundinamarca-Santander-Norte de Santander - Construcción variante San Gil.

DNP. (2018c). Estrategias de actuación y coordinación para reducir las afectaciones ante la eventual ocurrencia de un fenómeno de variabilidad climática el niño 2018 - 2019.

DNP. (2018d). Lineamientos de política y estrategías para el desarrollo regional sostenible del Macizo Colombiano. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%7B%5C'%7Bo%7D%7Dmicos/3915.pdf

DNP. (2018e). Plan Nacional de Desarrollo 2018-2022. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Prensa/PND-2018-2022.pdf

DNP. (2019). Declaración de importancia estratégica del proyecto de desarrollo, masificación y acceso a internet nacional, a través de la fase II de la iniciativa de incentivos a la demanda de acceso a Internet.

DNP. (2020a). Declaración de importancia estratégica del compromiso por Colombia: programa vías para la legalidad y la reactivación, visión 2030. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%7B%5C'%7Bo%7D%7Dmicos/3836.pdf.

DNP. (2020b). Declaración de importancia estratégica del Proyecto nacional acceso universal a las tecnologías de la información y las comunicaciones en zonas rurales o apartadas. *Documento Conpes 4001*.

DNP. (2021a). Declaración de importancia estratégica del proyecto apoyo al desarrollo de proyectos a través del fondo regional para los contratos plan, ahora fondo regional para los pactos territoriales.

DNP. (2021b). Declaración de importancia estratégica del proyecto del Programa Vías para conectar territorios, el crecimiento sostenible y la reactivación 2.0.

DNP. (2021c). Política nacional de ciencia, tecnología e innovación 2022-2031. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%7B%5C'%7Bo%7D%7Dmicos/3582.pdf.

DNP. (2021d). Política para el Desarrollo de Proyectos de Infraestructura de Transporte Sostenible: Quinta Generación de Concesiones Bajo el Esquema de Asociación Público Privada – Concesiones del Bicentenario.

DNP. (2021e). Política para la reactivación, la repotenciación y el crecimiento sostenible e incluyente: nuevo compromiso por el futuro de Colombia. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%7B%5C'%7Bo%7D%7Dmicos/3582.pdf

DNP. (2021f). Política para la Sostenibilidad de la Caficultura Colombiana.

DNP. (2021g). Política Pública para el Desarrollo de la Economía Solidaria.

DNP. (2022). Documentos CONPES. *Revista Juridica*, (1), 1-14. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/DNP/SIG/M-CA-

dos Reis, J. C., Rodrigues, G. S., de Barros, I., de Aragão Ribeiro Rodrigues, R., Garrett, R. D., Valentim, J. F., Kamoi, M. Y. T., Michetti, M., Wruck, F. J., & Rodrigues-Filho, S. (2023). Fuzzy logic indicators for the assessment of farming sustainability strategies in a tropical agricultural frontier. *Agronomy for Sustainable Development*, *43*(1). https://doi.org/10.1007/s13593-022-00858-5

dos Santos, D. A., & Marta, J. M. C. (2014). The Kandir Law and the development of Mato Grosso: Analysis of the period 1990-2009. *Revista Brasileira de Gestao e Desenvolvimento Regional*, *10*(1), 206-228. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84893608777&partnerID=40&md5=0e3101bee352426dcf97c412635b3949

Du, E., Cai, X., Wu, F., Foster, T., & Zheng, C. (2021). Exploring the impacts of the inequality of water permit allocation and farmers' behaviors on the performance of an agricultural water market. *Journal of Hydrology*, *599*. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126303

Duan, Y., Zhou, S., He, J., & Bai, M. (2022). Effects of Permanent and Temporary Water-Right Payments on Balancing Agricultural and Ecological Interests: A Case Study of Hami Prefecture in Northwestern China. *Journal of Water Resources Planning and Management*, *148*(11). https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001620

Edeme, R. K., Nkalu, N. C., Idenyi, J. C., & Arazu, W. O. (2020). Infrastructural Development, Sustainable Agricultural Output and Employment in ECOWAS Countries. *Sustainable Futures*, *2*(January), 100010. https://doi.org/10.1016/j.sftr.2020.100010

El Benni, N., Grovermann, C., & Finger, R. (2023). Towards more evidence-based agricultural and food policies. *Q Open*, *3*(3). https://doi.org/10.1093/qopen/qoad003

Emadi, A., Sobhani, R., Ahmadi, H., Boroomandnia, A., Zamanzad-Ghavidel, S., & Mohammad Azamathulla, H. (2022). Multivariate modeling of river water withdrawal using a hybrid evolutionary data-driven method. *Water Supply*, *22*(1), 957-980. https://doi.org/10.2166/ws.2021.224

Emami, M., Ahmadi, A., Daccache, A., Nazif, S., Mousavi, S.-F., & Karami, H. (2022). County-Level Irrigation Water Demand Estimation Using Machine Learning: Case Study of California. *Water (Switzerland)*, *14*(12). https://doi.org/10.3390/w14121937

Emami, S., Dehghanisanij, H., & Hajimirzajan, A. (2024). Agent-based simulation model to evaluate government policies for farmers' adoption and synergy in improving irrigation systems: A case study of Lake Urmia basin. *Agricultural Water Management*, *294*. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.108730

Escalante, R., Catalán, H., & Basurto, S. (2013). Determinantes del crédito en el sector agropecuario mexicano : un análisis mediante un modelo Probit. *Cuadernos de Desarrollo Rural*, *10*(71), 101-124.

Esteve Selma, M. Á. Á., del Riquelme, M., Martínez Gallur, C., Lloréns, M., del Riquelme, P., & Martínez Gallur, C. (2003). *Los recursos naturales de la región de Murcia : un análisis interdisciplinar*. Universidad de Murcia.

Etienne, M., Bourgeois, M., & Souchèreb, V. (2008). Participatory modelling of fire prevention and urbanisation in southern France: From coconstructing to playing with the model. *Proc. iEMSs 4th Biennial Meeting - Int. Congress on Environmental Modelling and Software: Integrating Sciences and Information Technology for Environmental Assessment and Decision Making, iEMSs 2008*, *2*, 972-979.

Fang, J., & Tang, L. (2023). Developing policy-making for maximizing the water productivity in agricultural lands. *Water Supply*, *23*(5), 2188-2196. https://doi.org/10.2166/ws.2023.091

Fei, S.-W., Miao, Y.-B., & Liu, C.-L. (2009). Chinese Grain Production Forecasting Method Based on Particle Swarm Optimization-based Support Vector Machine. *Recent Patents on Engineering*, *3*(1), 8-12. https://doi.org/10.2174/187221209787259947

Feng, Y. J., Liu, Y., & Han, Z. (2011). Land use simulation and landscape assessment by using genetic algorithm based on cellular automata under different sampling schemes. *Chinese Journal of Applied Ecology*, *22*(4), 957-963.

Ferrans, C. E. (1990). Development of a quality of life index for patients with cancer. *Oncology nursing forum*, *17*(3 Suppl), 11-15.

Firbank, L. G., Petit Sandrine, S. S., Blain, A., & Fuller, R. J. (2008). Assessing the impacts of agricultural intensification on biodiversity: a British perspective. *Trans. R. Soc. B*, *363*(1492), 777-787. https://doi.org/http://doi.org/10.1098/rstb.2007.2183

Food and Agriculture Organization (FAO), Fondo Internacional de Desarrollo Agrícola (FIDA), United Nations Children's Fund (UNICEF), Programa Mundial de Alimentos (PMA) & Organización Mundial de la Salud (OMS). (2018). *El Estado de la Seguridad Alimentaria y Nutricional en el Mundo*. FAO. http://www.fao.org/3/a-I7695s.pdf

Forrester, J. W. (2007). System Dynamics: the Next Fifty Years. *System Dynamics Review*, *23*(August), 1-15.

Fowler, K. R., Jenkins, E. W., Ostrove, C., Chrispell, J. C., Farthing, M. W., & Parno, M. (2015). A decision making framework with MODFLOW-FMP2 via optimization: Determining trade-offs in crop selection. *Environmental Modelling and Software*, *69*, 280-291. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.11.031

Francesconi, W., Pérez Miñana, E., Willcock, S. P., Villa, F., & Quintero, M. (2015). Linking ecosystem services to food security in a changing planet: assessing Peruvian Amazon deforestation using the ARtificial Intelligence for Ecosystem Services (ARIES) framework. *ASABE 1st Climate Change Symposium: Adaptation and Mitigation Proceedings of the 3-5 May 2015 Conference*.

Frank, R. H. (1997). *Microeconomics and Behavior*. McGraw-Hill. https://books.google.com.co/books?id=Wxi3AAAAIAAJ

Fürst, C., Volk, M., Pietzsch, K., & Makeschin, F. (2010). Pimp your landscape: A tool for qualitative evaluation of the effects of regional planning measures on ecosystem services. *Environmental Management*, *46*(6), 953-968. https://doi.org/10.1007/s00267-010-9570-7

Gandhi, F. R., & Patel, J. N. (2022). Combined Standardized Precipitation Index and ANFIS Approach for Predicting Rainfall in the Tropical Savanna Region. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, *6*(3), 63-77. https://doi.org/10.22115/scce.2022.333365.1412

Gao, C., Wu, Q., Dyck, M., Lv, J., & He, H. (2022). Greenhouse area detection in Guanzhong Plain, Shaanxi, China: spatio-temporal change and suitability classification. *International Journal of Digital Earth*, *15*(1), 226-248. https://doi.org/10.1080/17538947.2021.2023667

Gao, Y., Zhao, T., Xu, X., & Ndidiamaka, A. P. (2023). Can agricultural protectionist policies help achieve food security in Nigeria? *Frontiers in Sustainable Food Systems*, *7*. https://doi.org/10.3389/fsufs.2023.1095914

Garcia-Diaz, N., Lopez-Martin, C., & Chavoya, A. (2013). A Comparative Study of Two Fuzzy Logic Models for Software Development Effort Estimation. *Procedia Technology*, *7*, 305-314. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.04.038

Gauriau, O., Galárraga, L., Brun, F., Termier, A., Davadan, L., & Joudelat, F. (2024). Comparing machine-learning models of different levels of complexity for crop protection: A look into the complexity-accuracy tradeoff. *Smart Agricultural Technology*, *7*. https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100380

Gellrich, M., & Zimmermann, N. E. (2007). Investigating the regional-scale pattern of agricultural land abandonment in the Swiss mountains: A spatial statistical modelling approach. *Landscape and Urban Planning*, *79*(1), 65-76. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2006.03.004

Ghahramani, Z. (2001). An Introduction to Hidden Markov Models and Bayesian Networks. *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell.*, *15*, 9-42.

Gimona, A., & Polhill, J. G. (2011). Exploring robustness of biodiversity policy with a coupled meta community and agent-based model. *Journal of Land Use Science*, *6*(2-3), 175-193. https://doi.org/10.1080/1747423X.2011.558601

Gimona, A., Polhill, J. G., & Davies, B. (2011). Sinks, sustainability, and conservation incentives. En J. Liu, V. Hull, A. T. Morzillo & J. A. Wiens (Eds.), *Sources, Sinks and Sustainability* (pp. 155-178). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511842399.010

Golosov, V. N., Collins, A. L., Dobrovolskaya, N. G., Bazhenova, O. I., Ryzhov, Y. V., & Sidorchuk, A. Y. (2021). Soil loss on the arable lands of the forest-steppe and steppe zones of European Russia and Siberia during the period of intensive agriculture. *Geoderma*, *381*. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114678

Gómez, P. P. (2016). *Evaluación de la política pública de reforma agraria en Colombia (1991 – 2010): Estudios de caso en seis municipios del país* [Tesis doctoral, Universidad Nacional de Colombia Facultad]. http://www.bdigital.unal.edu.co/53481/

Gómez R., D. T., Barbosa P., E. M., & Rojas V., W. E. (2016). Política agraria y posconflicto en Colombia. *Inclusión & Desarrollo*, *2*(2), 74-82. https://doi.org/10.26620/uniminuto.inclusion.3.1.2016.74-84

Gopinath, M., Batarseh, F. A., & Beckman, J. (2020). *Machine learning in gravity models : an application to agricultural trade*, NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH. http://www.nber.org/papers/w27151

Gottero, E. (2019). Identifying vulnerable farmland: An index to capture high urbanisation risk areas. *Ecological Indicators*, *98*(October 2018), 61-67. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.10.037

Gottlieb, C., & Grobovšek, J. (2019). Communal land and agricultural productivity. *Journal of Development Economics*, *138*(July 2018), 135-152. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2018.11.001

Granco, G., Caldas, M., Bergtold, J., Heier Stamm, J. L., Mather, M., Sanderson, M., Daniels, M., Sheshukov, A., Haukos, D., & Ramsey, S. (2022). Local environment and individuals' beliefs: The dynamics

shaping public support for sustainability policy in an agricultural landscape. *Journal of Environmental Management*, *301*. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113776

Guanziroli, C. E. (2014). Evolución de la Política Agrícola Brasileña: 1980-2010. *Mundo Agrário*, *15*(29), 1-33. http://www.mundoagrario.unlp.edu.ar/

Guida, G. (2022). Manufactured in the Peri-Urban: Regenerative Strategies for Critical Lands. En *GeoJournal Library* (pp. 247-254, Vol. 128). Springer Science; Business Media B.V. https://doi.org/10.1007/978-3-030-78536-9_15

Guresen, E., & Kayakutlu, G. (2011). Definition of Artificial Neural Networks with comparison to other networks. *Procedia Computer Science*, *3*, 426-433. https://doi.org/10.1016/j.procs.2010.12.071

Gutiérrez García, G. A., Gutiérrez-Montes, I., Hernández Núñez, H. E., Suárez Salazar, J. C., & Casanoves, F. (2020). Relevance of local knowledge in decision-making and rural innovation: A methodological proposal for leveraging participation of Colombian cocoa producers. *Journal of Rural Studies*, *75*(January), 119-124. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2020.01.012

Haas, B. K. (1999). Clarification and integration of similar quality of life concepts. *Image–the journal of nursing scholarship*, *31*(3), 215-220. https://doi.org/10.1111/j.1547-5069.1999.tb00483.x

Habermas, J. (1992). Tres modelos de democrácia: Sobre el concepto de una política deliberativa. *Debats*, (39), 18-21.

Han, S. S. (2018). *Agricultural surplus labor transfer*. https://doi.org/10.4324/9780429501760

Helfand, S. M. (2003). The Impact of Agricultural Policy Reforms on the Agricultural Sector in Brazil in the 1990s: Implications for Pro-Poor Agricul. *Oecd Global Forum on Agriculture: Designing and Implementing Pro-Poor Agricultural Policies*, 56.

Helmsing, A. H. J. B. (2016). Innovative local and regional economic development initiatives in Latin America: a review. *Interações (Campo Grande)*, *7*(12). https://www.interacoes.ucdb.br/interacoes/article/view/475

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., Baptista Lucio, M. d. P., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la Investigación* (Sexta). McGRAW-HILL / INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V.

Hernández-Flores, J. Á. A., Martínez-Corona, B., Méndez-Espinoza, J. A., Pérez-Avilés, R., Ramírez-Juárez, J., & Navarro-Garza, H. (2009). Rurales y periurbanos: Una aproximación al proceso de conformación de la periferia poblana. *Papeles de población*, *15*(61), 275-295. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edssci&AN=edssci.S1405.74252009000300011&lang=es&site=eds-live

Hidayat, A. R. T., Onitsuka, K., Sianipar, C. P. M., Basu, M., & Hoshino, S. (2023). To migrate or not to migrate: Internet use and migration intention among rural youth in developing countries (case of Malang, Indonesia). *Digital Geography and Society*, *4*. https://doi.org/10.1016/j.diggeo.2023.100052

Hossain, M., & Muromachi, Y. (2012). A Bayesian network based framework for real-time crash prediction on the basic freeway segments of urban expressways. *Accident Analysis and Prevention*, *45*, 373-381. https://doi.org/10.1016/j.aap.2011.08.004

Huang, J., Zhang, F., Song, J., & Li, W. (2022). An Agent-based Simulation Model of Wheat Market Operation: The Benefit of Support Price. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, *31*(4), 437-456. https://doi.org/10.1007/s11518-022-5527-7

Huang, K., Cao, S., Qing, C., Xu, D., & Liu, S. (2023). Does labour migration necessarily promote farmers' land transfer-in? - Empirical evidence from China's rural panel data. *Journal of Rural Studies*, *97*, 534-549. https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2022.12.027

IBGE. (2023). *Indicadores IBGE: Levantamento Sistemático da Produção Agrícola* (inf. téc.). NSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. https://ftp.ibge.gov.br/Producao_Agricola/Levantamento_Sistematico_da_Producao_Agricola_%5Bmensal%5D/Fasciculo_Indicadores_IBGE/2023/estProdAgri_202311.pdf

IGAC, I. G. A. C. (2015). Solo el 16 por ciento de los suelos de Colombia está blindado contra la "depredación ambiental" del hombre — Noticias. Consultado el 5 de octubre de 2018, desde https://noticias.igac.gov.co/es/contenido/solo-el-16-por-ciento-de-los-suelos-de-colombia-esta-blindado-contra-la-depredacion

Ijaz, M., Zafar, Q., Khan, A. A., & Hassan, S. S. (2023). Assessing drought and its impacts on wheat yield using remotely sensed observations in rainfed Potohar region of Pakistan. *Environment, Development and Sustainability*, *25*(4), 3699-3721. https://doi.org/10.1007/s10668-022-02200-1

Illán-Fernández, E. J., Pérez-Morales, A., & Romero-Díaz, A. (2022). Reliability of sealed surfaces detection using Copernicus data. *Boletin de la Asociacion de Geografos Espanoles*, (93). https://doi.org/10.21138/bage.3288

Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2014). Climate Change 2014 Synthesis Report Summary Chapter for Policymakers. *Ipcc*, 31. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324

Inza, I., Larrañaga, P., Etxeberria, R., & Sierra, B. (2000). Feature Subset Selection by Bayesian network-based optimization. *Artificial Intelligence*, *123*(1-2), 157-184. https://doi.org/10.1016/S0004-3702(00)00052-7

Jäckering, L., Meemken, E.-M., Sellare, J., & Qaim, M. (2021). Promoting written employment contracts: Evidence from a randomised awareness campaign. *European Review of Agricultural Economics*, *48*(4), 1007-1030. https://doi.org/10.1093/erae/jbaa035

Jaiswal, R. S., & Sarode, M. V. (2015). An Overview on Fuzzy Logic and Fuzzy Elements. *International Research Journal of Computer Science*, *3*(2), 29-34. http://www.irjcs.com/volumes/vol2/iss3/05.MACS10088.pdf

Jamroga, W. (2008). A Temporal Logic for Markov Chains. *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 2*, (January), 697-704. https://doi.org/10.1145/1402298.1402321

Jang, J. S. R., Sun, C. T., & Mizutani, E. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. *IEEE Transactions on Automatic Control*, *42*(10), 1482-1484. https://doi.org/10.1109/TAC.1997.633847

Jang, J.-S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, *23*(3), 665-685. https://doi.org/10.1109/21.256541

Jang, S. H., Roh, J. H., Kim, W., Sherpa, T., Kim, J. H., & Park, J. B. (2011). A novel binary ant colony optimization: Application to the unit commitment problem of power systems. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, *6*(2), 174-181. https://doi.org/10.5370/JEET.2011.6.2.174

Jiménez-Taracido, L., Martinez, A. I. M., & Chauvie, D. G. B. (2019). Reading education literacy centre and metacognition in a spanish adult education centre. *European Journal for Research on the Education and Learning of Adults*, *10*(1), 29-46. https://doi.org/10.3384/rela.2000-7426.OJS169

J.ROSS, T. (2010). *Fuzzy Logic With Engineering Application*.

Kadri, N., Jebari, S., Augusseau, X., Mahdhi, N., Lestrelin, G., & Berndtsson, R. (2023). Analysis of Four Decades of Land Use and Land Cover Change in Semiarid Tunisia Using Google Earth Engine. *Remote Sensing*, *15*(13). https://doi.org/10.3390/rs15133257

Kalantari, K., & Abdollahzadeh, G. (2008). Factors affecting agricultural land fragmentation in Iran: A case study of Ramjerd sub district in Fars province. *American Journal of Agricultural and Biological Science*, *3*(1), 358-363. https://doi.org/10.3844/ajabssp.2008.358.363

Kanigel, R., & Porter, G. (1997, enero). *The One Best Way: Frederick Winslow Taylor and the Enigma of Efficiency* (Vol. 278). Viking. https://link.gale.com/apps/doc/A19975175/AONE?u=anon$%5Csim$53f0d85d&sid=googleScholar&xid=05f55ce8%20https://books.google.es/books?id=gMruAAAAMAAJ

Karamian, F., Mirakzadeh, A. A., & Azari, A. (2023). Application of multi-objective genetic algorithm for optimal combination of resources to achieve sustainable agriculture based on the water-energy-food nexus framework. *Science of the Total Environment*, *860*. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160419

Khalid, B., & Urbański, M. (2021). APPROACHES TO UNDERSTANDING MIGRATION: A MULT-COUNTRY ANALYSIS OF THE PUSH AND PULL MIGRATION TREND. *Economics and Sociology*, *14*(4), 242-267. https://doi.org/10.14254/2071-789X.2021/14-4/14

Khalmirzayeva, S. (2023). Evaluation of global experience of state support for the agribusiness and agricultural sections. En P. D., N. K. B. & K. V. (Eds.), *E3S Web of Conferences* (Vol. 389). EDP Sciences. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338903071

Kingdon, J. W., & Thurber, J. A. (2011). *Agendas, Alternatives, and Public Policies*. Longman. https://books.google.com.co/books?id=OXsdSgAACAAJ

Kinra, A., Hald, K. S., Mukkamala, R. R., & Vatrapu, R. (2020). An unstructured big data approach for country logistics performance assessment in global supply chains. *International Journal of Operations and Production Management*, *40*(4), 439-458. https://doi.org/10.1108/IJOPM-07-2019-0544

Kochar, A. (2004). Urban influences on rural schooling in India. *Journal of Development Economics*, *74*(1), 113-136. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2003.12.006

Koulouri, M., & Giourga, C. (2007). Land abandonment and slope gradient as key factors of soil erosion in Mediterranean terraced lands. *CATENA*, *69*(3), 274-281. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.catena.2006.07.001

Krumbiegel, K., Maertens, M., & Wollni, M. (2018). The Role of Fairtrade Certification for Wages and Job Satisfaction of Plantation Workers. *World Development*, *102*, 195-212. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2017.09.020

Kulisz, M., Duisenbekova, A., Kujawska, J., Kaldybayeva, D., Issayeva, B., Lichograj, P., & Cel, W. (2023). Implications of neural network as a decision-making tool in managing kazakhstan's agricultural economy. *Applied Computer Science*, *19*(4), 121-135. https://doi.org/10.35784/acs-2023-39

Lai, Y. R., Orton, T. G., Pringle, M. J., Menzies, N. W., & Dang, Y. P. (2020). Increment-averaged kriging: a comparison with depth-harmonized mapping of soil exchangeable sodium percentage in a cropping region of eastern Australia. *Geoderma*, *363*. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.114151

Lamino Jaramillo, P., & Boren-Alpízar, A. E. (2023). Agricultural identity of Indigenous Salasacas in Ecuador. *AlterNative*, *19*(4), 882-891. https://doi.org/10.1177/11771801231197979

Larrubia Vargas, R. (2017). La política agraria común y sus reformas : reflexiones en torno a la reforma de 2014-2020. *Cuadernos Geográfico*, *56*(1), 124-147.

Lawton, M. P. (1999). Quality of life in chronic illness. *Gerontology*, *45*(4), 181-183. https://doi.org/10.1159/000022083

Lerner, J. S., Li, Y., Valdesolo, P., & Kassam, K. S. (2015). Emotion and decision making. *Annual Review of Psychology*, *66*, 799-823. https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010213-115043

Li, C., Will, M., Grujić, N., Ge, J., Müller, B., Gosal, A., & Ziv, G. (2023). An Agent-Based Model of UK Farmers' Decision-Making on Adoption of Agri-environment Schemes. En S. F. (Ed.), *Springer Proceedings in Complexity* (pp. 463-475). Springer Science; Business Media B.V. https://doi.org/10.1007/978-3-031-34920-1_37

Li, J., Rodriguez, D., & Tang, X. (2017). Effects of land lease policy on changes in land use, mechanization and agricultural pollution. *Land Use Policy*, *64*(1), 405-413. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.03.008

Li, J., & Wang, M. (2010). Chaotic Genetic Algorithm-Based Forest Harvest Adjustment. *Journal of Donghua University*, *27*(2).

Liberati, A., Altman, D. G., Tetzlaff, J., Mulrow, C., Gøtzsche, P. C., Ioannidis, J. P., Clarke, M., Devereaux, P. J., Kleijnen, J., & Moher, D. (2009). The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: Explanation and elaboration. *PLoS Medicine*, *6*(7). https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000100

Lichtenstein, S., Fischhoff, B., & Phillips, L. D. (1982). Calibration of probabilities: The state of the art to 1980. En A. Tversky, D. Kahneman & P. Slovic (Eds.), *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases* (pp. 306-334). Cambridge University Press. https://doi.org/DOI:10.1017/CBO9780511809477.023

Lindblom, C. E. (1959). The Science of "Muddling Through". *Public Administration Review*, *19*(2), 79-88.

Link, A., Montes, A., Andrade, J. C., Bonell, W., Acevedo, L. D., & de Luna, A. G. (2022). Primate Diversity and Population Status in the Serranía de San Lucas, Colombia: A Priority Area for Primate Conservation in Northern South America. *Primate Conservation*, *2022*(36), 63-73. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85169474793&partnerID=40&md5=2d6de56a03dcc59019d379e39766f2af

López, O. L., & Herrera, L. M. (2017). Tendencia de la producción y el consumo del café en Colombia. *Apuntes del Cenes*, *36*(64), 139-165. https://doi.org/10.19053/01203053.v36.n64.2017.5419

Lozada Ordóñez, L., Dias da Cruz, D., & Oliveira de Andrade, M. (2018). Ecosystem services and use of Afro-descendant land in the Colombian North Pacific: Transformations in the traditional production system. *Land Use Policy*, *75*(January), 631-641. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.01.043

Lytos, A., Lagkas, T., Sarigiannidis, P., Zervakis, M., & Livanos, G. (2020). Towards smart farming: Systems, frameworks and exploitation of multiple sources. *Computer Networks*, *172*. https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107147

Ma, S., Wu, K., Lao, C., Zhong, Y., Zhang, T., & Huang, T. (2017). Establishment and application of iZone system for intelligently identifying preserved zones of permanent prime farmland. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 33*(2), 276-282.

Maarif, S., Hardjomidjojo, H., & Adrianto, L. (2020). A design of optimization based logistic strategy for seaweed agroindustry: A case study in South Sulawesi Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *454*(1). https://doi.org/10.1088/1755-1315/454/1/012033

Maitra, S., Hossain, A., Brestic, M., Skalicky, M., Ondrisik, P., Gitari, H., Brahmachari, K., Shankar, T., Bhadra, P., Palai, J. B., Jena, J., Bhattacharya, U., Duvvada, S. K., Lalichetti, S., & Sairam, M. (2021). Intercropping - A low input agricultural strategy for food and environmental security. *Agronomy*, *11*(2). https://doi.org/10.3390/agronomy11020343

Man, K. F., Tang, K. S., & Kwong, S. (1996). Genetic algorithms: Concepts and applications. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, *43*(5), 519-534. https://doi.org/10.1109/41.538609

Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, K., Willmott, P., & Dewhurst, M. (2017). *Un futuro que funciona: automatización, empleo y productividad*. McKinsey Global Institute.

Mardani Najafabadi, M., Mirzaei, A., Azarm, H., & Nikmehr, S. (2022). Managing Water Supply and Demand to Achieve Economic and Environmental Objectives: Application of Mathematical Programming and ANFIS Models. *Water Resources Management*, *36*(9), 3007-3027. https://doi.org/10.1007/s11269-022-03178-1

Martin, B. (2007). Damage spreading and μ-sensitivity on cellular automata. *Ergodic Theory and Dynamical Systems*, *27*(2), 545-565. https://doi.org/10.1017/S0143385706000782

Martin, D. A. (2018). U-shaped wage curve and the internet: The colombian case; [Internet y curva salarial en forma de U: El caso colombiano]. *Estudios de Economia*, *45*(2), 173-202. https://doi.org/10.4067/S0718-52862018000200173

Martín del Brío, B., Sanz Molina, A., Martín-del-Brío, B., & Sanz, A. (2006, enero). *Redes neuronales y sistemas borrosos*.

Martínez Hernández, C. (2017). *El abandono de campos de cultivo en la Región de Murcia : causas y consecuencias medioambientales y socioeconómicas* [Tesis doctoral, UNIVERSIDAD DE MURCIA]. Universidad de Murcia, 2017. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edstdx&AN=edstdx.10803.405714&lang=es&site=eds-live

Matlab. (2023). Support Vector Machine (SVM) Explained - MATLAB & Simulink. Consultado el 23 de septiembre de 2023, desde https://www.mathworks.com/discovery/support-vector-machine.html

Mazzocchi, C., Sali, G., & Corsi, S. (2013). Land use conversion in metropolitan areas and the permanence of agriculture: Sensitivity Index of Agricultural Land (SIAL), a tool for territorial analysis. *Land Use Policy*, *35*, 155-162. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2013.05.019

Mehraban, N., Kubitza, C., Alamsyah, Z., & Qaim, M. (2021). Oil palm cultivation, household welfare, and exposure to economic risk in the Indonesian small farm sector. *Journal of Agricultural Economics*, *72*(3), 901-915. https://doi.org/10.1111/1477-9552.12433

Mehryar, S., Sliuzas, R., Schwarz, N., Sharifi, A., & van Maarseveen, M. (2019). From individual Fuzzy Cognitive Maps to Agent Based Models: Modeling multi-factorial and multi-stakeholder decision-making for water scarcity. *Journal of Environmental Management*, *250*(September), 109482. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109482

MeiFang, W., & JinMing, L. (2008). Adaptive genetic algorithm-based forest harvest adjustment. *Proceedings of 2008 3rd International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering, ISKE 2008*, *1*, 541-544. https://doi.org/10.1109/ISKE.2008.4730990

Meisner, M. H., Rosenheim, J. A., Tagkopoulos, I., & Peters, D. P. (2016). A data-driven, machine learning framework for optimal pest management in cotton. *Ecosphere*, *7*(3), 1-13. https://doi.org/10.1002/ecs2.1263

Mejía Jímenez, J. (2011). Modelos de implementación de las políticas públicas en Colombia y su impacto en el bienestar social. *Analecta política*, *2*(3 Jul-Dic), 141-164. https://revistas.upb.edu.co/index.php/analecta/article/view/1392

Mena Report. (2017, septiembre). Colombia: MinAgriculture provides livestock and fish farming projects to boost educational centers with agricultural vocation in Magdalena. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsinc&AN=edsinc.A502735518&lang=es&site=eds-live

Méndez-Puga, A. M., Vargas-Garduño, M. d. L., & Vargas-Silva, A. D. (2022). Jornaleras y jornaleros agrícolas migrantes: colectivo de resistencia decolonial por la justicia social. *Canadian Journal of Latin American and Caribbean Studies*, *47*(3), 479-498. https://doi.org/10.1080/08263663.2022.2110787

Meng, B., Kuang, H., Niu, E., Li, J., & Li, Z. (2020). Research on the transformation path of the green intelligent port: Outlining the perspective of the evolutionary game "government–port–third-party organization". *Sustainability (Switzerland)*, *12*(19), 1-25. https://doi.org/10.3390/su12198072

Ministerio de Hacienda de la Republica de Colombia. (1993). Por el cual se reglamenta la contabilidad en general y se expiden los principios o normas de contabilidad generalmente aceptados en Colombia.

Mirzaei, A., Ashktorab, N., & Noshad, M. (2023). Evaluation of the policy options to adopt a water-energy-food nexus pattern by farmers: Application of optimization and agent-based models. *Frontiers in Environmental Science*, *11*. https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1139565

Molajou, A., Pouladi, P., & Afshar, A. (2021). Incorporating Social System into Water-Food-Energy Nexus. *WATER RESOURCES MANAGEMENT*, *35*(13), 4561-4580. https://doi.org/10.1007/s11269-021-02967-4

Molina, J.-L., Pulido-Velázquez, M., Llopis-Albert, C., & Peña-Haro, S. (2013). Stochastic hydro-economic model for groundwater quality management using Bayesian networks. *Water science and technology : a journal of the International Association on Water Pollution Research*, *67*(3), 579-586. https://doi.org/10.2166/wst.2012.598

Mora Pacheco, K. G. (2015). Monotonía, aislamiento y atraso agrícola. Descripciones de viajeros del siglo XIX e historia agraria de la Sabana de Bogotá (Colombia) / Monotony, Isolation and Backward Agriculture. Travel Accounts of 19th Century and Agrarian History of Bogota Plateau (. *HiSTOReLo. Revista de Historia Regional y Local*, *7*(14), 180-213. https://doi.org/10.15446/historelo.v7n14.48625

Morales, S. L., Morales, M. R., & Rizo, R. (2017). Metodología para Procesos de Inteligencia de Negocios con mejoras en la extracción y transformación de fuentes de Datos. *Revista Publicando*, *4*(11), 107-119. http://rmlconsultores.com/revista/index.php/crv/article/view/553/pdf_364

Motamed, M. K., Irannejad, F., Rezaei, M., & Rousta, K. (2011). An investigation of educational needs of Guilan- Iran's tea-planters. *African Journal of Agricultural Research*, *6*(16), 3646-3653. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-80052953290&partnerID=40&md5=7cc90f9418a9dfe7989b7c896ae5b11e

Mtetwa, E. (2018). Disability and the challenge of employment in Zimbabwe: A social protection perspective. *African Journal of Social Work*, *8*(2), 78-84. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85064388331&partnerID=40&md5=d4a1e7b69f7c2378596e4d237d13567c

Munthali, M. G., Mustak, S., Adeola, A., Botai, J., Singh, S. K., & Davis, N. (2020). Modelling land use and land cover dynamics of Dedza district of Malawi using hybrid Cellular Automata and Markov model. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *17*. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100276

Muñoz-Rios, L. A., Vargas-Villegas, J., & Suarez, A. (2020). Local perceptions about rural abandonment drivers in the Colombian coffee region: Insights from the city of Manizales. *Land Use Policy*, *91*(November 2019), 104361. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104361

Nawroski, A. (2019). Education in rural society and the agricultura course for Brazilian boys in Poland (1918-1938). *Tempo e Argumento*, *11*(28), 67-97. https://doi.org/10.5965/2175180311282019067

Nehaï, S. A., & Guettouche, M. S. (2020). Soil loss estimation using the revised universal soil loss equation and a GIS-based model: a case study of Jijel Wilaya, Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, *13*(4). https://doi.org/10.1007/s12517-020-5160-z

Nikolenko, L., Jurakovskiy, E., Ivanyuta, N., Andronik, O., & Sharkovska, S. (2018). Investment policy of governance of economic security of agrarian sector of Ukraine on the basis of theory of fuzzy logics. *Montenegrin Journal of Economics*, *14*(4), 125-140. https://doi.org/10.14254/1800-5845/2018.14-4.9

Niu, L. (2023). Design of intelligent agricultural environmental big data collection system based on ZigBee and NB-IoT. *2023 IEEE 2nd International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms, EEBDA 2023*, 1299-1304. https://doi.org/10.1109/EEBDA56825.2023.10090649

Nogales, R., & Oldiges, C. (2021). International labour migration and the many forms of poverty. *Migration Studies*, *9*(1), 115-141. https://doi.org/10.1093/migration/mnaa022

Nouiri, I., Yitayew, M., Maßmann, J., & Tarhouni, J. (2015). Multi-objective Optimization Tool for Integrated Groundwater Management. *Water Resources Management*, *29*(14), 5353-5375. https://doi.org/10.1007/s11269-015-1122-8

Núñez, S. R., & Osses, G. T. (2014). El sector agropecuario en la región de Los Lagos y el paradigma "Chile potencia alimentaria": desafíos para la política agraria nacional. *Mundo Agrario*, *15*(29), 1-15.

OECD & Commission, E. (2008). Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide.

Olivares, B. O., Pitti, J., & Montenegro, E. (2020). Socioeconomic characterization of bocas del toro in panama: An application of multivariate techniques. *Revista Brasileira de Gestao e Desenvolvimento Regional*, *16*(3), 59-71. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85095814175&partnerID=40&md5=c7a14398987cddd02150d123be774bd2

Oliveira, A., Renato, N. D. S., Martins, M. A., Mendonça, I. M. D., Moraes, C. A., & Lago, L. F. R. (2023). Renewable energy solutions based on artificial intelligence for farms in the state of Minas Gerais, Brazil: Analysis and proposition. *Renewable Energy*, *204*, 24-38. https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.12.101

Oliveira, A., & Nero, M. (2013). Application of fuzzy logic in prediction of fire in João Pessoa City - Brazil. *Communications in Computer and Information Science*, *399 PART I*, 323-334. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41908-9_33

ONU. (2015). Portada - Desarrollo Sostenible. Consultado el 20 de octubre de 2023, desde https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/

ONU. (2023). Alimentación — Naciones Unidas. Consultado el 4 de marzo de 2024, desde https://www.un.org/es/global-issues/food

Ordonez-Eraso, H. A., Pardo-Calvache, C.-J. J., Cobos-Lozada, C.-A. A., Ordoñez-Eraso, H.-A., Pardo-Calvache, C.-J. J., & Cobos-Lozada, C.-A. A. (2020). Detection of Homicide Trends in Colombia Using Machine Learning. *REVISTA FACULTAD DE INGENIERIA, UNIVERSIDAD PEDAGOGICA*

Y TECNOLOGICA DE COLOMBIA, *29*(54). https://doi.org/10.19053/01211129.v29.n54.2020.11740

Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2013). Brasil, granero del mundo. Consultado el 14 de diciembre de 2021, desde https://www.fao.org/in-action/agronoticias/detail/es/c/511355/

Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2021). Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura: Colombia en una mirada. Consultado el 16 de febrero de 2022, desde https://www.fao.org/colombia/fao-en-colombia/colombia-en-una-mirada/es/

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). (2015). *Revisión de la OCDE de las políticas Agrícolas: Colombia 2015*.

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) & Oficina de Estadística de las Comunidades Europeas (EUROSTAT). (2004). *Manual de Oslo* (Tercera ed).

Orhan, İ., & Koçak, H. S. (2024). An Evaluation of Living Conditions and Dietary Habits of Seasonal Migrant Agricultural Workers: The Example of Turkey. *Journal of Agromedicine*. https://doi.org/10.1080/1059924X.2024.2388849

Ospina, D. M. (2017). *Reivindicando al campesinado en Colombia: Análisis de las fallas de redistribución y de reconocimiento en la implementación de las Política Agrarias de los Siglos XX - XXI, y en la Política Pública de Víctimas y Restitución de Tierras*.

Pandey, B. K., & Khare, D. (2017). Analyzing and modeling of a large river basin dynamics applying integrated cellular automata and Markov model. *Environmental Earth Sciences*, *76*(22), 1-12. https://doi.org/10.1007/s12665-017-7133-4

Pantoja Narvaez, G., & Rodriguez Escobar, F. R. (2017). La educación para la vocación agraria en la población infantil de las zonas de conflicto armado del departamento de Nariño. (Spanish). *Revista Jurídica Piélagus*, *16*(2), 25. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edo&AN=129429460&lang=es&site=eds-live

Paquette, S., & Domon, G. (2003). Changing ruralities, changing landscapes: Exploring social recomposition using a multi-scale approach. *Journal of Rural Studies*, *19*(4), 425-444. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0743-0167(03)00006-8

Partridge, M. D., Ali, M., & Rose Olfert, M. (2010). Rural-to-Urban commuting: Three degrees of integration. *Growth and Change*, *41*(2), 303-335. https://doi.org/10.1111/j.1468-2257.2010.00528.x

Patel, P., Chaudhary, S., & Parmar, H. (2022). Analyze the Impact of Weather Parameters for Crop Yield Prediction Using Deep Learning. En R. P.P., A. A., L. T., K. R. P. & U. K. R. (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (pp. 249-259, Vol. 13773 LNCS). Springer Science; Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/978-3-031-24094-2_17

Pavlidis, N. G., Parsopoulos, K. E., & Vrahatis, M. N. (2005). Computing Nash equilibria through computational intelligence methods. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, *175*(1 SPEC. ISS.), 113-136. https://doi.org/10.1016/j.cam.2004.06.005

Pérez-Belmont, P., Lerner, A. M., Mazari-Hiriart, M., & Valiente, E. (2021). The survival of agriculture on the edge: Perceptions of push and pull factors for the persistence of the ancient chinampas of Xochimilco, Mexico City. *Journal of Rural Studies*, *86*(July), 452-462. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2021.07.018

Perfetti, J. J., Botero, J., Oviedo, S., Foreo, D., Higuera, S., Correa, M., & García, J. (2017). *Política comercial agrícola: nivel, costos y efectos de la protección en Colombia* (J. J. Perfetti & J. Botero, Eds.). Fedesarrollo.

Peter, B., Sanghvi, S., & Narendran, V. (2020). Inclusion of Interstate Migrant Workers in Kerala and Lessons for India. *Indian Journal of Labour Economics*, *63*(4), 1065-1086. https://doi.org/10.1007/s41027-020-00292-9

Picuno, P., Cillis, G., & Statuto, D. (2019). Investigating the time evolution of a rural landscape: How historical maps may provide environmental information when processed using a GIS. *Ecological Engineering*, *139*(February), 105580. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2019.08.010

Plan Unico de Cuentas Colombia. (2022). Cuenta 7 Costos de producción o de operación. Consultado el 31 de octubre de 2022, desde https://puc.com.co/7

PNUD. (2023). Veinticinco países redujeron a la mitad la pobreza multidimensional en un periodo de 15 años, aunque todavía hay 1,100 millones de personas en situación de pobreza. Consultado el 4 de marzo de 2024, desde https://www.undp.org/es/colombia/comunicados-de-prensa/indice-pobreza-multidimensional-global-2023

Polhill, J. G., Gimona, A., & Gotts, N. M. (2013). Nonlinearities in biodiversity incentive schemes: A study using an integrated agent-based and metacommunity model. *Environmental Modelling and Software*, *45*, 74-91. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.11.011

Portafolio. (2021). Dane: 2,4 millones de hogares ya no comen tres veces al día en Colombia. Consultado el 16 de febrero de 2022, desde https://www.portafolio.co/economia/dane-2-4-millones-de-hogares-ya-no-comen-tres-veces-al-dia-en-colombia-550416

Portoghese, I., D'Agostino, D., Giordano, R., Scardigno, A., Apollonio, C., & Vurro, M. (2013). An integrated modelling tool to evaluate the acceptability of irrigation constraint measures for groundwater protection. *Environmental Modelling and Software*, *46*, 90-103. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.03.001

Pouladi, P., Afshar, A., Molajou, A., & Afshar, M. H. (2020). Socio-hydrological framework for investigating farmers' activities affecting the shrinkage of Urmia Lake; hybrid data mining and agent-based modelling. *Hydrological Sciences Journal*, *65*(8), 1249-1261. https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1749763

Praveen, B., Mustak, S., & Sharma, P. (2019). Assessing the transferability of machine learning algorithms using cloud computing and earth observation datasets for agricultural land use/cover mapping. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, *42*(3/W6), 585-592. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W6-585-2019

Purohit, S. K., Panigrahi, S., Sethy, P. K., & Behera, S. K. (2021). Time Series Forecasting of Price of Agricultural Products Using Hybrid Methods. *Applied Artificial Intelligence*, *35*(15), 1388-1406. https://doi.org/10.1080/08839514.2021.1981659

Qiu, T., Shi, X., He, Q., & Luo, B. (2021). The paradox of developing agricultural mechanization services in China: Supporting or kicking out smallholder farmers? *China Economic Review*, *69*. https://doi.org/10.1016/j.chieco.2021.101680

RAE. (2021a). Definición agrícola. Consultado el 13 de mayo de 2022, desde https://dle.rae.es/agr%7B%5C'%7Bi%7D%7Dcola?m=form

RAE. (2021b). Definición vocación. Consultado el 13 de mayo de 2022, desde https://dle.rae.es/vocaci%7B%5C'%7Bo%7D%7Dn?m=form

Rajkhowa, P., & Qaim, M. (2022). Mobile phones, off-farm employment and household income in rural India. *Journal of Agricultural Economics*, *73*(3), 789-805. https://doi.org/10.1111/1477-9552.12480

Ramoni-Perazzi, J., & Orlandoni-Merli, G. (2019). Labor elasticity of growth by sector and department in Colombia: the importance of the agricultural employment elasticity. *Agroalimentaria*, *25*(48), 19-34.

Raza, F., Tamoor, M., Miran, S., Arif, W., Kiren, T., Amjad, W., Hussain, M. I., & Lee, G.-H. (2022). The Socio-Economic Impact of Using Photovoltaic (PV) Energy for High-Efficiency Irrigation Systems: A Case Study. *Energies*, *15*(3). https://doi.org/10.3390/en15031198

Reilly, J. A., Dawson, T. P., Matthews, R. B., Smith, P., Musk, C. C., Potts, J. M., & Polhill, J. G. (2021). Projecting the effect of crop yield increases, dietary change and different price scenarios on land use under two different state security regimes. *International Journal of Agricultural Sustainability*, *19*(3-4), 288-304. https://doi.org/10.1080/14735903.2021.1907991

Ribeiro, W. R., dos Santos, A. R., Pinheiro, A. A., Gonçalves, M. S., da Costa Gonçalves, D., da Silva, S. F., Moreira, T. R., Senhorelo, A. P., Billo, D. F., Araújo, E. F., Heitor, F. D., Nascimento, G. S. P.,

Berude, L. C., Barros, Q. S., Silva, R. F., Gandine, S., de Carvalho, J. R., Santos, G., dos Reis, E. F., & Filho, P. A. G. (2022). Multicriteria analysis applied to prospection of potential areas for center pivots installation in a tropical ecosystem. *European Journal of Agronomy*, *140*. https://doi.org/10.1016/j.eja.2022.126595

Rijnks, R. H., Crowley, F., & Doran, J. (2022). Regional variations in automation job risk and labour market thickness to agricultural employment. *Journal of Rural Studies*, *91*(December 2021), 10-23. https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2021.12.012

Rodrigues, F. D. A., & Mosso, F. (2018). ICT, Data and Rural Youth: challenges of the current context. *RECoDAF - Revista Eletrônica Competências Digitais para Agricultura Familiar*, *4*(2), 15-25. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsoai&AN=edsoai.on1080539382&lang=es&site=eds-live%20http://codaf.tupa.unesp.br:8082/index.php/recodaf/article/view/88%20http://codaf.tupa.unesp.br:8082/index.php/reco

Rodríguez, E., Martínez, G., & Mora, J. (2015). La Crisis Del Sector Agropecuario Colombiano : ¿ Cuál Es La Responsabilidad De Las Políticas Públicas ? *Tendencias*, *16*(1), 159-174.

Rodríguez Araújo, E. (2005). Perfiles de la Economía Boyacense. *CENES Apuntes*, *25*(39), 95-124. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsdia&AN=edsdia.ART0000692630&lang=es&site=eds-live

Rodríguez Espinosa, H., Ramírez Gómez, C. J., & Restrepo-Betancur, L. F. (2016). Análisis Comparativo De La Dinámica De Desarrollo Agrícola En Suramérica En El Período 1980-2010. *Luna Azul*, (42), 15-29. https://doi.org/10.17151/luaz.2016.42.3

Rodríguez Sperat, R. (2014). ¿Representa el capital un limitante para la productividad en la Agricultura Familiar? Un estudio de caso en Santiago del Estero, Argentina. *Revista Venezolana de Economía Social*, *14*(27), 9-34.

Ruiz, B. D. A., Bañuelos-Torrontegui, K. A., & Pleite, F. M.-C. (2021). Labor conditions and social responsibility assessment at agricultural companies in the municipality of elota, sinaloa, México. *Agrociencia*, *55*(2), 177-194. https://doi.org/10.47163/agrociencia.v55i2.2394

Rungmanee, S. (2016). Unravelling the Dynamics of Border Crossing and Rural-to-Rural-to-Urban Mobility in the Northeastern Thai–Lao Borderlands. *Population, Space and Place*, *22*(7), 693-704. https://doi.org/10.1002/psp.1989

Saavedra, S., & Romero, M. (2021). Local incentives and national tax evasion: The response of illegal mining to a tax reform in Colombia. *European Economic Review*, *138*. https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2021.103843

Salam, A., Pratomo, D. S., & Saputra, P. M. A. (2020). Sosio-economic determinants of multidimensional poverty in the rural and urban areas of East Java. *International Journal of Scientific and Technology Research*, *9*(4), 1445-1449. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85083510744&partnerID=40&md5=dfb43078fa23556dcd7d4039c6ecb08f

Salvini, G., Ligtenberg, A., van Paassen, A., Bregt, A. K., Avitabile, V., & Herold, M. (2016). REDD+ and climate smart agriculture in landscapes: A case study in Vietnam using companion modelling. *Journal of Environmental Management*, *172*, 58-70. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2015.11.060

Sánchez, J. M., Rodríguez, J. P., & Espitia, H. E. (2020). Review of Artificial Intelligence Applied in Decision-Making Processes in Agricultural Public Policy. *Processes*, *8*(11), 1374. https://doi.org/10.3390/pr8111374

Sánchez, J., Rodríguez, J., & Espitia, H. (2024). Design of a neuro-fuzzy model for agricultural employment in Colombia using fuzzy clustering. *AIMS Environmental Science*, *11*(5), 759-775. https://doi.org/10.3934/environsci.2024038

Sánchez, J. M., García, C. A., & Narvaez, E. (2020). Problematic Of The Decision-Making Process In The Formulation Of Public Agricultural Policies In Colombia : Review Article. *International Journal of Mechanical and Production Engineering Research and Development (IJMPERD)*, *10*(6), 139-146.

Sánchez, J. M., Rodriguez, J. P., & Amaya, D. (2020). Análisis Bibliométrico de la producción científica relacionada con la aplicación de inteligencia artificial en el proceso de formulación de políticas

públicas agrarias. *Revista Espacios*, *41*(28), 113-127. http://www.revistaespacios.com/a20v41n28/a20v41n28p09.pdf%0Ahttps://www.revistaespacios.com

Sánchez, J. M., Rodríguez, J. P., & Espitia, H. E. (2022). Bibliometric analysis of publications discussing the use of the artificial intelligence technique agent-based models in sustainable agriculture. *Heliyon*, *8*(12). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e12005

Sánchez, J. M., Rodríguez, J. P., & Rivas, E. (2020). Análisis estadístico de las precipitaciones en la cuenca del río de Bogotá (Colombia) incluyendo las variables del fenómeno El Niño y La Niña. *Revista ESPACIOS*, *41*(38), 125-134. https://www.revistaespacios.com/a20v41n38/20413813.html

Sánchez, J. M., Rodríguez, J. P., & Ramos, O. L. (2020). Decision Support Systems (DSS) Applied to the Formulation of Agricultural Public Policies. *Tecnura*, *24*(66), 95-108. https://doi.org/10.14483/22487638.15768

Sánchez, J. M. C., Pedraza, L. F. M., & Rodríguez, J. P. M. (2017). La influencia del nivel de inseguridad de una región y la presencia de meso-organizaciones favorecen la prevalencia de híbridos-organizativos en el sector agrícola de Colombia. *Espacios*, *38*(18), 1-14.

Sánchez C., J. M., Rodriguez M., J. P., & Montenegro M., C. E. (2020). La relevancia de la variabilidad climática en la formulación de políticas públicas agrarias en los países tropicales. *Revista ESPACIOS*, *41*(8), 11.

Sánchez Jiménez, W., Nieto Gómez, L. E., & Giraldo Díaz, R. (2018). Cambio estructural de la vocación agrícola y pecuaria en el municipio de Purificación, Tolima, Colombia. *Libre Empresa*, *15*(2), 137-148. https://doi.org/10.18041/1657-2815/libreempresa.2018v15n2.5361

Sánchez-Céspedes, J. M., Rodríguez-Miranda, J. P., & Ramos-Sandoval, O. L. (2020). Artificial intelligence, an alternative for generating agricultural public policies in colombia – a review. *International Journal of Mechanical and Production Engineering Research and Development (IJMPERD)*, *10*(3), 15677-15692.

Sánchez-Céspedes, J. M., Rodríguez-Miranda, J. P., & Salcedo-Parra, O. J. (2020). Análisis de la producción de publicaciones científicas en inteligencia artificial aplicada a la formulación de Políticas Públicas. *Revista Científica*, *39*(3), 353-368. https://doi.org/10.14483/23448350.16301

Sánchez-Céspedes, J. M., Rodríguez-Miranda, Pablo, J., & Salcedo-Parra, O. J. (2022). Aplicación de la inteligencia artificial en la formulación de políticas públicas relacionadas con la vocación agrícola de las regiones. *Revista Científica*, *44*(2), 172-187.

Saraf, S. A., Ali, J., Bahar, F. A., & Mahdi, S. S. (2022). Marketing of Agricultural Produce in India: Problems and Prospects. En *Secondary Agriculture: Sustainability and Livelihood in India* (pp. 85-95). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-3-031-09218-3_8

Sen, B., Dorosh, P., & Ahmed, M. (2021). Moving out of agriculture in Bangladesh: The role of farm, non-farm and mixed households. *World Development*, *144*, 105479. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105479

Senge, P. M. (1991). The fifth discipline, the art and practice of the learning organization. *Performance + Instruction*, *30*(5), 37. https://doi.org/10.1002/pfi.4170300510

Sgroi, F. (2022). The circular economy for resilience of the agricultural landscape and promotion of the sustainable agriculture and food systems. *Journal of Agriculture and Food Research*, *8*. https://doi.org/10.1016/j.jafr.2022.100307

Shah, H., Tairan, N., Garg, H., & Ghazali, R. (2018). A Quick Gbest Guided Artificial Bee Colony algorithm for stock market prices prediction. *Symmetry*, *10*(7). https://doi.org/10.3390/sym10070292

Shaharum, N. S. N., Shafri, H. Z. M., Gambo, J., & Abidin, F. A. Z. (2018). Mapping of Krau Wildlife Reserve (KWR) protected area using Landsat 8 and supervised classification algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *10*(January), 24-35. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.01.002

Sihi, D., Dari, B., Kuruvila, A. P., Jha, G., & Basu, K. (2022). Explainable Machine Learning Approach Quantified the Long-Term (1981–2015) Impact of Climate and Soil Properties on Yields of Major

Agricultural Crops Across CONUS. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, *6*. https://doi.org/10.3389/fsufs.2022.847892

Silva, R. P. (2023). Current State and Transformations of Rural Employment in Latin America. an Analysis of the Case of Chile. *Chilean Journal of Agricultural and Animal Sciences*, *39*(1), 121-132. https://doi.org/10.29393/CHJAA39-10EARP10010

Simelton, E., Duong, T. M., & Houzer, E. (2021). When the "strong arms" leave the farms—migration, gender roles and risk reduction in Vietnam. *Sustainability (Switzerland)*, *13*(7). https://doi.org/10.3390/su13074081

Simon, H. A. (1979). Rational Decision Making in Business Organizations. *The American Economic Review*, *69*(4), 493-513.

Singh, S. K., Mustak, S., Srivastava, P. K., Szabó, S., & Islam, T. (2015). Predicting Spatial and Decadal LULC Changes Through Cellular Automata Markov Chain Models Using Earth Observation Datasets and Geo-information. *Environmental Processes*, *2*(1), 61-78. https://doi.org/10.1007/s40710-015-0062-x

Sivaranjani, T., & Vimal, S. P. (2023). AI Method for Improving Crop Yield Prediction Accuracy Using ANN. *Computer Systems Science and Engineering*, *47*(1), 154-170. https://doi.org/10.32604/csse.2023.036724

Soares, D. L., Polivanov, H., Barroso, E. V., Maria, L., & Souza, C. C. D. (2018). Erodibilidade de Solos em Taludes de Corte de Estrada Não Pavimentada Soil Erodibility on Cutting Slopes of Unpaved Roads. *Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ*, *41*(1), 179-193.

Sofer, M. (2001). Pluriactivity in the Moshav: Family farming in Israel. *Journal of Rural Studies*, *17*(3), 363-375. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0743-0167(01)00012-2

Sogandi, F., & Shiri, M. (2023). Metaheuristic algorithms for a sustainable saffron supply chain network considering government policies and product quality under uncertainty. *Journal of Computational Design and Engineering*, *10*(5), 1892-1929. https://doi.org/10.1093/jcde/qwad079

Solomon, M. R. (2017). *Consumer Behavior: Buying, Having, and Being*. Pearson. https://books.google.com.co/books?id=FCcXswEACAAJ

Soto, C. (2003). La agricultura comercial de los distritos de riego en México y su impacto en el desarrollo agrícola. *Investigaciones Geográficas*, (50), 173-195. https://doi.org/10.14350/rig.30439

Su, X. F., Asseng, S., Campbell, P., Cook, F., Schilizzi, S., Nancarrow, B., Poole, M., Carlin, G., & Brockman, H. (2005). A conceptual model for simulating farmer decisions and land use change. *MODSIM05 - International Congress on Modelling and Simulation: Advances and Applications for Management and Decision Making, Proceedings*, 156-161.

Suárez, J. (2015). Producción integrada de alimentos y energía a escala local en Cuba: bases para un desarrollo sostenible. *Pastos y Forrajes*, *38*(1), 3-10.

Suresh, K. R., & Mujumdar, P. P. (2004). A fuzzy risk approach for performance evaluation of an irrigation reservoir system. *Agricultural Water Management*, *69*(3), 159-177. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2004.05.001

Suwanlee, S. R., Pinasu, D., Som-ard, J., Borgogno-Mondino, E., & Sarvia, F. (2024). Estimating Sugarcane Aboveground Biomass and Carbon Stock Using the Combined Time Series of Sentinel Data with Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing*, *16*(5). https://doi.org/10.3390/rs16050750

Szegedy, I. (2017). Políticas Públicas Agrícolas En Colombia Desde Los Años 1970 Hasta Los Gobiernos Uribe - La Historia De Recurrentes Cuestiones Políticas Sin Resolver. *Vniversitas*, *66*(134), 363-398. https://doi.org/10.11144/Javeriana.vj134.appc

Tabayashi, A., & Fujinaga, G. (2002). Characteristics of agriculture in the Hokuriku district. *Tsukuba Daigaku Jinbun Chirigaku Kenkyu*, *26*, 1-23. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0036072357&partnerID=40&md5=43aa669a1935ed2ddd79f13f220a2ad9

Tamayo y Tamayo, M. (2011). *El proceso de la investigación científica* (5a Ed.). Limusa.

Tartibu, L. K. (2018). A predictive approach for effective management and planning within the energy sector of South Africa. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, *2018*(NOV), 195-202.

Tatis Diaz, R., Pinto Osorio, D., Medina Hernández, E., Moreno Pallares, M., Canales, F. A., Corrales Paternina, A., & Echeverría-González, A. (2022). Socioeconomic determinants that influence the agricultural practices of small farm families in northern Colombia. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, *21*(7), 440-451. https://doi.org/10.1016/j.jssas.2021.12.001

Téllez, D. C. (2017). *La incidencia de la política agraria en el Gobierno Santos en el desarrollo del sector papero del departamento de Boyacá* [Tesis doctoral, Universidad Colegio Mayor de Nuestra Señora del Rosario].

Temprano, A. G. (2013). Política agraria común y la de cohesión frente a la Estrategia Europa 2020. *Problemas del Desarrollo*, *173*(44), 105-132. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84875383047&partnerID=40&md5=e9b3b6b63fcc3937b1753af07d6e8896

Thoradeniya, B., Pinto, U., & Maheshwari, B. (2019). Perspectives on impacts of water quality on agriculture and community well-being—a key informant study from Sri Lanka. *Environmental Science and Pollution Research*, *26*(3), 2047-2061. https://doi.org/10.1007/s11356-017-0493-1

Tian, G., & Qiao, Z. (2014). Modeling urban expansion policy scenarios using an agent-based approach for Guangzhou Metropolitan Region of China. *Ecology and Society*, *19*(3). https://doi.org/10.5751/ES-06909-190352

Tinbergen, J. (1981). The Use of Models: Experience and Prospects. *The American Economic Review*, *71*(6), 17-22. http://www.jstor.org/stable/1914388

Tixier, P., Peyrard, N., Aubertot, J. N., Gaba, S., Radoszycki, J., Caron-Lormier, G., Vinatier, F., Mollot, G., & Sabbadin, R. (2013). *Modelling interaction networks for enhanced ecosystem services in agro-ecosystems* (Vol. 49). https://doi.org/10.1016/B978-0-12-420002-9.00007-X

Tsekeris, T. (2019). Rank-size distribution of urban employment in labour market areas. *Cities*, *95*. https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.102472

Tulla, P. S., Kumar, P., Vishwakarma, D. K., Kumar, R., Kuriqi, A., Kushwaha, N. L., Rajput, J., Srivastava, A., Pham, Q. B., Panda, K. C., & Kisi, O. (2024). Daily suspended sediment yield estimation using soft-computing algorithms for hilly watersheds in a data-scarce situation: a case study of Bino watershed, Uttarakhand. *Theoretical and Applied Climatology*, *155*(5), 4023-4047. https://doi.org/10.1007/s00704-024-04862-5

Tung, W. L., & Quek, C. (2009). A Mamdani-Takagi-Sugeno based linguistic neural-fuzzy inference system for improved interpretability-accuracy representation. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, (September), 367-372. https://doi.org/10.1109/FUZZY.2009.5277194

Urrutia, G., & Bonfill, X. (2010). Declaración PRISMA: una propuesta para mejorar la publicación de revisiones sistematicas y metaanálisis. https://doi.org/10.1016/j.medcli.2010.01.015

Uzcanga Pérez, N. G., Chanatásig-Vaca, C. I., & Cano-González, A. (2020). Sustentabilidad socioeconómica y ambiental de los sistemas de producción de maíz de temporal. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, *11*(5), 993-1004. https://doi.org/10.29312/remexca.v11i5.2117

Van Delden, H. (2009). Integration of socio-economic and bio-physical models to support sustainable development. *18th World IMACS Congress and MODSIM09 International Congress on Modelling and Simulation: Interfacing Modelling and Simulation with Mathematical and Computational Sciences, Proceedings*, (July), 2457-2463.

Vargas, C., Téllez, G., Cubillos, A., Gómez, P., & Garzón, L. (2016). Análisis de los beneficiarios de la Política Pública de Reforma Agraria en el marco del desarrollo rural en Colombia (1994–2010). *Pampa*, (13), 31-53.

Vázquez García, V. (2020). Venta de tierras y transformación del waterscape en San Salvador Atenco, Estado de México. *Cuicuilco Revista de Ciencias Antropológicas*, *27*(77), 185-206. http://bd.univalle.edu.co/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=143815788&lang=es&site=eds-live

Velásquez, J. D., Olaya, Y., & Franco, C. J. (2010). Predicción de series temporales usando máquinas de vectores de soporte. *Ingeniare*, *18*(1), 64-75. https://doi.org/10.4067/s0718-33052010000100008

Vergel Cabrales, G. (1997). *Metodología un manual para la elaboración de diseños y proyectos de investigación* (Cuarta).

Wang, Q., Yu, L., & Yang, Y. (2022). From Fragmentation to Intensification: Land Reform in China's "New Era". *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(18). https://doi.org/10.3390/ijerph191811223

Win, N. N., & Naing, A. (2023). Tolerant Tea Shops: The Social Construction of Forbearance in Child Labor. *Journal of Burma Studies*, *27*(2), 261-289. https://doi.org/10.1353/jbs.2023.a902622

Xiao, L., Wang, G., Zhou, H., Jin, X., & Luo, Z. (2022). Coupling agricultural system models with machine learning to facilitate regional predictions of management practices and crop production. *Environmental Research Letters*, *17*(11). https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac9c71

Xie, Y., & Jiang, Q. (2016). Land arrangements for rural-urban migrant workers in China: Findings from Jiangsu Province. *Land Use Policy*, *50*, 262-267. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.10.010

Yazici, İ., Shayea, I., & Din, J. (2023). A survey of applications of artificial intelligence and machine learning in future mobile networks-enabled systems. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, *44*, 101455. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jestch.2023.101455

Yet, B., Lamanna, C., Shepherd, K. D., & Rosenstock, T. S. (2020). Evidence-based investment selection: Prioritizing agricultural development investments under climatic and socio-political risk using Bayesian networks. *PLoS ONE*, *15*(6), 1-22. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0234213

Yin, Z., Feng, Q., Yang, L., Deo, R. C., Wen, X., Si, J., & Xiao, S. (2017). Future projection with an extreme-learning machine and support vector regression of reference evapotranspiration in a mountainous inland watershed in north-west China. *Water (Switzerland)*, *9*(11). https://doi.org/10.3390/w9110880

Yousefi, M., Khoshnevisan, B., Shamshirband, S., Motamedi, S., Mohd Hairul, M. H. N., Arif, M., & Ahmad, R. (2015). Support vector regression methodology for prediction of output energy in rice production. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, *29*(8), 2115-2126. https://doi.org/10.1007/s00477-015-1055-z

Yu, C., Xu, G., Cai, M., Li, Y., Wang, L., Zhang, Y., & Lin, H. (2024). Predicting environmental impacts of smallholder wheat production by coupling life cycle assessment and machine learning. *Science of the Total Environment*, *921*. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.171097

Yu, H., Wen, X., Li, B., Yang, Z., Wu, M., & Ma, Y. (2020). Uncertainty analysis of artificial intelligence modeling daily reference evapotranspiration in the northwest end of China. *Computers and Electronics in Agriculture*, *176*(August). https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105653

Yuan, S., Li, X., & Du, E. (2021). Effects of farmers' behavioral characteristics on crop choices and responses to water management policies. *Agricultural Water Management*, *247*. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106693

Zambon, I., Monarca, D., Cecchini, M., Bedini, R., Longo, L., Romagnoli, M., & Marucci, A. (2016). Alternative energy and the development of local rural contexts: An Approach to improve the degree of smart cities in the central-southern Italy. *Contemporary Engineering Sciences*, *9*(28), 1371-1386. https://doi.org/10.12988/ces.2016.68143

Zeman, K. R., & Rodríguez, L. F. (2019). Quantifying farmer decision-making in an agent-based model. *2019 ASABE Annual International Meeting*.

Zhang, J., Zuo, F., Zhou, Y., Zhai, M., Mei, L., Fu, Y., & Cheng, Y. (2018). Analyzing Influencing Factors of Rural Poverty in Typical Poverty Areas of Hainan Province: A Case Study of Lingao County. *Chinese Geographical Science*, *28*(6), 1061-1076. https://doi.org/10.1007/s11769-018-1008-9

Zhang, W., & Huang, B. (2015). Soil erosion evaluation in a rapidly urbanizing city (Shenzhen, China) and implementation of spatial land-use optimization. *Environmental Science and Pollution Research*, *22*(6), 4475-4490. https://doi.org/10.1007/s11356-014-3454-y

Zhang, Y. (2020). Can the Employability of Rural Migrant Workers Promote Their Employment Quality?-An Empirical Study Based on Intergenerational and Urban-Rural Comparison. *Modern Economic*

Science, *42*(2), 16-31. https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85099854171&partnerID=40&md5=e6bb5f25db5c04b2dd521ccb1fed35eb

Zhang, Y., & Diao, X. (2020). The changing role of agriculture with economic structural change – The case of China. *China Economic Review*, *62*(May), 101504. https://doi.org/10.1016/j.chieco.2020.101504

Anexo 1

En el siguiente enlace se encuentra las tablas de contingencia elaboradas para la construcción del modelo conceptual de la vocación agrícola: Anexo 1 - Tablas de contingencia

Anexo 2

En el siguiente enlace se encuentra los resultados de las pruebas chi-cuadrado (χ^2) de las tablas de contingencia usadas para la construcción del modelo conceptual de la vocación agrícola: Anexo 2 - Resultados pruebas chi-cuadrado (χ^2)

Anexo 3

Para el proceso de selección de los individuos (departamentos) de la base de datos se utilizaron como insumos el PIB departamental y el PIB agrícola desde el año 2005 al 2021. Con estos datos, se determinó el promedio de la participación porcentual del PIB agrícola tanto a nivel nacional como departamental. A partir de esta información, se calculó la importancia relativa del PIB agrícola en ambos niveles. Para ello, se aplicó la técnica de normalización Min-Max, descrita en la ecuación (3.1), y se multiplicó el resultado por 100. De este modo, a nivel nacional, al departamento con mayor participación en el PIB agrícola se le asignó un valor de 100, mientras que al de menor participación, un valor de 0. A nivel departamental, el valor de 100 corresponde al departamento cuya proporción de PIB agrícola dentro de su propio PIB es la más alta, y el valor de 0 al que tiene la menor proporción.

Posteriormente, los resultados obtenidos de la importancia relativa a nivel nacional y departamental fueron multiplicados y nuevamente normalizados utilizando la técnica Min-Max. Con estos valores se procedió a ordenar los departamentos y a revisar la disponibilidad de datos. Como resultado, se determinó que los departamentos de Guainía, Vaupés, San Andrés y Providencia, así como Bogotá D.C., no serían incluidos en la base de datos debido a su baja importancia relativa y a la limitada disponibilidad de datos. Las tablas con el procedimiento y los resultados están disponibles en el siguiente enlace: Anexo 3 - Selección de individuos

Anexo 4

La Tabla A-1 muestra el diccionario de la base de datos, que incluye el nombre de cada variable, su relación con el modelo conceptual, una descripción de la variable y la fuente de la información. Las variables en **negrilla** fueron las usadas en modelo computacional.

Tabla A-1: Diccionario de la Base de Datos

Variable Modelo Conceptual	**Variable Base de Datos**	**Descripción**	**Fuente**
Población	Población total	Cantidad total de habitantes por departamento	Demografía y Población (DANE)
Población Rural	**Población rural**	**Cantidad total de habitantes rurales por departamento**	**Demografía y Población (DANE)**
Población Rural	Proporción de Población rural	Es la cantidad total de habitantes rurales sobre la cantidad total de habitantes en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población rural	Nacimientos rurales	Total de nacimientos rurales registrados en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población rural	Tasa de natalidad rural	Relación porcentual entre el número total de nacimientos rurales registrados y el total de Población rural en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población rural	Muertes rurales	Total de defunciones rurales registradas en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población rural	Tasa de mortalidad rural	Relación porcentual entre el número total de defunciones rurales registradas y el total de Población rural en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población rural	Crecimiento natural rural	Diferencia entre nacimientos rurales registrados y defunciones rurales registradas del departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población rural	Tasa de crecimiento natural rural	Relación porcentual entre el crecimiento natural rural y la Población rural total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Población Rural	Crecimiento real rural	Cambio neto de la Población rural del departamento	Demografía y Población (DANE)
Población Rural	Tasa de crecimiento real rural	Relación porcentual entre el crecimiento real rural y la Población rural total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Migración rural	**Migración neta rural**	**Diferencia entre inmigrantes y emigrantes de la zona rural del departamento**	**Demografía y Población (DANE)**
Migración rural	**Tasa de Migración neta rural**	**Relación porcentual entre la Migración neta rural sobre la Población rural total del departamento**	**Demografía y Población (DANE)**
Migración rural	Migración neta rural internacional	Diferencia de migrantes que entraron y salieron de la zona rural del departamento que cambiaron de país de residencia	Demografía y Población (DANE)
Migración rural	Tasa de Migración neta rural internacional	Relación porcentual entre la Migración rural internacional y la Población rural total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Migración rural	Migración neta rural interna	Diferencia de migrantes que entraron y salieron de la zona rural del departamento que no cambiaron de país de residencia	Demografía y Población (DANE)
Migración rural	Tasa de Migración neta rural interna	Es la Migración rural interna sobre la Población rural total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Población económicamente activa rural	**PEA rural**	**Población económicamente activa en zona rural del departamento**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población económicamente activa rural	Proporción de PEA rural	Es la Población económicamente activa rural sobre la Población rural total del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Población empleada rural	**Población ocupada rural**	**Personas empleadas en zona rural del departamento**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población empleada rural	Tasa de ocupados PEA rural	Relación porcentual entre la Población ocupada rural y la Población económicamente activa rural	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Población empleada rural	**Población Desocupada rural**	**Personas sin empleo buscando activamente trabajo en zona rural del departamento**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población empleada rural	Tasa de desempleo rural	Relación porcentual entre la Población buscando trabajo y la Población económicamente activa en zona rural del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Población empleada rural	Tasa de ocupados rural	Relación porcentual entre la Población ocupada y la Población en edad de trabajar en zona rural del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Calidad de vida rural	**IPM Rural**	**Índice de pobreza multidimensional en zona rural**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población urbana	**Población urbana**	**Cantidad total de habitantes urbanos por departamento**	**Demografía y Población (DANE)**
Población urbana	Proporción de Población urbana	Es la cantidad total de habitantes urbanos sobre la cantidad total de habitantes en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población urbana	Nacimientos urbanos	Total de nacimientos urbanos registrados en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población urbana	Tasa de natalidad urbana	Relación porcentual entre el número total de nacimientos urbanos registrados y el total de Población urbana en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población urbana	Muertes urbanas	Total de defunciones urbanas registradas en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población urbana	Tasa de mortalidad urbana	Relación porcentual entre el número total de defunciones urbanas registradas y el total de Población urbana en el departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población urbana	Crecimiento natural urbana	Diferencia entre nacimientos urbanos registrados y defunciones urbanas registradas del departamento	Demografía y Población (DANE)
Crecimiento natural Población urbana	Tasa de crecimiento natural urbana	Relación porcentual entre el crecimiento natural urbana y la Población urbana total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Población urbana	Crecimiento real urbana	Cambio neto de la Población urbana del departamento	Demografía y Población (DANE)
Población urbana	Tasa de crecimiento real urbana	Relación porcentual entre el crecimiento real urbana y la Población urbana total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Migración urbana	**Migración neta urbana**	**Diferencia entre inmigrantes y emigrantes de la zona urbana del departamento**	**Demografía y Población (DANE)**
Migración urbana	**Tasa de Migración neta urbana**	**Relación porcentual entre la Migración neta urbana sobre la Población urbana total del departamento**	**Demografía y Población (DANE)**
Migración urbana	Migración neta urbana internacional	Diferencia de migrantes que entraron y salieron de la zona urbana del departamento que cambiaron de país de residencia	Demografía y Población (DANE)
Migración urbana	Tasa de Migración neta urbana internacional	Relación porcentual entre la Migración urbana internacional y la Población urbana total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Migración urbana	Migración neta urbana interna	Diferencia de migrantes que entraron y salieron de la zona urbana del departamento que no cambiaron de país de residencia	Demografía y Población (DANE)
Migración urbana	Tasa de Migración neta urbana interna	Es la Migración urbana interna sobre la Población urbana total del departamento	Demografía y Población (DANE)
Población económicamente activa urbana	**PEA urbana**	**Población económicamente activa en zona urbana del departamento**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población económicamente activa urbana	Proporción de PEA urbana	Es la Población económicamente activa urbana sobre la Población urbana total del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Población empleada urbana	**Población ocupada urbana**	**Personas empleadas en zona urbana del departamento**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población empleada urbana	Tasa de ocupados PEA urbana	Relación porcentual entre la Población ocupada urbana y la Población económicamente activa urbana	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Población empleada urbana	**Población desocupada urbana**	**Personas sin empleo buscando activamente trabajo en zona urbana del departamento**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Población empleada urbana	Tasa de desempleo urbana	Relación porcentual entre la Población buscando trabajo y la Población económicamente activa en zona urbana del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Población empleada urbana	Tasa de ocupados urbana	Relación porcentual entre la Población ocupada y la Población en edad de trabajar en zona urbana del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Calidad de vida urbana	IPM urbana	Índice de pobreza multidimensional en zona urbana del departamento	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Calidad de vida rural (Ingresos familiares)	Pobreza monetaria	Proporción de la Población de los departamentos que el ingreso per cápita no supera la línea de pobreza establecida	Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)
Calidad de vida rural (Ingresos familiares)	**Pobreza extrema**	**Proporción de la Población de los departamentos que el ingreso per cápita no supera la línea de pobreza extrema establecida**	**Gran Encuesta Integrada de Hogares (DANE)**
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales con energía eléctrica	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que cuentan con el servicio de energía eléctrica	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales con acueducto	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que cuentan con el servicio de acueducto	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales con alcantarillado	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que cuentan con el servicio a alcantarillado	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales con recolección basura	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que cuentan con el servicio de recolección de basuras	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales con gas natural	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que cuentan con el servicio de gas natural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales con telefonía	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que cuentan con el servicio de telefonía	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a servicios públicos)	Hogares rurales sin servicios públicos	Porcentaje de hogares rurales de los departamentos que no cuentan con algún servicio público	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a seguridad social)	Personas en zona rural con afiliación al SGSSS	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan estar afiliados al Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS)	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a seguridad social)	Personas en zona rural No afiliados al SGSSS	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan NO estar afiliados al Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS)	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a seguridad social)	Personas en zona rural afiliados al régimen contributivo	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan estar afiliados al sistema contributivo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a seguridad social)	Personas en zona rural afiliados al régimen subsidiado	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan estar afiliados al sistema subsidiado	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a Internet)	Personas en zona rural que usan Internet	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan haber usado Internet	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a Internet)	Personas en zona rural que usan Internet todos los días	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan usar Internet todos los días	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a Internet)	Personas en zona rural que usan Internet una vez a la semana	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan usar Internet una vez por semana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a Internet)	Personas en zona rural que usan Internet una vez al mes	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan usar Internet una vez por mes	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a Internet)	Personas en zona rural que usan Internet rural una vez al año	Porcentaje de personas que viven en zona rural en el departamento que manifiestan usar Internet una vez por año	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos con energía eléctrica urbano	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que cuentan con el servicio de energía eléctrica	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos con acueducto	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que cuentan con el servicio de acueducto	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos con alcantarillado	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que cuentan con el servicio a alcantarillado	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos con recolección de basura	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que cuentan con el servicio de recolección de basuras	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos con gas natural	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que cuentan con el servicio de gas natural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos con telefonía	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que cuentan con el servicio de telefonía	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a servicios públicos)	Hogares urbanos sin servicios públicos	Porcentaje de hogares urbanos de los departamentos que no cuentan con algún servicio público	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Calidad de vida urbana (Acceso a seguridad social)	Personas en zona urbana afiliados al SGSSS	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan estar afiliados al Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS)	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a seguridad social)	Personas en zona urbana No afiliados al SGSSS	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan NO estar afiliados al Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS)	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a seguridad social)	**Personas en zona urbana afiliados al régimen contributivo**	**Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan estar afiliados al sistema contributivo**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Calidad de vida urbana (Acceso a seguridad social)	Personas en zona urbana afiliados al régimen subsidiado	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan estar afiliados al sistema subsidiado	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a Internet)	Personas en zona urbana que usan Internet	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan haber usado Internet	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a Internet)	**Personas en zona urbana que usan Internet todos los días**	**Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan usar Internet todos los días**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Calidad de vida urbana (Acceso a Internet)	Personas en zona urbana que usan Internet una vez a la semana	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan usar Internet una vez por semana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a Internet)	Personas en zona urbana que usan Internet una vez al mes	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan usar Internet una vez por mes	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a Internet)	Personas en zona urbana que usan Internet una vez al año	Porcentaje de personas que viven en zona urbana en el departamento que manifiestan usar Internet una vez por año	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Total hogares en zona rural	Total de hogares encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Hogares biparentales con hijos en zona rural	Total de hogares biparentales con hijos encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Proporción hogares biparental con hijos en zona rural	Proporción de hogares biparentales con hijos del total de hogares encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Hogares biparentales sin hijos en zona rural	Total de hogares biparentales sin hijos encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Proporción hogares biparentales sin hijos en zona rural	Proporción de hogares biparentales sin hijos del total de hogares encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Hogares monoparentales con hijos en zona rural	Total de hogares monoparentales con hijos encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	**Proporción hogares monoparentales con hijos en zona rural**	**Proporción de hogares monoparentales con hijos del total de hogares encuestados en zona rural del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Tipología de hogar rural	Hogares monoparentales sin hijos en zona rural	Total de hogares monoparentales sin hijos encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar rural	Proporción hogares monoparentales sin hijos en zona rural	Proporción de hogares monoparentales sin hijos del total de hogares encuestados en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Total hogares en zona urbana	Total de hogares encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Hogares biparentales con hijos en zona urbana	Total de hogares biparentales con hijos encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Proporción hogares biparentales con hijos en zona urbana	Proporción de hogares biparentales con hijos del total de hogares encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Hogares biparentales sin hijos en zona urbana	Total de hogares biparentales sin hijos encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Proporción hogares biparentales sin hijos en zona urbana	Proporción de hogares biparentales sin hijos del total de hogares encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Hogares monoparentales con hijos en zona urbana	Total de hogares monoparentales con hijos encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Proporción hogares monoparentales con hijos en zona urbana	Proporción de hogares monoparentales con hijos del total de hogares encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Tipología de hogar urbano	Hogares monoparentales sin hijos en zona urbana	Total de hogares monoparentales sin hijos encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Tipología de hogar urbano	Proporción hogares monoparentales sin hijos en zona urbana	Proporción de hogares monoparentales sin hijos del total de hogares encuestados en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Total educación rural	Total de las personas encuestadas en zona rural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural sin educación	Total de personas encuestadas en zona rural que no tienen ningún nivel de educación	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación preescolar	Total de personas encuestadas en zona rural que tienen hasta educación preescolar	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona rural con educación preescolar	Proporción de personas que tienen hasta educación preescolar del total de las personas encuestadas en zona rural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación básica primaria	Total de personas encuestadas en zona rural que tienen hasta educación primaria	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	**Proporción de personas en zona rural con educación primaria**	**Proporción de personas que tienen hasta educación primaria del total de las personas encuestadas en zona rural**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona rural con educación preescolar o primaria acumulado	Proporción de personas que tiene hasta educación preescolar o primaria del total de las personas encuestadas en zona rural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación básica secundaria	Total de personas encuestadas en zona rural que tienen hasta educación básica secundaria	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación secundaria	Total de personas encuestadas en zona rural que tienen hasta educación media	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona rural con educación secundaria	Proporción de personas que tienen hasta educación secundaria del total de las personas encuestadas en zona rural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación técnica sin título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación técnica pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación técnica con título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación técnica con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación tecnológica sin título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación tecnológica pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación tecnológica con título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación tecnológica con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación universitaria sin título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación universitaria pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación universitaria con título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación universitaria con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación de postgrado sin título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación posgradual pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Personas en zona rural con educación postgrado con título	Total de personas encuestadas en zona rural que han cursado educación posgradual con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona rural con educación superior	Proporción de personas que tienen educación superior del total de las personas encuestadas en zona rural	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida rural (Acceso a educación)	Índice educativo rural	el índice obedece al formula (”Proporción educación primaria rural”*0,3+”Proporción educación secundaria rural”*0,7+”Proporción educación superior rural”*1)	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Total educación urbana	Total de las personas encuestadas en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana sin educación	Total de personas encuestadas en zona urbana que no tienen ningún nivel de educación	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación preescolar	Total de personas encuestadas en zona urbana que tienen hasta educación preescolar	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona urbana con educación preescolar	Proporción de personas que tienen hasta educación preescolar del total de las personas encuestadas en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación básica primaria	Total de personas encuestadas en zona urbana que tienen hasta educación primaria	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona urbana con educación primaria	Proporción de personas que tienen hasta educación primaria del total de las personas encuestadas en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona urbana con educación preescolar o primaria	Proporción de personas que tiene hasta educación preescolar o primaria del total de las personas encuestadas en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación básica secundaria	Total de personas encuestadas en zona urbana que tienen hasta educación básica secundaria	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación secundaria	Total de personas encuestadas en zona urbana que tienen hasta educación media	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona urbana con educación secundaria	Proporción de personas que tienen hasta educación secundaria del total de las personas encuestadas en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación técnica sin título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación técnica pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación técnica con título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación técnica con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación tecnológica sin título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación tecnológica pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación tecnológica con título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación tecnológica con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación universitaria sin título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación universitaria pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación universitaria con título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación universitaria con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación de postgrado sin título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación posgradual pero no tiene título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Personas en zona urbana con educación postgrado con título	Total de personas encuestadas en zona urbana que han cursado educación posgradual con título	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Proporción de personas en zona urbana con educación superior	Proporción de personas que tienen educación superior del total de las personas encuestadas en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Calidad de vida urbana (Acceso a educación)	Índice educativo urbano	el índice obedece al formula (”Proporción educación primaria urbana”*0,3+”Proporción educación secundaria urbana”*0,7+”Proporción educación superior urbana”*1)	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural	Trabajadores rurales con contrato	Total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene contrato de trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Trabajadores rurales sin contrato	Total de trabajadores rurales sin contrato encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Proporción trabajadores rurales sin contrato	Proporción de trabajadores sin contrato del total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Trabajadores rurales con contrato	Total de trabajadores rurales con contrato encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Proporción trabajadores rurales con contrato	Proporción de trabajadores con contrato del total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Trabajadores rurales con contrato verbal	Total de trabajadores rurales con contrato verbal encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Proporción trabajadores rurales con contrato verbal	Proporción de trabajadores con contrato verbal del total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Estabilidad laboral rural	Proporción trabajadores rurales con contrato verbal con contrato	Proporción de trabajadores con contrato verbal del total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene contrato	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	Trabajadores rurales con contrato escrito	Total de trabajadores rurales con contrato escrito encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural	**Proporción trabajadores rurales con contrato escrito**	**Proporción de trabajadores con contrato escrito del total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene trabajo**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Estabilidad laboral rural	**Proporción trabajadores rurales con contrato escrito de los que tienen contrato**	**Proporción de trabajadores con contrato escrito del total de personas encuestadas que viven en zona rural que tiene contrato**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Estabilidad laboral rural	**Promedio de la duración de los contratos de los trabajadores rurales**	**Promedio en meses de la duración de los contratos laborales en zona rural**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Estabilidad laboral rural	**CV de la duración de los contratos de los trabajadores rurales**	**Coeficiente de variación de la duración de los contratos laborales en zona rural**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora urbana	Trabajadores urbanos con contrato	Total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Trabajadores urbanos sin contrato	Total de trabajadores urbanos sin contrato encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Proporción trabajadores urbanos sin contrato	Proporción de trabajadores sin contrato del total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Trabajadores urbanos con contrato	Total de trabajadores urbanos con contrato encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Proporción trabajadores urbanos con contrato	Proporción de trabajadores con contrato del total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Trabajadores urbanos con contrato verbal	Total de trabajadores urbanos con contrato verbal encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Proporción trabajadores urbanos con contrato verbal	Proporción de trabajadores con contrato verbal del total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Proporción trabajadores urbanos con contrato verbal con contrato	Proporción de trabajadores con contrato verbal del total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene contrato	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Trabajadores urbanos con contrato escrito	Total de trabajadores urbanos con contrato escrito encuestados	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Proporción trabajadores urbanos con contrato escrito	Proporción de trabajadores con contrato escrito del total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene trabajo	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Proporción trabajadores urbanos con contrato escrito con contrato	Proporción de trabajadores con contrato escrito del total de personas encuestadas que viven en zona urbana que tiene contrato	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	Promedio de las duración de los contratos de los trabajadores urbanos	Promedio en meses de la duración de los contratos laborales en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral urbana	CV de la duración de los contratos de los trabajadores urbanos	Coeficiente de variación de la duración de los contratos laborales en zona urbana	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores	Salario mínimo mensual	Es el Salario mínimo mensual legal vigente del año que corresponda	Banco de la República de Colombia
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores rurales	Corresponde el salario promedio de un trabajador rural en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	**Ingreso promedio de los trabajadores rurales en SMMV**	**Corresponde el salario promedio de un trabajador rural en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores rurales en valor del año 2021	Corresponde el salario promedio de un trabajador rural en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores rurales en valor del año 2021 en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador rural en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	CV del ingreso de los trabajadores rurales	Es el Coeficiente de variación de salarios de los trabajadores rurales en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Ingresos trabajadores urbanos	Ingreso promedio de los trabajadores urbanos	Corresponde el salario promedio de un trabajador urbano en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores urbanos	Ingreso promedio de los trabajadores urbanos en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador urbano en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores urbanos	Ingreso promedio de los trabajadores urbanos en valor del año 2021	Corresponde el salario promedio de un trabajador urbano en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores urbanos	Ingreso promedio de los trabajadores urbanos en valor del año 2021 en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador urbano en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores urbanos	CV del ingreso de los trabajadores urbanos	Es el Coeficiente de variación de salarios de los trabajadores urbanos en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población económicamente activa rural	Trabajadores que viven zona rural	número de trabajadores encuestados que viven en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población empleada rural	Trabajadores rurales que viven en zona rural	número de trabajadores encuestados que viven en zona rural y trabajan en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población empleada rural	Proporción de trabajadores rurales que viven en zona rural	Proporción de los trabajadores que viven en zona rural y trabajan en zona rural del total de los trabajadores encuestados que viven en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población rural trabajadora urbana	**Trabajadores urbanos que viven en zona rural**	**número de trabajadores encuestados que viven en zona rural y trabajan en zona urbana del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población rural trabajadora urbana	**Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona rural**	**Proporción de los trabajadores que viven en zona rural y trabajan en zona urbana del total de los trabajadores encuestados que viven en zona rural del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población económicamente activa urbana	Trabajadores que viven en zona urbana	número de trabajadores encuestados que viven en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población empleada urbana	Trabajadores urbanos que vive en zona urbana	número de trabajadores encuestados que viven en zona urbana y trabajan en zona urbana del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población empleada urbana	Proporción de trabajadores urbanos que viven en zona urbana	Proporción de los trabajadores que viven en zona urbana y trabajan en zona urbana del total de los trabajadores encuestados que viven en zona rural del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población urbana trabajadora rural	**Trabajadores rurales que viven zona urbana**	**número de trabajadores encuestados que viven en zona urbana y trabajan en zona rural del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población urbana trabajadora rural	**Proporción de trabajadores rurales que viven zona urbana**	**Proporción de los trabajadores que viven en zona urbana y trabajan en zona rural del total de los trabajadores encuestados que viven en zona rural del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural	**Trabajadores rurales**	**número de trabajadores rurales encuestados del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural con vocación agrícola	**Trabajadores agrícolas en zona rural**	**número de trabajadores agrícolas rurales encuestados del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural con vocación agrícola	**Proporción de trabajadores agrícolas en zona rural**	**Proporción de trabajadores agrícolas del total de trabajadores rurales encuestados del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural con vocación agrícola	**Usufructuadores agrícolas en zona rural**	**número de usufructudores agrícolas rurales encuestados del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proproción de usufructuadores agrícolas en zona rural	Proporción de usufructuadores del total trabajadores agrícolas rurales encuestados del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	**Jornaleros agrícolas en zona rural**	**número de jornaleros agrícolas rurales encuestados del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de jornaleros agrícolas en zona rural	Proporción de jornaleros del total trabajadores agrícolas rurales encuestados del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Jornaleros agrícolas con contrato	número de jornaleros agrícolas rurales encuestados con contrato del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Jornaleros agrícolas con contrato verbal	número de jornaleros agrícolas rurales encuestados con contrato verbal del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de jornaleros agrícolas con contrato verbal	Proporción de jornaleros con contrato verbal del total de jornaleros encuestados con contrato del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Jornaleros agrícolas con contrato escrito	número de jornaleros agrícolas rurales encuestados con contrato escrito del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de jornaleros agrícolas con contrato escrito	Proporción de jornaleros con contrato escrito del total de jornaleros encuestados con contrato del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Trabajadores no agrícolas en zona rural	número de trabajadores No agrícolas rurales encuestados del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	**Proporción de trabajadores no agrícolas en zona rural**	**Proporción de trabajadores no agrícolas rurales del total de trabajadores rurales encuestados del departamento**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Patrones no agrícolas en zona rural	número de trabajadores no agrícolas rurales encuestados que son patrones del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de Patrones no agrícolas en zona rural	Proporción de patrones no agrícolas rurales del total de trabajadores no agrícolas rurales	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Empleados no agrícolas en zona rural	número de trabajadores no agrícolas rurales encuestados que son empelados del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de empleados no agrícolas en zona rural	Proporción de empelados no agrícolas rurales del total de trabajadores no agrícolas rurales	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Empleados no agrícolas sin contrato en zona rural	número de trabajadores no agrícolas rurales encuestados que son empelados y no tienen contrato del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de empleados no agrícolas son contrato en zona rural	Proporción de empleados no agrícolas rurales sin contrato del total de empelados no agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Empleados no agrícolas con contrato en zona rural	número de trabajadores no agrícolas rurales encuestados que son empelados y tienen contrato del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de empleados no agrícolas con contrato en zona rural	Proporción de empleados no agrícolas rurales con contrato del total de empelados no agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Empleados no agrícolas con contrato verbal en zona rural	número de trabajadores no agrícolas rurales encuestados que son empelados y tienen contrato verbal del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de empleados no agrícolas con contrato verbal en zona rural	Proporción de empleados no agrícolas rurales con contrato verbal del total de empelados no agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Empleados no agrícolas con contrato escrito en zona rural	número de trabajadores no agrícolas rurales encuestados que son empelados y tienen contrato escrito del departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Población trabajadora rural con vocación agrícola	Proporción de empleados no agrícolas con contrato escrito en zona rural	Proporción de empleados no agrícolas rurales con contrato escrito del total de empelados no agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural agrícola	Promedio de las duración de los contratos de los trabajadores agrícolas rurales	Promedio en meses de la duración de los contratos laborales en zona rural de los trabajadores agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural agrícola	**CV de la duración de los contratos de los trabajadores agrícolas rurales**	**Coeficiente de variación de la duración de los contratos laborales en zona rural de los trabajadores agrícolas**	**Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)**
Estabilidad laboral rural agrícola	Promedio de las duración de los contratos de los trabajadores No agrícolas rurales	Promedio en meses de la duración de los contratos laborales en zona rural de los trabajadores No agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Estabilidad laboral rural agrícola	CV de la duración de los contratos de los trabajadores No agrícolas rurales	Coeficiente de variación de la duración de los contratos laborales en zona rural de los trabajadores No agrícolas	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores agrícolas rurales	Corresponde el salario promedio de un trabajador agrícola rural en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores agrícolas rurales en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador agrícola rural en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores agrícolas rurales en valor del año 2021	Corresponde el salario promedio de un trabajador agrícola rural en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores agrícolas rurales en valor del año 2021 en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador agrícola rural en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	CV de de los ingresos mensuales de los trabajadores agrícolas rurales	Es el coeficiente de variación de salarios de los trabajadores agrícolas rurales en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores No agrícolas rurales	Corresponde el salario promedio de un trabajador No agrícola rural en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores No agrícolas rurales en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador No agrícola rural en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores No agrícolas rurales en valor del año 2021	Corresponde el salario promedio de un trabajador No agrícola rural en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	Ingreso promedio de los trabajadores No agrícolas rurales en valor del año 2021 en SMMV	Corresponde el salario promedio de un trabajador No agrícola rural en salarios mínimos mensuales legales vigentes en el departamento en valor del año 2021	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Ingresos trabajadores rurales	CV de los ingresos mensuales de los trabajadores No agrícolas rurales	Es el coeficiente de variación de salarios de los trabajadores No agrícolas rurales en el departamento	Encuesta Nacional de Calidad de Vida (DANE)
Vías de acceso	çrea del departamento	Corresponde al total del área del departamento en Km2	Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC)
Vías de acceso	**Proporción de Vías pavimentadas en buen estado**	**Proporción de Vías pavimentadas en buen y muy buen estado del total de Vías del departamento**	**Instituto Nacional de Vías (INVIAS)**
Vías de acceso	Proporción de Vías pavimentadas	Proporción de Vías pavimentadas del total de Vías del departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Densidad vial de Vías pavimentadas en buen estado	Es el total de Vías pavimentadas en buen y muy buen estado sobre el área total del departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Densidad vial de Vías pavimentadas	Es el total de Vías pavimentadas sobre el área total del departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Densidad vial de Vías	Es el total de Vías sobre el área total del departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías pavimentadas en muy buen estado	Es el total de Vías pavimentadas en muy buen estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías pavimentadas en buen estado	Es el total de Vías pavimentadas en buen estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías pavimentadas en regular estado	Es el total de Vías pavimentadas en regular estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías pavimentadas en mal estado	Es el total de Vías pavimentadas en mal estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías pavimentadas en muy mal estado	Es el total de Vías pavimentadas en muy mal estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías sin pavimentar en muy buen estado	Es el total de Vías sin pavimentar en muy buen estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías sin pavimentar en buen estado	Es el total de Vías sin pavimentar en buen estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías sin pavimentar en regular estado	Es el total de Vías sin pavimentar en regular estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías sin pavimentar en mal estado	Es el total de Vías sin pavimentar en mal estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Vías sin pavimentar en muy mal estado	Es el total de Vías sin pavimentar en muy mal estado que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Total Vías pavimentadas	Es el total de Vías pavimentadas que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Total Vías sin pavimentar	Es el total de Vías sin pavimentar que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Vías de acceso	Total Vías	Es el total de Vías que cuenta el departamento	Instituto Nacional de Vías (INVIAS)
Seguridad (Rural / Urbana)	abigeato (POLNAL)	número total de delitos de abigeato registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa abigeato x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de abigeato por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Seguridad (Rural / Urbana)	Amenazas (PONAL)	número total de delitos de amenazas registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa amenazas x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de amenazas por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Delitos sexuales (PONAL)	número total de delitos sexuales registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa delitos sexuales x 10K habitantes (PONAL)	número total de delitos sexuales por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Extorsión (PONAL)	número total de delitos de Extorsión registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa Extorsión x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de Extorsión por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Homicidios (PONAL)	número total de delitos de homicidios registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa homicidios x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de homicidios por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Homicidios x accidentes de tránsito (PONAL)	número total de delitos de homicidios por accidentes de tránsito registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa homicidios x accidentes de tránsito x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de homicidios por accidentes de tránsito por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Hurto automotores (PONAL)	número total de delitos de hurtos de automotores registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa hurto automotores x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de hurtos a automotores por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Hurto comercio (PONAL)	número total de delitos de hurtos a comercios registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	**Tasa hurto comercio x 10K habitantes (PONAL)**	**número de delitos de hurtos a comercios por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento**	**Policía Nacional de Colombia**
Seguridad (Rural / Urbana)	Hurto entidades bancarias(PONAL)	número total de delitos de hurtos a entidades bancarias registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa hurto entidades bancarias x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de hurtos a entidades bancarias por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Hurto motocicletas (PONAL)	número total de delitos de hurtos a motocicletas registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa hurto motocicletas x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de hurtos a motocicletas por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Hurto personas (PONAL)	número total de delitos de hurtos a personas registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa hurto personas x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de hurtos a personas por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Hurto residencias (PONAL)	número total de delitos de hurtos a residencias registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa hurto residencias x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de hurtos a residencias por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Lesiones x accidentes de tránsito (PONAL)	número total de delitos de lesiones por accidentes de tránsito registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa lesiones x accidentes de tránsito x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de lesiones por accidentes de tránsito por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Lesiones personales (PONAL)	número total de delitos de lesiones personales registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa lesiones personales x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de lesiones personales por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Seguridad (Rural / Urbana)	Piratería terrestre (PONAL)	número total de delitos de Piratería terrestre registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa Piratería terrestre x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de Piratería terrestre por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Secuestro (PONAL)	número total de delitos de secuestro registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa secuestro x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de secuestro por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Terrorismo (PONAL)	número total de delitos de terrorismo registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa terrorismo x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de terrorismo por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Violencia intrafamiliar (PONAL)	número total de delitos de violencia intrafamiliar registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa violencia intrafamiliar x 10K habitantes (PONAL)	número de delitos de violencia intrafamiliar por cada 10 mil habitantes registrados por la Policía Nacional en el departamento	Policía Nacional de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Acciones subversivas (MINDEF)	número de acciones violentas cometidas por grupos subversivos en el departamento registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa acciones subversivas x 10K habitantes (MINDEF)	número de acciones violentas por cada 10 mil habitantes cometidas por grupos subversivos en el departamento registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Extorsión (MINDEF)	número de extorsiones registradas por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa Extorsión x 10K habitantes (MINDEF)	número de extorsiones por cada 10 mil habitantes registradas por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Homicidios (MINDEF)	número de homicidios registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa homicidios x 10K habitantes (MINDEF)	número de homicidios por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Casos homicidios colectivos (MINDEF)	número de masacres realizadas en el departamento en el cual 3 o más personas son asesinadas en estado de indefensión en iguales circunstancias de tiempo, modo y lugar, por el mismo autor y que se distingue por la exposición pública de la violencia registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa casos homicidios colectivos x 10K habitantes (MINDEF)	número de masacres por cada 10 mil habitantes realizadas en el departamento en el cual 3 o más personas son asesinadas en estado de indefensión en iguales circunstancias de tiempo, modo y lugar, por el mismo autor y que se distingue por la exposición pública de la violencia registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Ataques a Vías y puentes	número de Vías públicas y puentes vehiculares públicos destruidos o afectados producto de un ataque contra este tipo de infraestructura en el departamento registrados por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa ataques a Vías y puentes x 10K habitantes	número de Vías públicas y puentes vehiculares públicos destruidos o afectados producto de un ataque contra este tipo de infraestructura por cada 10 mil habitantes en el departamento registrados por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Terrorismo (MINDEF)	número total de delitos de terrorismo registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa terrorismo x 10K habitantes (MINDEF)	número total de delitos de terrorismo por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Ataques contra torres de energía (MINDEF)	número de torres de energía destruidas o afectadas producto de un ataque contra este tipo de infraestructura en el departamento registrados por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia

Variable Modelo Conceptual	Variable Base de Datos	Descripción	Fuente
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa ataques contra torres de energía x 10K habitantes (MINDEF)	número de torres de energía destruidas o afectadas producto de un ataque contra este tipo de infraestructura por cada 10 mil habitantes en el departamento registrados por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Voladura oleoductos (MINDEF)	número de voladura de oleoductos petroleros registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad (Rural / Urbana)	Tasa voladura oleoductos (MINDEF) x 10K habitantes	número de voladura de oleoductos petroleros por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Urbana	Acciones subversivas urbanas (MINDEF)	número de acciones violentas cometidas por grupos subversivos en el departamento en zona urbana registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Urbana	Tasa acciones subversivas urbanas x 10K habitantes (MINDEF)	número de acciones violentas por cada 10 mil habitantes cometidas por grupos subversivos en el departamento en zona urbana registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Rural	Acciones subversivas rurales (MINDEF)	número de acciones violentas cometidas por grupos subversivos en el departamento en zona rural registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Rural	Tasa acciones subversivas rurales x 10K habitantes (MINDEF)	número de acciones violentas por cada 10 mil habitantes cometidas por grupos subversivos en el departamento en zona rural registradas por el Ministerio de Defensa	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Urbana	Homicidios urbanos (MINDEF)	número de homicidios registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona urbana	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Urbana	Tasa homicidios urbanos x 10K habitantes (MINDEF)	número de homicidios por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona urbana	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Rural	Homicidios rurales (MINDEF)	número de homicidios registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona rural	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Rural	Tasa homicidios rurales x 10K habitantes (MINDEF)	número de homicidios por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona rural	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Urbana	Terrorismo urbano (MINDEF)	número total de delitos de terrorismo registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona urbana	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Urbana	Tasa terrorismo urbano x 10K habitantes (MINDEF)	número de delitos de terrorismo por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona urbana	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Rural	Terrorismo rural (MINDEF)	número total de delitos de terrorismo registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona rural	Ministerio de Defensa de Colombia
Seguridad Rural	Tasa terrorismo rural x 10K habitantes (MINDEF)	número de delitos de terrorismo por cada 10 mil habitantes registrados por el Ministerio de Defensa en el departamento en zona rural	Ministerio de Defensa de Colombia

Anexo 5

Los *p*-values y los coeficientes correlación de Spearman obtenidos en el conjunto de datos de 311 variables se pueden observar en el siguiente enlace: Anexo 5 - Correlaciones del conjunto de datos de 311 variables (25 departamentos).

Anexo 6

Los *p*-values y los coeficientes correlación de Spearman obtenidos en el conjunto de datos de 293 variables se pueden observar en el siguiente enlace: Anexo 6 - Correlaciones del conjunto de datos de 293 variables (29 departamentos).