

Modelos de Machine Learning para la Evaluación de la Política Pública de “Seguridad Alimentaria y Nutricional en Bogotá 2019-2031”

Jhon Alexander Hernandez Araque

Asesor

Luis Ángel Anillo Arrieta

Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD
Escuela de Ciencias Básicas, Tecnología e Ingeniería ECBTI
Ciencia de Datos y Analítica
2024

Resumen

La inseguridad alimentaria es uno de los principales problemas que afrontan los Estados en el mundo actual. En lugares como Bogotá, este flagelo afecta a un gran número de personas que habitan en el territorio. Para enfrentar esta problemática, el distrito ha diseñado una serie de acciones gubernamentales mediante políticas públicas como el CONPES 09 de 2019. En esta monografía se analiza cómo los modelos de machine learning (ML) pueden contribuir a mejorar la evaluación de la efectividad de la "Política Pública de Seguridad Alimentaria y Nutricional para Bogotá 2019-2031" a partir de la base de datos recolectada. Se aplicaron múltiples enfoques de ML, incluyendo modelos supervisados y no supervisados, como regresión lineal, árboles de decisión, random forest y clustering mediante K-means.

Palabras clave: Política pública, seguridad alimentaria, machine learning

Abstract

Food insecurity is one of the main challenges faced by governments worldwide. In places like Bogotá, this issue affects a significant number of residents. To address this problem, the district has implemented various governmental actions through public policies such as CONPES 09 of 2019. This monograph analyzes how Machine Learning (ML) models can help improve the evaluation of the effectiveness of the "Public Policy on Food and Nutritional Security for Bogotá 2019-2031" based on the collected database. Multiple ML approaches were applied, including supervised and unsupervised models such as linear regression, decision trees, Random Forest, and K-means clustering. The results showed that decision trees were particularly effective in classifying and predicting food insecurity, while clustering identified unique patterns in food insecurity and malnutrition data between 2019 and 2023. This work highlights the importance of integrating ML techniques into public management to optimize decision-making and maximize policy impact.

Keywords: Public policy, food security, machine learning

Tabla de Contenido

Introducción	7
Planteamiento del Problema.....	7
Justificación.....	9
Objetivos	11
Objetivo General	11
Objetivos Específicos.....	11
Seguridad Alimentaria	13
Política Pública de Seguridad Alimentaria en Bogotá	15
Machine Learning y la Política Pública de Seguridad Alimentaria	17
Modelos de Machine Learning para Evaluar la Política.....	26
Aprendizaje Automático Supervisado.....	26
Aprendizaje Automático no Supervisado.....	28
Aplicación de los Modelos de Aprendizaje Automático para la Política Pública de Seguridad Alimentaria	30
Aprendizaje Supervisado	35
Regresión Lineal	35
Random Forest	37
Aprendizaje no Supervisado	42
Conclusión	45
Recomendaciones	47
Referencias Bibliográficas	49

Lista de Figuras

Figura 1 Aspectos Clave de la Seguridad Alimentaria y Nutricional para Bogotá.....	24
Figura 2 Desnutrición y Malnutrición en Bogotá.....	32
Figura 3 Flujograma de Procesamiento de Datos.....	33
Figura 4 Predicción de Inseguridad Alimentaria en Bogotá desde el 2024 al 2026.....	35
Figura 5 Aplicación del Modelo Árbol de Decisiones y Random Forest.....	37
Figura 6 Matriz de Confusión de Regresión Logística	40
Figura 7 Método del Codo y los Cluster de Años	43

Lista de Tablas

Tabla 1 <i>Evaluación de la Política Pública del CONPES 09 de 2019</i>	25
Tabla 2 <i>Datos de Inseguridad alimentaria en Bogotá desde el 2019 hasta el 2023</i>	30
Tabla 3 <i>Consolidación de Métricas de Modelos de Aprendizaje Supervisado</i>	39

Introducción

La problemática de la inseguridad alimentaria es un desafío significativo que enfrentan los gobiernos, incluso en países desarrollados. Este problema contrasta con el Objetivo de Desarrollo Sostenible de la ONU de erradicar el hambre para 2030. En Colombia, y específicamente en Bogotá, la inseguridad alimentaria afecta a un gran número de personas, a pesar de los avances económicos y las políticas públicas implementadas.

La política pública de "Seguridad Alimentaria y Nutricional para Bogotá 2019-2031" se diseñó para enfrentar esta problemática. Sin embargo, la evaluación de su efectividad sigue siendo un desafío. La aplicación de modelos de aprendizaje automático (machine learning) en la evaluación de estas políticas ofrece una visión más completa y precisa de su impacto, optimizando la toma de decisiones gubernamentales.

En este sentido, surge la necesidad de explorar y analizar modelos de aprendizaje automático que puedan ser aplicados en Bogotá para evaluar la política pública mencionada. En este trabajo se examinan los conceptos de seguridad alimentaria, la evolución de su definición y la implementación de políticas públicas en Bogotá. Además, se describe cómo el aprendizaje automático, una rama de la inteligencia artificial, puede detectar patrones y descubrir nuevos conocimientos a través del análisis de conjuntos de datos, para así establecer modelos que permitan articularse e integrarse para la evaluación de las políticas públicas

Planteamiento del Problema

Una de las principales dificultades que enfrentan los gobiernos en el mundo actual es la incapacidad de garantizar la seguridad alimentaria para todos los ciudadanos, incluso en aquellos países considerados como potencias económicas y con altos niveles de desarrollo. Por tal razón, una de las necesidades humanas que más reluce en la actualidad es la alimentación y la nutrición

de la población (Laverde et al., 2019). Este hecho va en contravía con el segundo planteamiento establecido por las Naciones Unidas “Objetivo de Desarrollo Sostenible”, que busca erradicar el hambre para el año 2030. Lograr este propósito presenta verdaderos desafíos y dificultades en términos de recursos y políticas públicas a nivel global.

En Colombia, según el Programa Mundial de Alimentos - WFP (2023), “la inseguridad alimentaria moderada y severa a nivel nacional alcanza el 30%, lo que representa aproximadamente 15.5 millones de personas. En Bogotá, se registraron 1.5 millones de personas con inseguridad alimentaria en el mismo período, a pesar de contar con niveles significativos de crecimiento económico y capacidad institucional para implementar políticas públicas.

Las acciones institucionales en materia normativa parecen insuficientes en la región, dada las limitaciones estructurales que existen en los países para solventar y garantizar alimentación a la población con mayores riesgos y vulnerabilidad (Tamayo et al., 2020)

La implementación y evaluación de políticas públicas representan un verdadero reto en la determinación de la efectividad de las acciones gubernamentales para abordar la inseguridad alimentaria. En este sentido, Bogotá formuló y está implementando la política pública de seguridad alimentaria y nutricional (SAN) .

Sin embargo, a pesar de ser considerada la entidad territorial con mayor capacidad para implementar y evaluar políticas públicas, el uso de modelos de aprendizaje automático aún no ha sido completamente explorado para mejorar la efectividad en el análisis de información y resultados de la implementación de políticas en la ciudad. Esto resulta paradójico, ya que los modelos de aprendizaje automático son herramientas clave para optimizar el funcionamiento del gobierno y de las políticas públicas (Abdala et al., 2019). Además, se ha reducido se la

construcción de modelos de predicción para evaluar el impacto de las políticas públicas en América Latina (Gelvez et al., 2022).

En este contexto, se pretende analizar los modelos de aprendizaje automático que pueden ser aplicados en la evaluación de la política pública de seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá. Para lo cual, se llevará a cabo un análisis específico de los modelos utilizados en otras regiones o entornos similares, explorando su viabilidad y efectividad para ser aplicados en el contexto de Bogotá para la evaluación de esta política pública.

Justificación

La inseguridad alimentaria representa uno de los mayores desafíos para el Gobierno Distrital de Bogotá debido a su amplia extensión territorial y el continuo crecimiento de la población, lo que resulta en que, una gran parte de los habitantes enfrenten este problema en su diario vivir. Por esta razón, el distrito formuló y está realizando la implementación de la política pública de "seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá 2019-2031", con el fin de abordar este desafío y cumplir con los objetivos de desarrollo sostenible establecidos por la ONU para el año 2030.

Es esencial comprender el impacto de estas políticas en la calidad de vida de los habitantes de Bogotá, lo cual debería garantizar un óptimo alcance en el bienestar de estos. La formulación, implementación y evaluación de estas políticas permiten abordar de manera más efectiva los problemas complejos relacionados con la alimentación y nutrición que afectan a los colombianos en la actualidad (Tamayo et al., 2020).

La evaluación de políticas públicas requiere la utilización de índices, indicadores, categorías y factores que obedezcan a criterios complejos para determinar su impacto en la población (Gutiérrez et al., 2017). La aplicación de nuevas metodologías en la evaluación de

políticas públicas y valoración de su impacto en la sociedad permite un margen mucho mayor para la creatividad y la innovación para la posterior la evaluación y valoración de impacto en la sociedad (Pastor,2023).

Por lo tanto, la aplicación de modelos de aprendizaje automático en la evaluación de estas políticas puede proporcionar una visión más completa y precisa de su efectividad, lo que a su vez puede proporcionar la mejoría en la toma de decisiones de políticas públicas futuras para el mismo territorio. El desarrollo de la tecnología y el machine learning permite utilizar estas herramientas como instrumentos para ampliar las desarrollar alternativas de políticas públicas basadas en un contexto y alcanzar la factibilidad en las soluciones (Denis, et al., 2021).

¿Cómo se puede relacionar la aplicación de modelos de Machine Learning con la evaluación integral de la política pública de "Seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá 2019-2031"?

Objetivos

Objetivo General

Relacionar la aplicación de los modelos de machine learning en la evaluación de la política pública de “Seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá 2019-2031”.

Objetivos Específicos

Reconocer los modelos de machine learning aplicados a la evaluación de políticas públicas.

Explicar la evaluación de la política pública “seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá”.

Identificar los modelos de machine learning que se pueden implementar en la evaluación de la política pública de “seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá”.

Uno de los propósitos de los Estados en el siglo XXI es establecer, a través de acuerdos definidos en los Objetivos de Desarrollo Sostenible, las condiciones necesarias para garantizar el bienestar de todos los ciudadanos, quizá el más complejo de cumplir, es la erradicación del hambre en el mundo para el año 2030. En tal sentido, el Estado Colombiano ha promulgado acciones mediante políticas públicas con el fin de proporcionar herramientas necesarias para que las entidades territoriales como la ciudad de Bogotá puedan implementar acciones gubernamentales para lograr la erradicación del hambre y garantizar condiciones necesarias para establecer medios en los que los ciudadanos cuenten garantías alimentarias suficientes para el buen vivir de los ciudadanos.

No obstante, esto representa un inmenso reto, ya que la inseguridad alimentaria es atribuida a diversos factores, como, por ejemplo, inadecuadas políticas y toma de decisiones, así como un histórico bajo compromiso de las autoridades estatales para afrontar el hambre

(Auleista & Capa, 2020). Adicionalmente, las condiciones socio estructurales del territorio, como la distribución disímil del ingreso, se materializan en grandes índices de desigualdad.

Seguridad Alimentaria

El concepto de seguridad alimentaria y nutricional ha venido evolucionando.

Tradicionalmente, en términos de las dimensiones y componentes, requerimientos para la operacionalización de la dimensión de la seguridad alimentaria (CONPES; 2019). En Colombia, la seguridad alimentaria está amparada por la carta magna y está consignado en el Art. 44, en el que se establece el derecho de los niños a una alimentación equilibrada, y el art. 65, que describe los deberes del Estado en cuanto a la oferta y la producción agrícola óptima del consumo para los habitantes (Nova Et al., 2019).

En este sentido, la seguridad alimentaria se establece a partir de “un reconocimiento expreso al derecho constitucional inalienable de todos los hombres, mujeres y niños a no padecer de hambre y malnutrición, a fin de poder desarrollarse plenamente y conservar sus capacidades físicas y mentales” (Pastorino, 2020 p. 188). Sin embargo, la proclamación de este derecho no garantiza automáticamente las condiciones óptimas para satisfacer las necesidades nutricionales de la población.

En términos precisos, la FAO (2007) estableció que existe seguridad alimentaria cuando todas las personas tienen en todo momento disponibilidad económica para acceder a suficientes alimentos nutritivos para satisfacer sus necesidades alimentarias y sus preferencias en cuanto a los alimentos. Estas características, considerando que se trata de una zona plenamente urbana, donde el acceso a los alimentos principalmente se realiza por transacciones económicas y no hay posibilidad de autogestionar procesos para obtener alimentos que generen valor nutricional.

De acuerdo con la FAO (2010), esta definición “plantea cuatro dimensiones primordiales de la seguridad alimentaria: la disponibilidad física de los alimentos, el acceso económico y físico a los alimentos, la utilización de los alimentos y la estabilidad en el tiempo de las tres

dimensiones anteriores” (Citado por Méndez, 2021, p.14). Con estas características estructuradas, se garantiza inicialmente el acceso a alimentos de manera consistente y progresivamente la superación de la vulnerabilidad a padecer hambre a través del tiempo.

En contraposición, la inseguridad alimentaria existe cuando la disponibilidad de alimentos nutricionalmente adecuados es limitada o incierta en la población (Martínez Et al, 2015, p. 476). No obstante, en relación con el término inseguridad alimentaria, se clasifica en dos niveles: moderada y severa. Según la FAO, la inseguridad alimentaria moderada consiste en que las personas no tienen la capacidad económica para acceder a alimentos que proporcionen nutrientes saludables para tener una dieta saludable. Además, en el día se salta alguna de sus comidas o se quedan sin alimentos ocasionalmente. Ahora bien, para el caso severo de inseguridad alimentaria, la persona no consume alimentos durante uno o más días.

En Colombia, para el año 2023, según el Informe de la ONU, al menos 1,6 millones de personas enfrentan inseguridad alimentaria moderada en ese año (Ortiz, 2024). Para el caso específico de Bogotá, el grado de inseguridad alimentaria en el 2011 se encontraba en un 24.3%, donde el 18.2% correspondía a la inseguridad alimentaria leve (Gómez, 2018, p. 18). En el mismo caso, para el año 2022, el 25.4% de los habitantes se encontraba en inseguridad alimentaria moderada, mientras que el 4.2% estaba en inseguridad alimentaria severa (DANE, 2022).

En tal sentido, esta problemática se ha abordado desde distintos frentes gubernamentales mediante acciones políticas, como el CONPES "Seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá 2019-2031", para atender y asegurar condiciones de vida de los ciudadanos, dado que la seguridad alimentaria, en última instancia, busca el bienestar nutricional que involucre el desarrollo humano de manera sostenible (Méndez, 2007).

Política Pública de Seguridad Alimentaria en Bogotá

Las políticas públicas en principio son acciones iniciadas por el gobierno o el régimen político, para resolver problemas o, por lo menos, manejarlos, mediante la intervención en los territorios de las situaciones problemáticas que se presentan en un área territorial definida (Betancourt, 2017). Para Cardozo (2021) las políticas públicas “buscan contribuir a mejorar el diseño y la implementación de las políticas y los programas públicos para la obtención de mejores resultados e impactos en torno de los problemas públicos” (p12).

Estos elementos en la conceptualización son relevantes, ya que la correcta formulación, implementación y evaluación de políticas públicas se alinean con los fines y funciones del Estado, contribuirá a mejorar la eficacia y eficiencia de la intervención gubernamental (Gutiérrez et al., 2017)

Estas acciones gubernamentales, generan mecanismos institucionales para la intervención de problemas o situaciones determinadas, como la inseguridad alimentaria.

Varga 1999 afirman que “la política pública contra el hambre como el conjunto de sucesivas iniciativas, decisiones y acciones del régimen político frente a situaciones socialmente problemáticas y que buscan la resolución de estas o llevarlas a niveles manejables” (Citado por Betancur, 2017). En tanto, la configuración de estas políticas públicas, pretenden generar condiciones sociales óptimas para garantizar que los ciudadanos logren solventar y garantizar que las personas tengan condiciones dignas de alimentación y nutrición en el territorio determinado.

En este sentido, las acciones públicas de Seguridad Alimentaria y Nutricional en Colombia, permite identificar áreas de mejora y proporcionar recomendaciones para implementación y evaluación de políticas más efectivas, centradas en el desarrollo territorial, la

soberanía alimentaria y el acceso equitativo a una alimentación adecuada (García, SF). Es decir que en estos procesos de implementación y principalmente de evaluación de las políticas, se generan elementos y herramientas para estructurar análisis de los resultados y garantizar progresivamente condiciones de buen vivir para los ciudadanos.

Bogotá, territorialmente ha sido uno de los precursores a nivel nacional en cuanto a la formulación, implementación y evolución de políticas públicas para atender la inseguridad alimentaria. La primera política establecida fue por medio del Decreto 508 de 2007.

Esta política pública, establece que la alimentación debe establecerse como “derecho a tener disponibilidad y acceso en forma regular, permanente y libre, adecuada y suficiente, que responda a las tradiciones culturales de la población, así como a agua suficiente, salubre y aceptable para el uso personal y doméstico, que garanticen una vida, individual y colectiva, satisfactoria y digna”. (Decreto 508, 2007, p. 5) El objetivo general de esta política fue garantizar de manera progresiva, estable y sostenible las condiciones necesarias para la seguridad alimentaria y nutricional de la población del distrito capital (Enciso, 2021). Si bien se presentaron avances significativos, en la evaluación de la política se evidenció que estructuralmente se requieren cambios para establecer mejores condiciones para garantizar seguridad alimentaria en la ciudad.

Con base en lo anterior, en el año 2019 el Distrito de Bogotá generó, a través de la secretaría distrital de desarrollo económico, el documento CONPES D.C. 09, denominado como política pública de seguridad alimentaria y nutricional para Bogotá: Construyendo ciudadanía alimentaria 2019-2031.

La política distrital de seguridad alimentaria y nutricional (SAN) busca abordar los desafíos relacionados con la disponibilidad, el acceso y la utilización de alimentos nutritivos en

la ciudad. El objetivo de esta se plasma principalmente en garantizar el derecho a la alimentación para todos los habitantes de Bogotá mediante la transformación del ámbito alimentario y nutricional desde la ciudadanía y para la ciudad.

Machine Learning y la Política Pública de Seguridad Alimentaria

El aprendizaje automático es una rama de la inteligencia artificial que busca, mediante conjuntos de información, que los modelos aprendan mediante un entrenamiento predefinido (Pertuz,2022). Particularmente, en un sentido funcional, el machine learning utiliza técnicas que permiten detectar patrones y descubrir nuevos conocimientos por medio del estudio de los conjuntos de datos (Velazque et al., 2022).

Estas características se representan mediante varios modelos que se utilizan generalmente en machine learning, sin embargo, hay dos que son principalmente utilizados: los modelos de aprendizaje supervisado y no supervisados. En el aprendizaje supervisado, es necesario que haya un conjunto de información predefinida para entrenar el modelo y poder efectuar una acción. Por el lado del aprendizaje no supervisado, aprende a ejecutar una acción por sí misma ya que solo se tienen disponibles los datos de entrada (Brusil, 2020).

Rojas (2021) señaló que el Aprendizaje Automático:

Es una disciplina de la Inteligencia Artificial (IA) que ofrece la oportunidad de aprender a partir de la experiencia y mejorar. En este sentido, el Aprendizaje Automático utiliza algoritmos que son capaces de aprender cuando se exponen a nuevos datos, ofreciendo resultados más precisos para identificar comportamientos que permitan tomar las mejores decisiones (p. 29).

En la actualidad, existe una gran diversidad de modelos que permiten realizar predicciones, y para ello se cuenta con técnicas de aprendizaje automático (machine learning) que pueden ayudar a las organizaciones a potenciar la evaluación de políticas públicas (Jiménez

& Díaz, 2021). Esto resulta relevante en el análisis de las políticas públicas ya que las técnicas de aprendizaje automático permiten descubrir patrones y adquirir nuevos conocimientos mediante el análisis de grandes conjuntos de datos, estas superan las capacidades de los modelos tradicionales (Velazquez et al., 2022).

El aprendizaje automático desempeña un papel fundamental en el proceso de la política y puede influir tanto en el cambio como en la estabilidad de las políticas. Esto resulta relevante en la evaluación de las políticas públicas, ya que, al considerar diferentes formas de aprendizaje y su relación con el conocimiento y la dinámica de la política, se pueda obtener una comprensión más completa de cómo funciona el proceso de política y mejorar el análisis de resultados (Viera & Mota, 2020).

La implementación de los modelos de machine learning en la evaluación de las políticas genera una estimación de una función deseada que se ajuste a los datos, con el fin de que las organizaciones tomen las mejores decisiones para la valoración de la política pública. El Aprendizaje Automático facilita de manera efectiva la toma de decisiones y la implementación de políticas públicas basadas en evidencia y conocimiento, al permitir el análisis de grandes elementos que proporciona la información recolectada en datos estructurados y no estructurados (Perez et al., 2019).

Evaluación de la Política de Seguridad Alimentaria y Nutricional para Bogotá

La Política Nacional de Seguridad Alimentaria y Nutricional establece que “la disponibilidad suficiente y estable de alimentos, el acceso y el consumo oportuno y permanente de los mismos en cantidad, calidad e inocuidad por parte de todas las personas, bajo condiciones que permitan su adecuada utilización biológica, para llevar una vida saludable y activa” (CONPES 113, Departamento Nacional de Planeación, 2007).

La ciudad de Bogotá, desde su capacidad técnica, reformuló y estableció una política pública de seguridad alimentaria para garantizar a sus ciudadanos el derecho a una alimentación adecuada. Según Leiva (2018), esta política busca garantizar el pleno ejercicio del derecho a la alimentación y una nutrición adecuada para los habitantes del Distrito Capital. El objetivo se alcanzaría mediante la reducción de las desigualdades sociales y económicas, la consolidación y sostenibilidad del sistema de abastecimiento y distribución de alimentos, y la promoción de prácticas alimentarias y estilos de vida saludables, lo que contribuiría a la construcción de una ciudadanía alimentaria inclusiva. En este sentido, la política tiene como objetivo principal “superar de manera progresiva la inseguridad alimentaria y la malnutrición en los habitantes del Distrito Capital al 2031” (CONPES 09, p. 81).

Uno de los principales ejes de esta política es la disponibilidad de alimentos. Este eje resulta fundamental para establecer los cimientos de la seguridad alimentaria en un territorio ya que, frente a los cambiantes patrones de producción y consumo en torno al agua, energía y alimentos, la disponibilidad alimentaria, permite de implementar y acciones que lleven a garantizar las necesidades de la población (Bertorello et al 2024).

Para Bogotá, es esencial contar con un sistema robusto y sostenible que garantice un suministro continuo de alimentos a los ciudadanos de manera sostenible y sustentable para el año 2031. En este sentido, la política pública incluye acciones como el fortalecimiento del sistema de abastecimiento y distribución, la promoción de la producción local a través de huertas comunitarias, y la sostenibilidad del sistema de almacenamiento y distribución local.

En cuanto al acceso a los alimentos, la política subraya la importancia de mejorar tanto el acceso físico como el económico, especialmente para las poblaciones más vulnerables que viven en Bogotá. Para ello la política contempla avanzar con la implementación de programas de

asistencia alimentaria, como subsidios alimenticios, aumentar el número de comedores comunitarios y fortalecer el Plan educativo de alimentación para los colegios distritales, esto con el fin busca reducir la inseguridad alimentaria en los hogares de con dificultades económicas.

Además, la política apuesta por mejorar la infraestructura para el acceso a servicios públicos domiciliarios y servicios distritales, lo cual es esencial para garantizar el acceso equitativo al agua, la tierra y el empleo. En este sentido, se busca generar acciones para desarrollar infraestructura de distribución mediante vías y centros de acopio (CONPES, 2019).

Este eje es fundamental para combatir la pobreza alimentaria y asegurar que todas las personas tengan acceso a alimentos, lo que a su vez genera efectos directos en la creación de empleos directos e indirectos, contribuyendo a la reducción de la pobreza y las brechas de desigualdad en la ciudad.

La implementación de estas acciones se centra en la innovación y en la mejora tecnológica de la producción de bienes, lo que permite la optimización de la matriz productiva. De esta manera, se asegura el acceso físico a alimentos a precios asequibles, fortaleciendo la seguridad alimentaria en el territorio (Galier, 2020).

Un elemento adicional clave de la política pública de seguridad alimentaria es la utilización biológica de los alimentos que se refiere al estado nutricional de las personas, lo cual resulta del uso individual de los alimentos a través de procesos como la ingestión, absorción y utilización. Una utilización biológica inadecuada puede llevar a la desnutrición y/o malnutrición de la población (PESA, 2011).

En este contexto, el CONPES 09 de 2018 enfatiza "la promoción de una nutrición adecuada mediante programas de educación nutricional y salud orientados a prevenir y tratar enfermedades relacionadas con la alimentación, tales como la desnutrición, la anemia, el

sobrepeso y la obesidad" (p. 19). La política contempla campañas que fomentan la lactancia materna y mejoran la alimentación complementaria de los niños de 0 a 5 años, lo que es crucial para garantizar un buen desarrollo cognitivo, físico y emocional en la primera infancia de la ciudad.

En línea con este enfoque, la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO, 2000) destaca que el seguimiento de la disponibilidad alimentaria debe basarse tanto en la información del sistema de seguimiento de la producción y el comercio exterior como en los datos del Sistema de Información sobre los Mercados (SIM). Así mismo, el monitoreo de la estabilidad de los suministros se fundamenta principalmente en los datos nacionales del SIM y en información sobre el estado de las infraestructuras y las existencias.

Por su parte el seguimiento del acceso a estos suministros requiere considerar indicadores sociales, como “la pobreza, el desempleo y el desplazamiento de la población. Finalmente, el monitoreo de la utilización biológica de los alimentos depende de los datos provenientes de monitoreo sanitario y nutricional” (FAO, 2000, p. 8).

Para ello se configuran acciones para el fortalecimiento de los servicios de salud en el tratamiento y prevención de enfermedades relacionadas con la alimentación, como la desnutrición, la anemia y la obesidad para los habitantes de Bogotá. Con este enfoque integral se resalta la importancia de una evaluación continua y exhaustiva de diferentes factores sociales, económicos y de salud para garantizar una seguridad alimentaria sostenible y mejorar el estado nutricional de la población (Villa et al 2024).

Adicionalmente, los sistemas alimentarios han evolucionado para satisfacer las necesidades de poblaciones en crecimiento, considerando acciones para establecer medios de producción y distribución de alimentos a través de prácticas sostenibles y sustentables (Béné et

al., 2019, citado por Quitian & Acevedo, 2024). En el caso de Bogotá, la política establece como cuarto pilar la garantía de la estabilidad y sostenibilidad del sistema alimentario. Esto se logra mediante la configuración de acciones gubernamentales, económicas, sociales y culturales que promuevan esquemas para la producción, distribución y comercialización de alimentos en la ciudad.

Estas acciones permiten crear condiciones que faciliten el acceso a alimentos de manera continua y sostenible, incorporando prácticas que protejan y preserven los recursos, como el cuidado de los recursos hídricos, lo que también minimiza el impacto del cambio climático. Este enfoque es esencial para asegurar que Bogotá mantenga su seguridad alimentaria a largo plazo, especialmente en un contexto global de creciente incertidumbre climática y económica.

Evaluación de las políticas Públicas

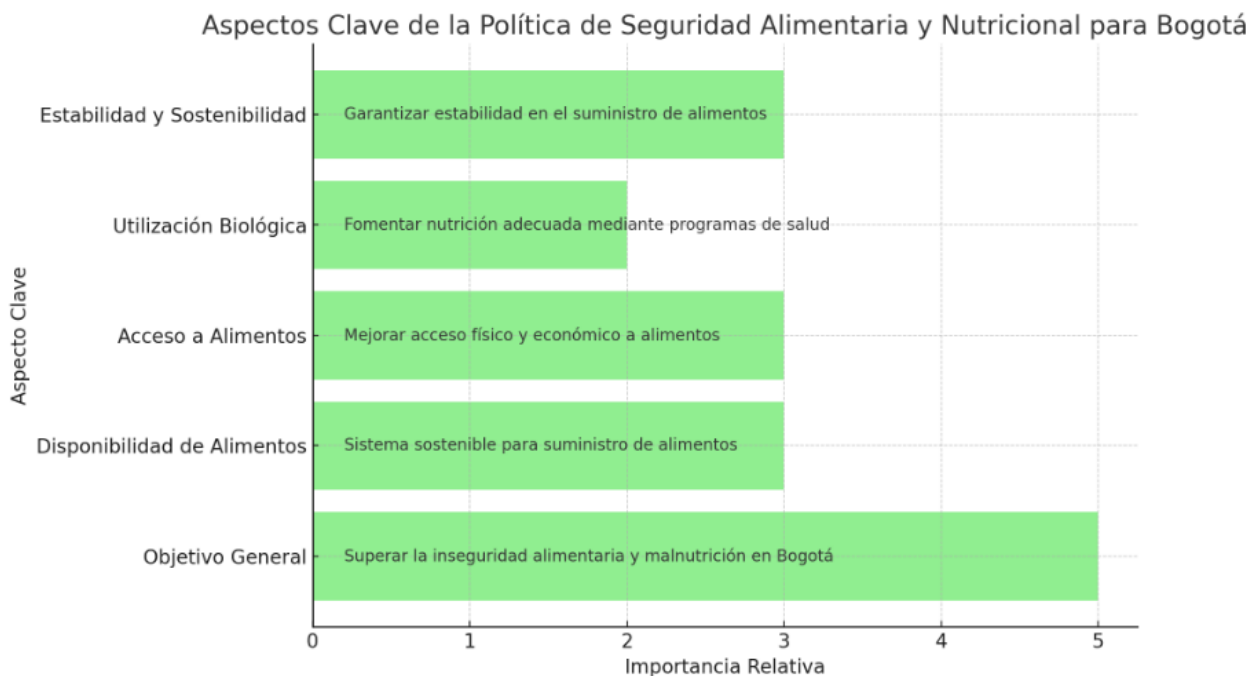
En el ciclo de las políticas públicas, la evaluación se constituye como una herramienta esencial para determinar la efectividad de la acción pública en la solución de problemas específicos dentro de un territorio, como es el caso de Bogotá. Velázquez (2009) describe la política pública como un "proceso integrado de decisiones, acciones, inacciones, acuerdos e instrumentos, adelantado por las autoridades y con la participación eventual de los particulares, encaminado a solucionar o prevenir una situación definida como problemática" (citado por Cárcamo & Álvarez, s.f., p. 113). Esto subraya que la política pública es un proceso dinámico en constante interacción entre el gobierno y la ciudadanía.

En cuanto a la evaluación de políticas, Cardozo (2009) establece que la evaluación es una investigación de naturaleza interdisciplinaria entre la esfera pública, cuyo objetivo es conocer, explicar y valorar, mediante la aplicación de un método sistemático, el nivel de logros alcanzado (resultados e impactos) por las políticas y programas públicos. Además, tiene como propósito

"aportar elementos al proceso de toma de decisiones para mejorar los efectos de la actividad evaluada" (citado por Aguilar & Lima, 2009, p. 10). Este enfoque permite que las evaluaciones no solo sirvan para medir resultados, sino también para generar acciones continuas para la valoración de las políticas públicas.

Ahora bien, en materia de la evaluación de la política pública de seguridad alimentaria se establece de manera inicial en el CONPES 09 de 2018, en donde plantea que esta evaluación se llevará a cabo en al menos dos momentos clave. La primera será una evaluación intermedia en 2025, enfocada en medir el avance de los indicadores y metas establecidos. Esta evaluación tiene como objetivo retroalimentar y ajustar las acciones de la política con base en los resultados obtenidos. Posteriormente, se realizará una evaluación de resultados al finalizar el periodo en 2031. Este enfoque permite una adaptación continua de la política y asegura que se alineen con los objetivos de seguridad alimentaria y nutricional planteados para Bogotá y el país.

Esta política adicionalmente pretende no solo garantizar el derecho fundamental a la alimentación para todos los ciudadanos de la capital colombiana, sino también reducir las desigualdades sociales y económicas que afectan a los sectores más vulnerables de la población (CONPES 09, 2018). Todo esto a través de la consolidación de un sistema alimentario más sostenible y la promoción de prácticas alimenticias saludables en los ciudadanos con enfoque diferencial para la población que habita en condiciones de vulnerabilidad

Figura 1*Aspectos Clave de la Seguridad Alimentaria y Nutricional para Bogotá*

Nota. Gráfico de importancia relativa de los objetivos y pilares establecidos en el CONPES 09 de 2019

No obstante, a pesar que existe una gran variedad de indicadores que pueden establecerse para realizar la evaluación de manera directa o indirectamente el efecto de una política pública de seguridad alimentaria de los individuos o poblaciones, es importante relacionar las herramientas que han sido utilizados con mayor frecuencia, como es el caso de los estudio (Macias y & Mallen, 2014) como lo son indicadores de acceso y disponibilidad a los alimentos, disponibilidad de alimentos, cobertura de programas alimentarios y nutricionales: y socioeconómicos asociados.

En este sentido, el CONPES 09 de 2019 establece una serie de indicadores clave. Estos incluyen la prevalencia de desnutrición crónica y aguda en niños menores de 5 años, el índice de precios de los alimentos, la proporción de hogares en inseguridad alimentaria y el gasto promedio en alimentos por hogar. Además, se contemplan indicadores relacionados con la sostenibilidad, como el uso de prácticas agrícolas sostenibles y la capacidad de almacenamiento de alimentos.

Tabla 1

Evaluación de la Política Pública del CONPES 09 de 2019

Evaluación Intermedia (2025):	Evaluar el avance de los indicadores establecidos y las metas definidas. Productos generados, como mejoras en el acceso a alimentos, reducción de la malnutrición, y sostenibilidad del sistema de abastecimiento en la ciudad.
Evaluación Final (2031)	Evaluar el avance de los indicadores establecidos y las metas finales de la implementación de la política pública de SA durante los 11 años de ejecución.

Nota. Elaboración propia con la información proporcionada por el CONPES 09 de 2019

Modelos de Machine Learning para Evaluar la Política

En los últimos años, el aprendizaje automático ha proporcionado diferentes técnicas y algoritmos para predecir situaciones basadas en grandes cantidades de información que, a través de un adecuado procesamiento y filtrado de datos, pueden generar predicciones muy efectivas (Corba & Negre, 2024, p. 210). En este sentido los algoritmos de ML pueden clasificarse en supervisados, no supervisados y parcialmente supervisados. La principal diferencia entre estos tres tipos de algoritmos radica en la presencia o ausencia de una variable de resultado o dependiente, a la cual se le denomina marca o etiqueta (Pedrero et al., 2021, p. 12).

Aprendizaje Automático Supervisado

El aprendizaje supervisado se comprende como una técnica de aprendizaje automático en la que se dispone de una base de datos de entrenamiento previamente etiquetado con el sentido correspondiente para cada instancia de una palabra objetivo (Núñez, 2024 p. 224).

Este modelo se entrena con un conjunto de datos etiquetados, lo que significa que para cada entrada en el conjunto de entrenamiento hay una salida esperada o etiqueta asociada. A través de este proceso, el modelo aprende a asociar las entradas con sus respectivas salidas, de modo que pueda predecir correctamente la etiqueta de nuevas entradas. El objetivo es que el modelo asimile la información de los datos previos, lo que le permite realizar predicciones basadas en esta base de datos inicial. Para esto, utiliza un mismo corpus en análisis, típicamente controlado mediante el contexto de oración o una ventana contextual, con el fin de derivar información estadística de manera efectiva (Núñez, 2024).

Para efectos de esta monografía, se destacan los esquemas como lo son herramientas de aprendizaje supervisado. En ellas inicialmente se destaca el modelo de regresión lineal, regresión logística, árbol de decisión junto con random forest.

Becerra y Leguizamo (2024) señalan que la regresión logística es una de las técnicas estadísticas utilizadas en el aprendizaje automático (machine learning) como paradigma del aprendizaje supervisado, cuya finalidad es realizar clasificaciones. A través de esta técnica, “se puede crear un modelo que tome una variable y determine la probabilidad de ocurrencia de un fenómeno” (Becerra & Leguizamo, 2024, p. 73). En este sentido, la regresión logística es adecuada cuando se necesita modelar una variable de respuesta binaria en un fenómeno específico multivariado (Becerra & Leguizamo, 2024).

La aplicación de este modelo se ha utilizado fundamentalmente en el entrenamiento de variables independientes para realizar y obtener la predicción sobre una variable categórica (Prieto, 2015). En este sentido, el modelo permite predecir un resultado considerando las diferentes variables al mismo tiempo. Estas variables pueden ser de tipo categórico o numérico, lo que facilita ahondar en las interpretaciones de los resultados que se contienen puesto que el modelo evidenciará cómo la variable afecta el resultado, lo que facilita entender su impacto en fenómenos reales.

Otro modelo de machine learning para el aprendizaje supervisado es el árbol de decisión se encuentran entre los más utilizados en la ciencia de datos, no sólo por su interpretabilidad sino también por ser la base de los modelos más potentes utilizados en la actualidad por su aplicabilidad en la clasificación de información (Arana, 2021).

Suguiura (2021) afirma que:

las técnicas basadas en árboles de decisión potencian los modelos de clasificación y predicción con elevada precisión, confiabilidad, robustez y facilidad de interpretación. A diferencia de los modelos lineales, estos, además, consideran posibilidades de inclusión de relaciones no lineales valga la redundancia (p. 40).

Adicionalmente, mediante algoritmos de árbol de decisión se pueden generar modelos predictivos tanto para variables cuantitativas (regresión) como para variables cualitativas o categóricas (Arana, 2021). La aplicación de este modelo ha ganado popularidad debido a las posibilidades que ofrece y a la facilidad con que sus resultados son comprendidos por cualquier persona. El propio árbol, una vez obtenido, define una regla de decisión clara. Esta técnica permite: segmentación, al identificar qué grupos son importantes para clasificar un determinado ítem, y clasificación, al asignar ítems a uno de esos grupos (Montoya et al., 2013).

Esta herramienta para el aprendizaje supervisado, además integra un modelo que involucra random forest o bosques aleatorios que resulta un elemento complementario del modelo de árbol de decisión, donde se construyen múltiples árboles y se combinan los resultados para obtener una predicción más robusta y precisa. Adicionalmente el random forest es más robusto y tiende a ser más preciso al reducir el riesgo de sobreajuste conocido como (overfitting).

Según Beltrán y Barnoba (2022) señala que:

Un bosque aleatorio consiste en un conjunto de árboles de clasificación que se combinan para dar una predicción. En esta técnica se realiza un muestreo de los datos para estimar un conjunto de árboles y también se muestran cuáles de las variables de entrada o explicativas participarán en el árbol (p.8).

Aprendizaje Automático no Supervisado

En el aprendizaje no supervisado, el modelo se entrena con datos no etiquetados, lo que significa que no tiene una salida esperada en el conjunto de entrenamiento. El objetivo del modelo es identificar patrones o estructuras en los datos por sí mismo, sin guía explícita sobre lo que se pretende hallar con la base de datos utilizadas (Torrealba, 2023).

Este modelo genera determinadas métricas respondiendo específicamente a las características de los datos no etiquetados, permitiendo generar tendencias y patrones para el

análisis de información y tomar decisiones (Pérez y Arco, 2016). Por lo cual, esta herramienta utiliza principalmente esquemas como lo es clustering, lo que permite para segmentar conjuntos de datos y descubrir patrones y establecer tendencias.

Para Vicente (2007):

El análisis de clusters es un método que permite descubrir asociaciones y estructuras en los datos que no son evidentes a priori, pero que pueden ser útiles una vez identificadas. Los resultados de un análisis de clusters pueden contribuir a la definición formal de un esquema de clasificación, como una taxonomía para un conjunto de objetos, a sugerir modelos estadísticos para describir poblaciones o a asignar nuevos individuos a las clases para diagnóstico e identificación (p. 2).

En este sentido, el modelo K-means funciona como una herramienta de agrupamiento en la que se dividen los datos en clusters. Según Sinaga y Yang (2020) El algoritmo K-means es un método de aprendizaje no supervisado para el clustering en el reconocimiento de patrones y el aprendizaje automático; sin embargo, el algoritmo K-means y sus extensiones siempre están influenciados por las inicializaciones, requiriendo un número de clusters necesario a priori.

Aplicación de los Modelos de Aprendizaje Automático para la Política Pública de Seguridad Alimentaria

En primer lugar, se realizó la recolección de bases de datos de distintas fuentes, tales como el DANE, Bogotá Cómo Vamos, terridata y saludata de Bogotá. A partir de estas fuentes, se construyó la base de datos con los siguientes indicadores:

- Índice de pobreza multidimensional
- Porcentaje de niños en condición de desnutrición aguda
- Porcentaje de malnutrición en personas de entre 18 y 64 Años
- Personas con inseguridad alimentaria en Bogotá
- porcentaje de malnutrición en personas mayores en 65 Años

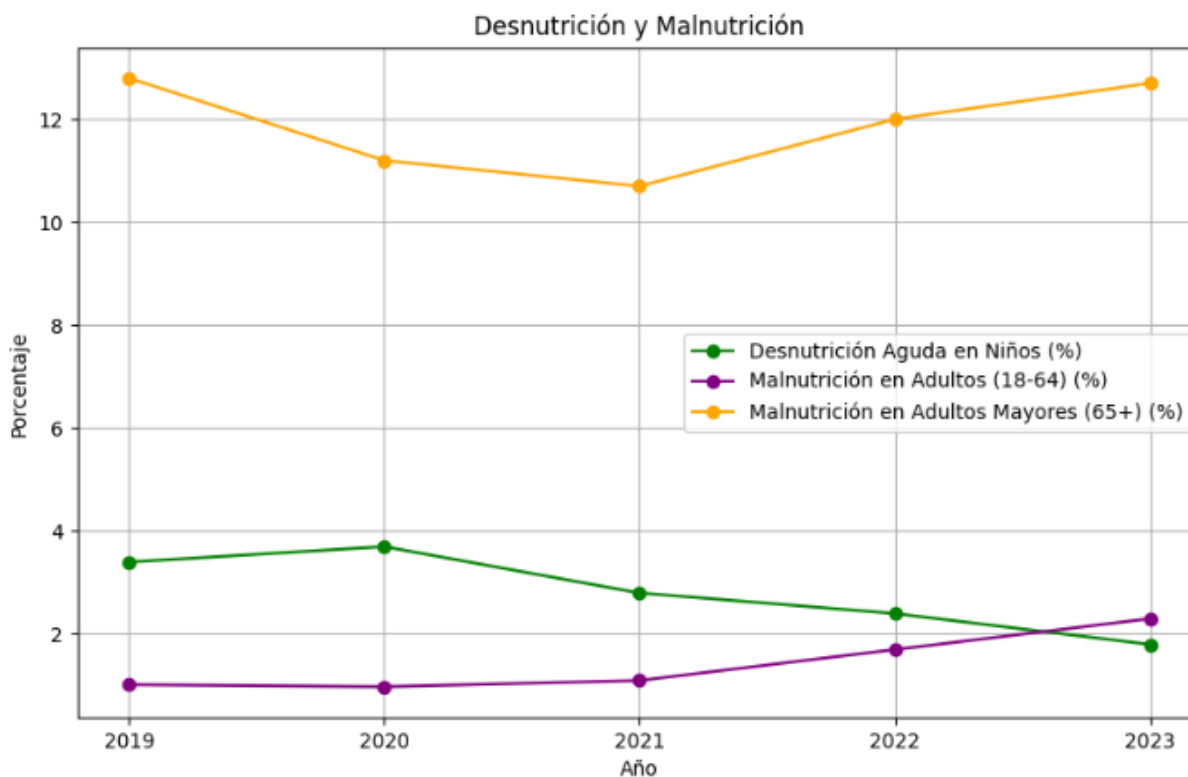
Tabla 2

Datos de Inseguridad alimentaria en Bogotá desde el 2019 hasta el 2023

Año	Hogares pobres PMD (%)	Personas en Inseguridad Alimentaria	Desnutrición Aguda en Niños (%)	Malnutrición en Adultos (18-64 años) (%)	Malnutrición en Adultos Mayores (65+ años) (%)
2023	3.6	1,800,000	1.8	2.3	12.7
2022	3.8	2,037,736	2.4	1.7	12.0

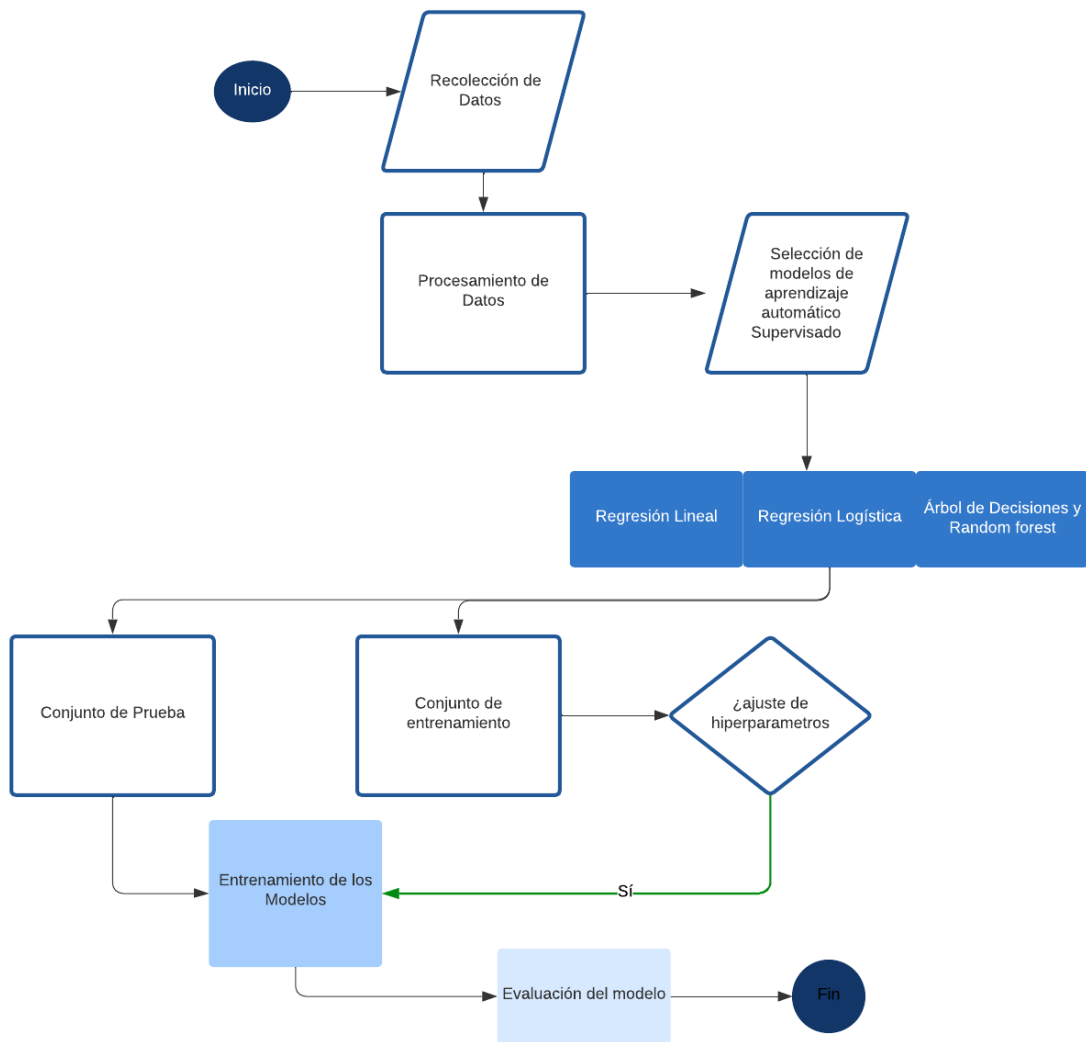
Año	Hogares pobres PMD (%)	Personas en Inseguridad Alimentaria	Desnutrición Aguda en Niños (%)	Malnutrición en Adultos (18-64 años) (%)	Malnutrición en Adultos Mayores (65+ años) (%)
2021	5.7	2,625,000	2.8	1.1	10.7
2020	7.5	3,000,000	3.7	0.98	11.2
2019	7.1	2,500,000	3.4	1.02	12.8

Nota. Información recolectada a partir de las fuentes de: Dane, Saludata, bogotá cómo vamos, y la ONU

Figura 2*Desnutrición y Malnutrición en Bogotá*

Nota. Elaboración propia con base en la información recopilada en la tabla 2

Una vez establecidos los datos, se procede a configurar los modelos de Regresión Lineal, regresión logística, árbol de decisiones y random forest. Se establecen las bases para el procesamiento de datos y se definen los conjuntos de entrenamiento y prueba para la validación de cada uno de los modelos mencionados.

Figura 3*Flujograma de Procesamiento de Datos*

Nota. Flujograma de procesamiento de datos para entrenamiento y prueba en Python.

En primer lugar, se diseñó y configuró una base de datos de distintas fuentes oficiales hasta la fecha para evaluar hasta el momento, la implementación de la política pública mediante los modelos de machine learning determinados en este escrito.

Función

X=df[['pobreza_multidimensional','desnutricion_aguda_ninos', 'malnutricion_18_64',
'malnutricion_65']]

y = df['Porcentaje_personas_inseguridad_alimentaria']

En el eje x, como variables dependientes

Hogares pobres en Bogotá (Índice de pobreza multidimensional)

porcentaje de niños en condición de desnutrición aguda

porcentaje de malnutrición en personas de entre 18 y 64

y como variable dependiente en el eje Y

Personas con inseguridad alimentaria en Bogotá

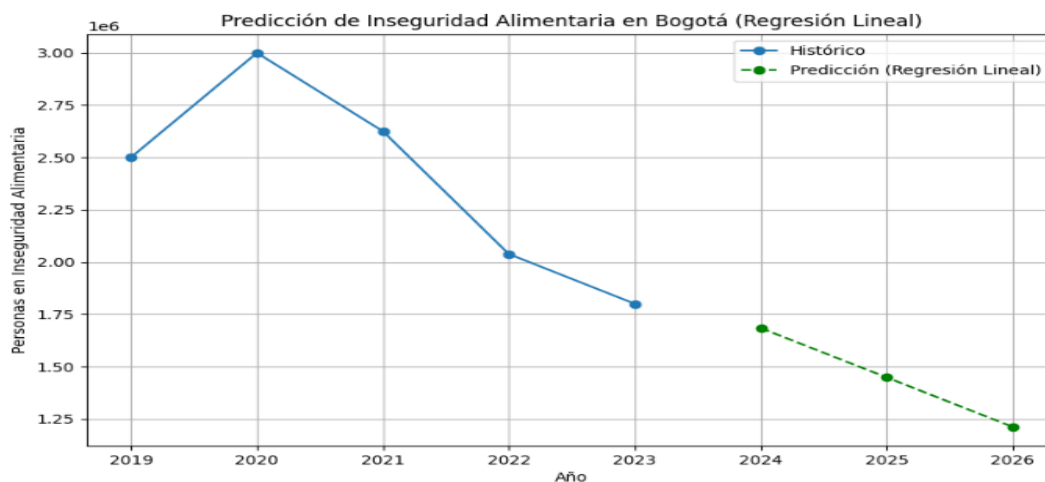
Aprendizaje Supervisado

Regresión Lineal

Para empezar, se implementa el modelo de regresión lineal con las variables anteriormente fijadas. En este sentido y mediante Python, se crea un dataframe con los datos históricos (2019-2023). Posterior a ello se establece el entrenamiento mediante las variables definidas para predecir el porcentaje de inseguridad alimentaria los datos históricos (de 2019 a 2023) para evidenciar en el modelo cómo varía la inseguridad alimentaria en función de la demás variable.

Figura 4

Predicción de Inseguridad Alimentaria en Bogotá desde el 2024 al 2026



Nota. Elaboración propia en Python a partir de la recolección de datos de plataforma “Bogotá cómo vamos” y salud data

Una vez procesada la información, se calcula el MSE y el R^2 para evaluar el ajuste del modelo, arrojando lo siguiente:

MSE (Error Cuadrático Medio): 1.7078018182693476e-24

R^2 (Coeficiente de determinación): 0.61

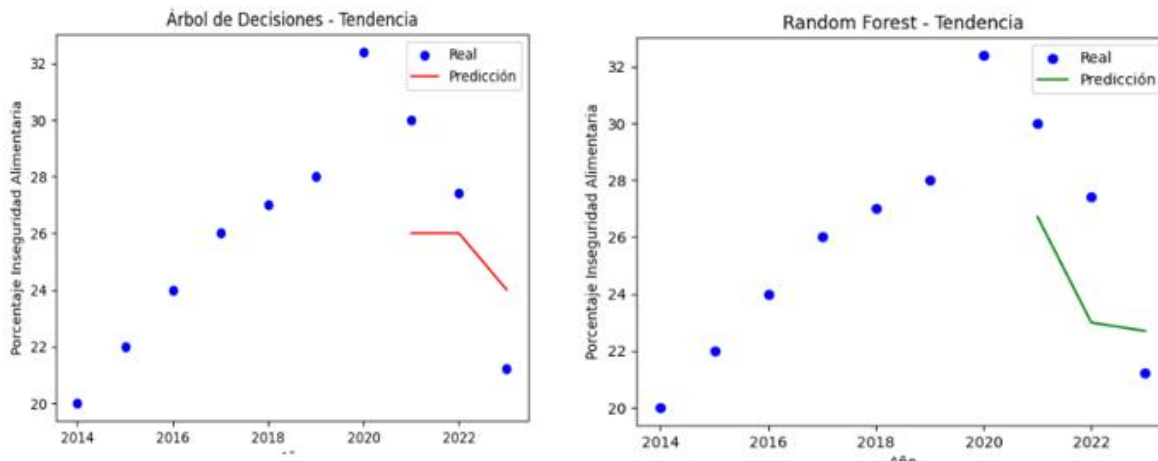
El valor MSE, mide el promedio de los errores cuadráticos las predicciones del modelo y los valores reales (Palma, 2022). En este sentido, el resultado indica los datos y las variables utilizadas, hacen que en la evaluación de la política con el modelo de regresión lineal resulte correcta y oportuna. Adicionalmente se puede apreciar que el valor es pequeño, en las predicciones para los datos y entrenamiento utilizados en el dataframe.

Por otro lado, en R^2 Coeficientes de determinación, con el valor obtenido que el modelo se ajusta correctamente los datos suministrados, siendo explicativa a las variables utilizadas. Esto se debe a que el dataframe utilizado contiene pocos puntos de datos, permitiendo que el modelo de regresión lineal ajuste perfectamente los datos, lo que puede ser la razón de los resultados.

En segundo lugar, se aplicó el modelo de árbol de decisiones y random forest en donde se utiliza el conjunto de entrenamiento de 80% de los datos para entrenar los modelos. adicionalmente, cada modelo establece las relaciones entre las relaciones entre las variables independientes (Hogares pobres PMD, personas_inseguridad_alimentaria, desnutricion_aguda_ninos) y la variable dependiente (inseguridad_alimentaria_categoria).

Figura 5

Aplicación del Modelo Árbol de Decisiones y Random Forest



Nota. Elaboración propia en Python a partir de la recolección de datos de plataforma “Bogotá cómo vamos” y salud data

Random Forest

- Error Cuadrático Medio (MSE): 4.793583999999984
- Coeficiente de Determinación (R^2): 0.2057758468335812
- Arbol de decisiones
- Error Cuadrático Medio (MSE): 2.319999999999998
- Coeficiente de Determinación (R^2): 0.6156111929307807

El valor de R^2 de 0.62 sugiere que el modelo de Árbol de Decisiones explica el 61.5% de la variabilidad de los datos. Esto implica que el modelo capta una buena parte de la relación entre las variables. Por otro lado, en el caso del modelo de random forest, el coeficiente de determinación es de 0.20, lo que indica que este modelo solo explica el 20% de la variabilidad en

los datos. En síntesis, esto precisa que el modelo random forest no está capturando bien la relación entre las variables en este conjunto de datos.

En cuanto al error cuadrático medio (MSE), el valor fue de 2.31 para el Árbol de Decisiones y de 4.79 para random Forest. Esto indica que el Árbol de Decisiones está haciendo mejores predicciones con menos errores que random Forest, utilizando la misma base de entrenamiento y las mismas variables. Este resultado destaca que random Forest está diseñado para trabajar y procesar datos más complejos y de mayor tamaño, lo cual resulta útil cuando se evalúa la política pública a largo plazo, como en el año 2031.

En cambio, el Árbol de Decisiones es más pertinente en este contexto actual. A medida que se generen más indicadores, este modelo podrá procesar y transformar los datos de manera más eficiente, proporcionando información relevante para reajustar la política pública de seguridad alimentaria en cada uno de sus momentos de evaluación.

En circunstancias para la situación en estudio, el árbol de decisiones y los bosques aleatorios pueden ser utilizados para clasificar a los hogares o comunidades tienen mayor riesgo de inseguridad alimentaria en la ciudad, tomando en cuenta un amplio conjunto de variables como puede ser ubicación, nivel de ingresos, nivel educativo y en qué puntos se concentra actualmente la población con mayor riesgo de inseguridad alimentaria en las distintas localidades para así, de manera efectiva se puedan de acuerdo a la información que proporciona el modelo.

Tabla 3*Consolidación de Métricas de Modelos de Aprendizaje Supervisado*

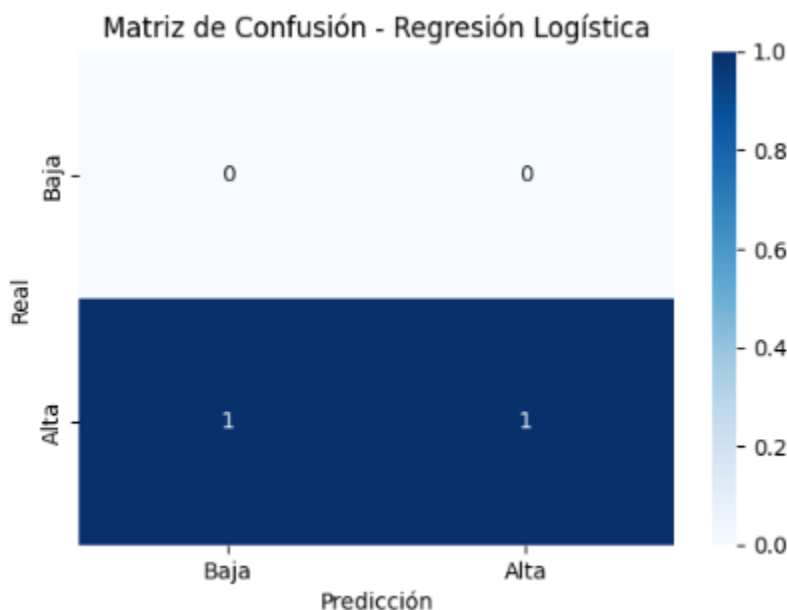
Modelo	MSE (Error Cuadrático Medio)	R ² (Coeficiente de Determinación)
Regresión Lineal	1,7078	0.61245
Random Forest	4,793584	0,205775847
Arbol de Decisiones	2,32	0,615611193

Nota. Elaboración propia

Ahora bien, en la aplicación del modelo de regresión logística, se establece una base en un 80% para el entrenamiento y un 20% para las pruebas. Sin embargo, al tratarse de un modelo de clasificación diseñado para trabajar con variables categóricas, surge una problemática al aplicarlo a los indicadores definidos por el CONPES 09. ya que la mayoría de estos indicadores, que son fundamentales para el análisis y la evaluación de la política pública, se expresan en variables numéricas. Esta discrepancia entre el tipo de datos que maneja el modelo y la naturaleza de los indicadores dificulta su adecuada implementación en este contexto.

Figura 6

Matriz de Confusión de Regresión Logística



Nota. Elaboración propia en Python a partir de la recolección de datos de plataforma “Bogotá cómo vamos” y salud data.

El resultado que se observa en la matriz de confusión indica que el modelo predijo correctamente en todos los casos que se implementaron las variables. En el único punto de la matriz, se observa que el modelo predijo una clase positiva (inseguridad alimentaria alta), aunque todas las clases reales son negativas (inseguridad alimentaria baja). El modelo refleja el valor de 0.5 lo que indica que el modelo acertó en el 50% de sus predicciones señalando que el modelo no clasifica correctamente con los datos establecidos y las variables implementadas en el ambiente de entrenamiento y la base de pruebas.

Este resultado se debe, en principio, a que las variables no son categóricas, sino principalmente numéricas. En este caso, el modelo presenta dificultades para distinguir y categorizar la inseguridad alimentaria como 'Baja' o 'Alta'. Además, la base de información no es

lo suficientemente robusta. Dado que la mayoría de los indicadores en el análisis y la evaluación de la política pública CONPES 09 son numéricos y continuos, el modelo de regresión logística no es adecuado para esta evaluación inicial. Al ser un modelo de clasificación que trabaja mejor con variables categóricas, enfrenta limitaciones al aplicarse a datos numéricos continuos.

En este sentido, la aplicación del modelo de regresión logística en la evaluación de la política pública resulta conveniente en la medida que inicialmente se requiere identificar la probabilidad que suceda un evento basado en diferentes variables independientes (predictoras) como para identificar probabilidad que a medida que los hogares o zonas marginadas con ingresos bajos inferiores a la media que estén en situación de inseguridad alimentaria, dónde además hay deficiente infraestructura.

Adicionalmente, la regresión logística puede ayudar a identificar la relación entre la disminución de ingresos de los hogares en Bogotá en el programa y la probabilidad de que el hogar se encuentre seguridad alimentaria adecuada junto variables adicionales como el número de personas del hogar, educación, etc.

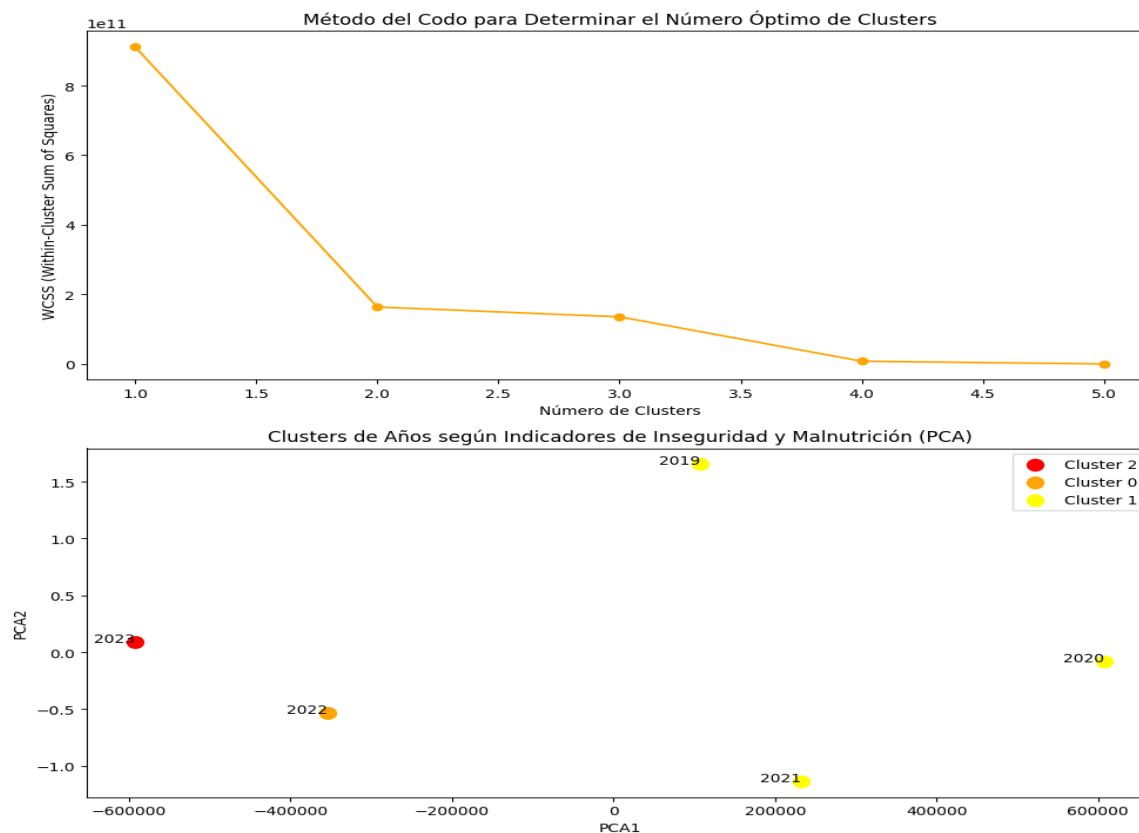
Aprendizaje no Supervisado

En el ejercicio de la aplicación de modelos no supervisados, se establece el modelo K-mean para la evaluación de la política. En este sentido se configura el agrupamiento (clustering) y se procesan los datos recopilados de inseguridad alimentaria y malnutrición en Bogotá entre los años 2019 y 2023.

Primero, se utiliza el método del codo para calcular la suma de los cuadrados internos de los clusters, aplicando el algoritmo K-Means para determinar el número óptimo de clusters. No obstante, los clusters se ajustaron manualmente para obtener una representación más precisa. En este análisis, se emplea el análisis de Componentes Principales (PCA) para reducir las dimensiones de los datos originales, que incluyen variables relacionadas con la inseguridad alimentaria y la malnutrición en Bogotá desde 2019 hasta 2023. Al reducir los datos a dos componentes principales (PCA1 y PCA2), se captura la mayor variabilidad con solo dos ejes, lo cual permite visualizar patrones.

Figura 7

Método del Codo y los Cluster de Años



Nota. Elaboración Propia

La distribución de los clusters indica que Bogotá experimentó distintos perfiles de inseguridad alimentaria y malnutrición entre 2019 y 2023. Para los años 2023 y 2022 presentan características similares y se agrupan en un mismo cluster, mientras que 2021 y 2020 también comparten similitudes en otro cluster. El año 2019, por su parte, destaca como un punto único.

Cluster 1 (amarillo): Incluye los años 2023 y 2022, lo que sugiere que estos años tuvieron similitudes en los indicadores de inseguridad alimentaria y malnutrición, pero con valores moderados sin mayor fluctuación en la comparación de la agrupación.

Cluster 0 (naranja): Agrupa los años 2021 y 2020, los cuales comparten ciertas características, reflejando fluctuaciones o cambios significativos en las condiciones sociales y económicas en la ciudad, en la que se debe principalmente a los efectos de la pandemia y sus efectos en la seguridad alimentaria y malnutrición en Bogotá.

Cluster 2 (rojo): Representa únicamente el año 2019, que se destaca como un año con un perfil único en los indicadores analizados. Esto sugiere que 2019 tuvo condiciones diferentes en términos de inseguridad alimentaria y malnutrición, y podría ser interpretado como un punto de referencia previo a los cambios ocurridos en los años posteriores.

Ahora bien, en la validación del modelo utilizado, se obtiene un coeficiente de silueta de 0.53. Este valor, al estar relativamente cercano a 1, sugiere que el modelo de clustering está captando patrones en los datos de manera adecuada con la información proporcionada. Sin embargo, es importante señalar que los clusters se ajustaron manualmente para lograr una representación más precisa. Para mejorar el agrupamiento del modelo y obtener una evaluación más confiable del coeficiente de silueta, sería necesario contar con un conjunto de datos más amplio. Esto permitiría establecer condiciones óptimas de agrupación y realizar un análisis de datos más detallado para la política pública.

Conclusión

En el presente trabajo se analizó la aplicación de modelos de machine learning en la evaluación de políticas públicas, específicamente en el contexto de la seguridad alimentaria para la ciudad de Bogotá. La implementación de estos modelos demostró ser una herramienta eficaz para comprender mejor los patrones de inseguridad alimentaria en la ciudad. A través de estos métodos, se identificaron y predijeron áreas y poblaciones en riesgo, lo cual facilita intervenciones más focalizadas y eficientes. Estos hallazgos subrayan el valor del machine learning como un recurso valioso para la administración pública, apoyando la toma de decisiones basada en evidencia.

Si bien los modelos presentan ventajas en términos de clasificación y segmentación de datos, el Árbol de Decisión mostró un mejor ajuste en comparación con el Random Forest para el conjunto de datos analizado. Esto sugiere que, para la situación actual de Bogotá y el tamaño de los datos disponibles, el Árbol de Decisión es más eficaz en la clasificación y predicción del estado de inseguridad alimentaria, especialmente para el análisis intermedio de la política.

No obstante, también se identificaron limitaciones en la aplicación de estos modelos específicos. Dadas las características de la política pública y la naturaleza de los datos, predominantemente numéricos, la regresión logística mostró limitaciones, ya que este modelo está diseñado para variables categóricas. Así, aunque esta herramienta tiene potencial para la predicción y el análisis de información, en el estado actual de la evaluación de la política pública de seguridad alimentaria, su aplicación no resulta adecuada. Por otro lado, el modelo de regresión lineal se adaptó mejor a la base de datos disponible, permitiendo una predicción precisa del rendimiento de la política y de la evolución de la inseguridad alimentaria en la ciudad para los próximos años.

La implementación de estos modelos de Machine Learning en la evaluación de la política pública de seguridad alimentaria de Bogotá permite obtener un panorama más claro sobre los impactos parciales de la política en los años en los que se ha ejecutado. Además, ofrece a las autoridades distritales herramientas para abordar la problemática alimentaria de la ciudad, apoyando la toma de decisiones informada y basada en datos. La aplicación de Machine Learning en la gestión gubernamental y en políticas públicas sigue siendo un campo emergente; sin embargo, es imperativo que las instituciones públicas locales, regionales y nacionales exploren e integren estas herramientas avanzadas en la formulación, implementación y evaluación de políticas públicas. Esto contribuirá a generar valor público y a desarrollar soluciones sostenibles y efectivas que impacten positivamente en la calidad de vida de los habitantes.

Recomendaciones

En primer lugar, a lo largo del desarrollo de la monografía se logró evidenciar que la literatura existente es limitada, ya que la relación entre el machine learning y las políticas públicas es un área emergente. Esto resalta la necesidad de explorar investigaciones específicas que hayan utilizado modelos avanzados en contextos similares. Es importante destacar que los futuros estudios deberían incluir casos internacionales donde el uso de estos algoritmos haya permitido abordar problemáticas como la seguridad alimentaria, con el fin de enriquecer el marco conceptual y proporcionar una base teórica más robusta para el análisis.

Además, es relevante profundizar en el análisis de los modelos de machine learning. Aunque en este trabajo se abordaron técnicas como la regresión logística, el Árbol de Decisiones y random Forest, sería valioso explorar otros algoritmos avanzados, como gradient boosting machines o support vector machines. Estos modelos pueden proporcionar mejores resultados en problemas complejos y con múltiples variables; sin embargo, requieren bases de datos mucho más robustas de las que se utilizaron en este trabajo para obtener métricas más precisas y generar acciones concretas para optimizar la toma de decisiones en la evaluación de políticas públicas. Así mismo, sería útil realizar un análisis comparativo detallado entre los modelos utilizados, justificando las diferencias en su rendimiento según las características específicas de los datos disponibles, y analizar su aplicabilidad en múltiples políticas públicas en diferentes países para identificar tendencias y desafíos comunes.

Ahora bien, la diversidad de los datos utilizados también debe ser considerada en futuras investigaciones. Se recomienda incorporar indicadores adicionales, como datos relacionados con salud pública, desigualdad socioeconómica o pobreza extrema, que podrían ofrecer una visión más integral de las problemáticas abordadas. Cabe mencionar que en este escrito no se

descartaron estos indicadores por falta de relevancia, sino debido a la limitada base de información que posee el Distrito de Bogotá. Esta deficiencia en la disponibilidad y calidad de datos subraya la importancia de fortalecer los sistemas de recolección y gestión de información a nivel institucional. Contar con bases de datos más completas, actualizadas y estructuradas permitirá una evaluación más precisa de las políticas públicas, así como la implementación de modelos más sofisticados que respondan a las necesidades específicas del territorio.

Referencias Bibliográficas

- Abdalá, M. B., Lacroix Eussler, S., & Soubie, S. (2019). *La política de la Inteligencia Artificial: sus usos en el sector público y sus implicancias regulatorias*. Documento de trabajo, 185.
- Arana, C. (2021). *Modelos de aprendizaje automático mediante árboles de decisión* (No. 778). Serie Documentos de Trabajo.
- Arango-Bautista, C. H., Mujica-Duarte, A. L., & Escobar-Diaz, F. A. (2017). *Aplicación de una guía metodológica para evaluar políticas públicas en salud y evaluación de la política de seguridad alimentaria y nutricional*. *Revista de Salud Pública*, 19, 268-275.
- Arciniegas, C. E. P., & del Pilar Villamil, M. (2015). *Uso de Regresión Logística para predecir deserción estudiantil temprana* (Doctoral dissertation, Uniandes).
- Astorga, A., & Facio, L. (2009). *¿Qué son y para qué sirven las Políticas Públicas?* *Contribuciones a las ciencias sociales*, 5.
- Aulestia-Guerrero, E. M., & Capa-Mora, E. D. (2020). *Una mirada hacia la inseguridad alimentaria sudamericana*. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 2507-2517.
- Bertorello, N. B., Minin, F., Viscardi, S., & Junyent, C. R. (2024). *Disponibilidad de alimentos de origen vegetal en Argentina, Chile y Uruguay en los últimos 60 años*. *Revista Methodo: Investigación Aplicada a las Ciencias Biológicas*, 9(1), 11-12.
- Betancourt García, M. (2017). *Política de seguridad alimentaria nutricional (SAN) y desarrollo territorial en Colombia*. Escuela Superior de Administración Pública ESAP.
- Bogotá Cómo Vamos. (2023). *Informe sobre la primera infancia 2023*. Bogotá Cómo Vamos. https://bogotacomovamos.org/wpcontent/uploads/2024/08/INFORME_PRIMER_A_INFANCIA_2023

- Brito Pacheco, C. D., & Brito Loeza, C. F. (2018). *Un modelo nuevo variacional para la clasificación binaria en el contexto de aprendizaje automático supervisado*. Ingeniería, 22(2), 1-8.
- Brusil Cruz, C. A. (2020). *Análisis comparativo entre aprendizaje supervisado y aprendizaje semi-supervisado para la clasificación de señales sísmicas vulcanológicas del volcán Cotopaxi* (Bachelor's thesis, Quito, 2020).
- Cardozo Brum, M. I. (2021). *Evidencia: conceptos y usos en la evaluación de políticas y programas públicos*. Iztapalapa. Revista de ciencias sociales y humanidades, 42(90), 205-232.
- Carpio, P. (2016). *El Buen Vivir y la economía social y solidaria. El Buen Vivir como paradigma societal alternativo*. Economistas sin Fronteras, 23, 28-34.
- CONPES 113 de 2007. *Consejo Nacional de Política Económica y Social*. República de Colombia.
- Consejo Nacional de Política Económica y Social (CONPES). (2018). *Política Pública de Seguridad Alimentaria y Nutricional*.
- Correa, N. B., & Páez, M. A. L. (2024). *Regresión Logística Técnica de Machine Learning para predicciones académicas*. XIKUA Boletín Científico de la Escuela Superior de Tlahuelilpan, 12(Especial), 71-80.
- Denis, G., Paz, M., Sacher, R., González, N., & Pombo, C. (2021). *Uso responsable de IA para política pública: Manual de formulación de proyectos*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://www.iadb.org/sites/default/files/2021-07/Uso-responsable-de-IA-para-politica-publica-manual-de-formulacion-de-proyectos.pdf>

- Enciso, C. Y. (2021). *Análisis de la implementación de la política pública de seguridad alimentaria y nutricional en Bogotá D.C para el periodo 2012-2015* [Monografía]. Repositorio Institucional UNAD. <https://repository.unad.edu.co/handle/10596/4217>
- Escudero, W. S. (2020). *Big data: desafíos para la política pública*. Revista del CLAD Reforma y Democracia, (76), 57-70.
- Forero-Corba, W., & Negre Bennasar, F. (2024). *Techniques and applications of Machine Learning and Artificial Intelligence in education: a systematic review*. RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia, 27(1), 209-253. <https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37491>
- Gelvez-Ferreira, J. D., Nieto-Rodríguez, M. P., & Rocha-Ruiz, C. A. (2022). *Prediciendo el crimen en ciudades intermedias: un modelo de "machine learning" en Bucaramanga, Colombia*. URVIO Revista Latinoamericana de Estudios de Seguridad, (34), 82-98.
- Gómez, C. A. R. (2020). *Aplicación del machine learning en agricultura de precisión*. Revista Cintex, 25(2), 14-27.
- Gutiérrez Ossa, J. A., Restrepo Avendaño, R. D., & Zapata Hoyos, J. S. (2017). *Formulación, implementación y evaluación de políticas públicas desde los enfoques, fines y funciones del Estado*. Revista CES Derecho, 8(2), 333-351.
- Jiménez, A. Z., Prada, G. E., & Fernando Herrán, O. (2012). *Escalas para medir la seguridad alimentaria en Colombia: ¿son válidas?*. Revista chilena de nutrición, 39(1), 8-17.
- Leiva, J. (2018). *Política pública de seguridad alimentaria en Bogotá*.
- Macías, A. Á., & Mallen, R. W. C. (2014). *La seguridad alimentaria y las políticas públicas. Una visión conceptual*. Sociedades rurales, producción y medio ambiente, (27), 97-126.

- Martínez-Rodríguez, J. C., García-Chong, N. R., Trujillo-Olivera, L. E., & Noriero-Escalante, L. (2015). *Inseguridad alimentaria y vulnerabilidad social en Chiapas: el rostro de la pobreza*. *Nutrición Hospitalaria*, 31(1), 475-481.
- Montoya, R. A., Santa Chávez, J. J., & Mora, J. D. J. V. (2013). *Aplicación del aprendizaje automático con árboles de decisión en el diagnóstico médico*. *Cultura del cuidado*, 10(1), 63-72.
- Moreno González-Páramo, L. (2017). *Herramientas avanzadas de análisis de datos de aplicación en ingeniería civil: Machine Learning using Python*.
- Moreno, J. E. G. (2018). *Las plazas distritales de mercado en Bogotá: una mirada de la inseguridad alimentaria y el consumo de alimentos en la localidad de Barrios Unidos*. *Revista CIFE: Lecturas de Economía Social*, 20(32), 139-166.
- Mundo-Rosas, V., Unar-Munguía, M., Hernández, M., Pérez-Escamilla, R., & Shamah-Levy, T. (2019). *La seguridad alimentaria en los hogares en pobreza de México: una mirada desde el acceso, la disponibilidad y el consumo*. *Salud pública de México*, 61(6), 866-875.
- Núñez Torres, F., & Pérez Cabello de Alba, M. B. (2024). *Revisión de métodos para la desambiguación léxica automática: aprendizaje automático y medidas de relación y similitud semánticas*. *Onomázein*, (64), 249–267.
<https://doi.org/10.7764/onomazein.64.14>
- Palma, R. P. (2022). *Análisis crítico del coeficiente de determinación (R²), como indicador de la calidad de modelos lineales y no lineales*. *Matemática*, 20(2).

- Pastor Sainz-Pardo, I. (2023). *El papel del INAP en el aprendizaje de políticas públicas*. Gestión y Análisis de Políticas Públicas. Nueva época, (31), 126-139. Instituto Nacional de Administración Pública (INAP).
- Pastorino, L. F. (2020). *La seguridad alimentaria—un concepto pretencioso*. Przegląd Prawa Rolnego, (2(27)), 183-206.
- Pérez Tamayo, E. M., Aguirre Henao, C. D., & Tamayo Castro, J. A. (2020). *Recomendaciones de política pública como estrategia reflexiva en los estudios de políticas alimentarias y nutricionales en Colombia 2000-2015*. Perspectivas en Nutrición Humana, 22(2), 203-220. <https://doi.org/10.17533/udea.penh.v22n2a07>
- Pérez Verona, I. C., & Arco García, L. (2016). *Una revisión sobre aprendizaje no supervisado de métricas de distancia*. Revista Cubana de Ciencias Informáticas, 10(4), 43-67.
- Programa Mundial de Alimentos (WFP). (2023). *La inseguridad alimentaria moderada y severa en Colombia alcanza el 30%*. Recuperado de: <https://es.wfp.org/noticias/la-inseguridad-alimentaria-moderada-y-severa-en-colombia-alcanza-el-30>
- Quitián-Ayala, L. L., & Acevedo-Osorio, Á. (2024). *Los mercados campesinos como estrategia de sustentabilidad en los sistemas alimentarios de Cundinamarca, Colombia*. Revista de Investigación Agraria y Ambiental, 15(1), 115-135.
- Rojas Pari, R. J. (2021). *Modelo de Aprendizaje Automático Supervisado para Identificar Patrones de Bajo Rendimiento Académico en los Ingresantes al Instituto de Educación Superior Pedagógico Público—Juliaca*.
- Rubio Campos, J. (2019). *Aprendizaje de políticas públicas. El caso del Instituto Coahuilense de Acceso a la Información Pública en México*. Revista Opera, (25), 187-212.

- Sahu, S. K., Mokhade, A., & Bokde, N. D. (2023). *An overview of machine learning, deep learning, and reinforcement learning-based techniques in quantitative finance: recent progress and challenges*. Applied Sciences, 13(3), 1956.
- Secretaría Distrital de Desarrollo Económico. (2022). *Política Pública de Seguridad Alimentaria y Nutricional del Distrito Capital*.
- Torrealba Del Papa, L. A. (2023). *Uso de técnicas de aprendizaje automático no supervisado para la caracterización de señales médicas en registros polisomnográficos* (Trabajo de fin de grado, Universidade da Coruña. Facultade de Informática). Repositorio institucional de la Universidade da Coruña.
- Vargas V., A. (1999). Notas sobre el estado y las políticas públicas. *Almudena*, Bogotá, pág. 57.
- Villa, A. A. Á., Cruz, Z. D. R., & Bello, M. G. (2024). *Apuntes teórico-metodológicos para el diseño de sistemas de información sobre seguridad alimentario-nutricional en Villa Clara*. Directivo al Día, 23(3), 1-16.
- Villardón, J. L. V. (2007). *Introducción al análisis de clúster*. Departamento de Estadística, Universidad de Salamanca. 22p.
- Vivero, J., & Ramírez, P. (2009). *Leyes, políticas e instituciones contra el hambre en el contexto latinoamericano*. En Derecho a la alimentación, políticas públicas e instituciones contra el hambre. LOM Ediciones y Fundación Henry Dunant América Latina, Santiago de Chile, pág. 124.