



**MÁSTER EN EMPRESA Y TECNOLOGÍAS DE LA
INFORMACIÓN**

CURSO ACADÉMICO 2023/2024

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**HACIA UNA AGRICULTURA INTELIGENTE: APLICACIONES DE
LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SU IMPACTO EN LA
ECONOMÍA DEL FUTURO**

***APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO
AGRICULTURE AND THEIR IMPACT ON THE ECONOMY
OF THE FUTURE***

AUTORA: LINA MARGARITA ALBOR COGOLLO

DIRECTOR: ÁNGEL COBO

SEPTIEMBRE 2024

DECLARACIÓN RESPONSABLE

El/La autor/a es el único responsable del contenido del Trabajo Fin de Máster que se presenta. La Universidad de Cantabria, así como los profesores directores del mismo, no son responsables del contenido último de este Trabajo. En tal sentido, el/la autor/a se hace responsable:

1. De la AUTORÍA Y ORIGINALIDAD del trabajo que se presenta.
2. De que los DATOS y PUBLICACIONES en los que se basa la información contenida en el trabajo, o que han tenido una influencia relevante en el mismo, han sido citados en el texto y en la lista de referencias bibliográficas.

El/La autor/a declara que el Trabajo Fin de Máster tiene una extensión de entre 10.000 y 17.500, excluidas tablas, gráficos y bibliografía.

Firmado por:



Lina Margarita Albor Cogollo

ÍNDICE DE CONTENIDO

RESUMEN.....	- 5 -
ABSTRACT.....	- 5 -
1. INTRODUCCIÓN.....	- 6 -
2. MARCO TEÓRICO.....	- 7 -
2.1. CONCEPTOS CLAVE EN IA	- 7 -
2.1.1. Inteligencia Artificial.....	- 7 -
2.1.2. Machine Learning, ML.....	- 8 -
2.1.3. Deep Learning, DL	- 9 -
2.2. IDENTIFICACIÓN DE TENDENCIAS Y DESAFÍOS ACTUALES	- 10 -
2.2.1. Tendencias	- 10 -
2.2.2. Desafíos.....	- 11 -
3. IMPLICACIONES DE LA IA EN LA “ECONOMÍA DEL FUTURO”	- 15 -
3.1. AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS	- 15 -
3.2. AUMENTO DE PRODUCTIVIDAD	- 16 -
3.3. OPTIMIZACIÓN DE RECURSOS.....	- 17 -
4. DESCRIPCIÓN DEL SECTOR AGRÍCOLA	- 17 -
4.1. OPORTUNIDADES DE LA IA EN LA AGRICULTURA	- 18 -
4.2. CONTRIBUCIÓN A LA CONSECUCCIÓN DE LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE	- 21 -
4.3. COLOMBIA.....	- 23 -
4.3.1. Participación del sector agrícola en el PIB de Colombia.....	- 23 -
4.3.2. Otros datos relevantes del sector	- 24 -
5. ESTUDIO DE CASO	- 25 -
5.1. DESCRIPCIÓN DE LOS MÉTODOS/MODELOS A UTILIZAR	- 25 -
5.1.1. Redes Neuronales Perceptrón Simple	- 25 -
5.1.2. Redes Neuronales Recurrentes (RNN)	- 26 -
5.1.3. Redes GRU y LSTM.....	- 27 -
5.2. CONJUNTO DE DATOS UTILIZADOS	- 27 -
5.3. HERRAMIENTAS DE DESARROLLO.....	- 29 -
6. DESARROLLO Y EXPERIMENTACIÓN	- 29 -
6.1. DATA ANÁLISIS: ROAD MAP	- 30 -
6.2. PRESENTACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS	- 32 -
6.3. EVALUACIÓN DE LOS MODELOS UTILIZADOS.....	- 42 -
6.4. PROPUESTAS PARA FUTURAS INVESTIGACIONES EN EL SECTOR AGRICOLA	- 43 -
7. CONCLUSIONES.....	- 44 -
BIBLIOGRAFÍA.....	- 47 -

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1 Diagrama de Venn.....	- 8 -
Ilustración 2 Visualización del visor geográfico ambiental de la Secretaría de Medio Ambiente de Bogota D.C	- 19 -
Ilustración 3 Arquitectura de un perceptrón simple	- 26 -
Ilustración 4 Funcionamiento de la red neuronal recurrente.....	- 26 -
Ilustración 5 Visualización del entorno de trabajo Google Colab.	- 29 -
Ilustración 6 Visualización de la evolución de los precios del aguacate hass y papelillo.....	- 31 -
Ilustración 7 Visualización del funcionamiento del modelo.....	- 33 -
Ilustración 8 Visualización del funcionamiento del modelo, predicciones a corto plazo.....	- 34 -
Ilustración 9 Visualización del funcionamiento del modelo, predicciones a medio-largo plazo.....	- 35 -
Ilustración 10 . Visualización del funcionamiento del modelo.....	- 34 -
Ilustración 11 Visualización del funcionamiento del modelo, comparación de datos reales y resultantes de las predicciones usando RNN.....	- 36 -
Ilustración 12 Visualización del funcionamiento del modelo, con la función de activación por defecto.	- 37 -
Ilustración 13 Visualización del funcionamiento del modelo, con la función de ReLU.....	- 38 -
Ilustración 14 Visualización del funcionamiento del modelo, con la función de activación identidad.....	- 38 -
Ilustración 15 Visualización del funcionamiento del modelo LTMS.....	- 40 -
Ilustración 16 Visualización del funcionamiento del modelo GRU.	- 41 -

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Contribución de la tecnología a la consecución de los ODS.....	- 22 -
Tabla 2 Fuentes de información primaria.	- 28 -

RESUMEN

Se vive en una era en la que la Inteligencia Artificial (IA) ha dejado de ser una tecnología futurista para convertirse en una parte integral de nuestras vidas diarias. Desde asistentes móviles que nos despiertan y nos informan del clima, hasta recomendaciones personalizadas de productos y servicios, la IA está transformando la manera en la que se hacen las cosas, mejorando la eficiencia de los procesos y dando sentido lógico a la enorme cantidad de datos que se generan continuamente.

Este Trabajo Fin de Máster se centra en el análisis y la aplicación de la IA en la “Economía del Futuro”, destacando la automatización de procesos, el aumento de la productividad y la optimización de los recursos. Poniendo especial atención en la agricultura y evaluando las oportunidades que la IA ofrece para este sector.

Finalmente, se presenta un estudio de caso de desarrollo y experimentación, donde se realiza un análisis de datos de series temporales para intentar predecir el precio del aguacate en el mercado Colombiano, se comentan los resultados obtenidos, se realiza la evaluación de los algoritmos y modelos utilizados y algunas propuestas para futuras investigaciones, con el objetivo de maximizar el impacto positivo de la IA en el sector agrícola.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, Automatización, Series Temporales, Modelos de IA, Algoritmos, Agricultura Inteligente.

ABSTRACT

We are living in an era in which Artificial Intelligence (AI) is no longer a futuristic technology and has become an integral part of our daily lives. From mobile assistants that wake us up and tell us the weather to personalized recommendations for products and services, AI is transforming the way we do things, improving process efficiency and making logical sense of the enormous amount of data continuously generated.

This Master’s final project is focused on the analysis and application of AI in the “Economy of the Future”, highlighting the automation of processes, increased productivity and optimization of resources. Paying special attention to the agriculture and evaluating the opportunities that AI offers for this sector.

Finally, a case study of development and experimentation is presented, we make an analysis of time series data to try to predict the price of avocado in the Colombian market, we present the results obtained and the evaluation of the algorithms and models used, also, some proposals for future research, with the aim of maximizing the positive impact of AI in the agricultural sector.

Key Words: Artificial Intelligence, Automation, Time Series Data, AI Models, Algorithms, Intelligence to Agriculture.

1. INTRODUCCIÓN

Nos suena familiar que a las 7:00 de la mañana nos despierte nuestra asistente móvil y que a través de “Oye Siri” ó “Alexa” ponga la música que nos gusta, nos relate el estado del clima y podamos ver en tiempo real cuanto tardará en pasar el próximo autobús que nos lleva hasta el trabajo. En el transcurso del día, recibimos en nuestro e-mail o móvil infinidad de recomendaciones de algún producto o servicio que hemos estado necesitando, y cuando regresamos a casa, casualmente nos sentimos atraídos por alguna serie o película que coincide con nuestros gustos y preferencias. Esto es la evidencia que lo que parecía una tecnología lejana y poco realista, hoy en día hace parte de nuestras rutinas diarias y ha llegado para transformar la manera de hacer las cosas.

La Inteligencia Artificial permite hacer los procesos más eficientes y lo más importante, dar un sentido lógico a la cantidad de datos que se generan en todo momento, aportando un impacto en los diferentes sectores de la economía global.

Este Trabajo Fin de Máster está estructurado en 7 capítulos. Tras la introducción, en el segundo capítulo se definirán algunos conceptos clave de la IA, se analizarán las tendencias y desafíos actuales en este campo, para más tarde, en el tercer capítulo examinar las implicaciones de la IA en “La Economía del Futuro”, destacando la automatización de procesos, el aumento de la productividad y la optimización de los recursos.

A continuación, en el cuarto capítulo, se proporcionará una descripción detallada del sector agrícola en la economía Colombiana, subrayando su participación en el PIB y otros datos relevantes; y se evaluará las oportunidades que la IA ofrece en este sector. También discutiremos cómo estas tecnologías pueden contribuir a la consecución de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) propuestos en la agenda 2030 de la ONU.

Se finalizará con un estudio de caso de desarrollo y experimentación, donde inicialmente se describen los métodos y modelos de IA a utilizar, incluyendo el perceptrón simple, redes neuronales recurrentes y redes GRU y LSTM. También se detallan los conjuntos de datos y las herramientas de desarrollo empleadas. Y por último, en el sexto capítulo de este trabajo se incluye un análisis de datos, la presentación de los resultados obtenidos, la evaluación de los modelos utilizados y algunas propuestas para futuras investigaciones en el sector agrícola, con el objetivo de maximizar el impacto positivo de la IA en este sector, fundamental para la economía general.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. CONCEPTOS CLAVE EN IA

La inteligencia artificial parece que ha salido de las pantallas de las películas de ciencia ficción y ha dejado de ser una aspiración futurista para convertirse en una realidad en todos los aspectos de nuestra vida. En este capítulo, se explorarán una serie de conceptos fundamentales relacionados con la IA.

2.1.1. *Inteligencia Artificial*

De una forma sencilla, se puede definir la IA, como la capacidad que tienen las máquinas para, a través de algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano. Sin embargo, a diferencia de las personas, los dispositivos basados en IA no necesitan descansar y pueden analizar grandes volúmenes de información a la vez (Rouhiainen, 2018).

Es cierto que actualmente se habla mucho de IA, pero este no es un concepto nuevo, en la década de los 50 del siglo pasado, Alan Turing ya planteó la incógnita sobre si las máquinas serían capaces de pensar. De ahí surgió, lo que ahora se conoce como “*el test de Turing*”, que se utiliza para determinar si una computadora puede ser tan inteligente como un ser humano (Rios, 2023). Esta situación se ejemplifica en un fragmento de la película (*Ex Machina*, 2014), donde se expone a un humano a dos conversaciones, una realizada por una máquina y la otra por un ser humano; si la persona en prueba no es capaz de distinguir cuál es la máquina, se sobreentiende que esta es tan inteligente como el humano.

Sin embargo, Turing no era el único que se ocupaba de estos temas, en 1956, John McCarthy propuso en la Conferencia de Dartmouth “*explorar la conjetura de que cualquier aspecto del aprendizaje o cualquier otro aspecto de la inteligencia puede ser, en principio, descrita de forma tan precisa que se puede hacer que una máquina lo simule*” (De la Cruz García & Bencomo, 1989).

Desde ese momento hasta la actualidad, su evolución ha sido constante y exponencial, surgiendo nuevas disciplinas pertenecientes a la IA, tales como Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL); tal y como se muestra en el siguiente diagrama de Venn:

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro



Ilustración 1 Diagrama de Venn
Muestra la relación entre distintas subáreas de la inteligencia artificial (Abeliuk & C, 2021).

2.1.2. Machine Learning, ML

El aprendizaje automático, es la disciplina de la ciencia de datos que permite que las máquinas aprendan sin ser programadas con reglas específicas. (Olivas, M, R.G, & B.C, 2023).

Para que un sistema computacional pueda hacer actividades de ML se requieren tres recursos: 1) Datos, 2) Algoritmos, series de acciones matemáticas o lógicas para detectar patrones en esos datos; y 3) herramientas estadísticas, como supuestos estadísticos y técnicas de modelado.

De esta manera, cuando al sistema se le introducen varios conjuntos de datos (bases de datos), son capaces de construir modelos con esa información, para identificar patrones, los cuales son representados en forma de expresiones matemáticas, tablas o gráficos. Y a partir de esos patrones identificados, que serían la nueva información obtenida, se podrían descubrir ciertos antecedentes y a partir de ahí, hacer predicciones que permitan tomar decisiones.

Sobre la base de que a las máquinas hay que indicarles cómo aprender, el ML se subdivide en:

1. **Aprendizaje Supervisado:** el algoritmo produce una función que establece una correspondencia entre las entradas (inputs) y las salidas (outputs) deseadas del sistema. Esta técnica constituye un algoritmo de aprendizaje basado en ejemplos de datos previamente etiquetados. Un caso de uso de este tipo de algoritmo es el problema de clasificación, donde el sistema de aprendizaje trata de etiquetar (clasificar) una serie de datos utilizando variables/ categorías/ clases (Arteaga, 2015).

2. **Aprendizaje no Supervisado:** todo el proceso de modelado se lleva a cabo sobre un conjunto de ejemplos formado tan solo por entradas al sistema. No se tiene información sobre las categorías de esos ejemplos. Esta técnica constituye un tipo de aprendizaje por observación y descubrimiento, donde el sistema de aprendizaje analiza una serie de entidades y determina que algunas tienen características comunes, por lo que pueden ser agrupadas formando un concepto (Arteaga, 2015).
Su capacidad de descubrir similitudes y diferencias en la información lo convierten en la solución ideal para el análisis de datos exploratorios, las estrategias de venta cruzada, la segmentación de clientes y el reconocimiento de imágenes.
3. **Aprendizaje por Refuerzo:** El aprendizaje por refuerzo (Reinforcement Learning en inglés, RL) es una técnica de inteligencia artificial, inspirada en la psicología conductual, donde un agente (la máquina en este caso) aprende a través de la interacción con un entorno. La máquina aprende continuamente las leyes que rigen el entorno a partir de sus propias acciones y las consecuencias o recompensas que estas tienen. Su objetivo final es realizar las mejores acciones posibles que le permitan obtener mayores recompensas (Arnau, Sánchez Pérez, L.M, & E.A, 2023). Dentro de los casos de uso más populares, se encuentra la personalización del marketing, para sugerir anuncios de productos y/o servicios a los usuarios en función de sus interacciones.

En resumen, el Machine learning tiene la capacidad de aprender y mejorar en las iteraciones de forma automática, no es casualidad su gran uso en variedad de aplicaciones de predicción, reconocimiento y otras que estudiaremos con más detalle en apartados posteriores.

2.1.3. Deep Learning, DL

El aprendizaje profundo es un área del aprendizaje automático que se inspiró en la forma en que funciona nuestro cerebro, al utilizar una variedad de capas a las que nos referimos como redes neuronales; cada capa del proceso toma información diferente (de forma jerárquica) para luego generar resultados (Yunji, y otros, 2024).

El término “profundo” se refiere a la complejidad de éstas, es decir, la cantidad de capas (redes neuronales artificiales) que tienen. Esta profundidad es lo que permite a los modelos de deep learning aprender y entender patrones en conjuntos de datos masivos, como imágenes, texto o audio sin la intervención humana.

Las aplicaciones del mundo real que utilizan deep learning forman parte de nuestra vida diaria, pero en la mayoría de los casos, están tan bien integradas en los productos y servicios que los usuarios desconocemos el complejo procesamiento de datos que éstas se encuentran realizando en un segundo plano. Un claro ejemplo son los asistentes digitales y los controles habilitados por voz, como el conocido “Alexa” de Amazon o “Siri” para el ecosistema iOS.

2.2. IDENTIFICACIÓN DE TENDENCIAS Y DESAFÍOS ACTUALES

La inteligencia artificial ha demostrado su potencial para transformar numerosas actividades, en este apartado, se explorarán algunas de las tendencias y desafíos actuales; al comprender estos aspectos, estaremos mejor preparados para afrontarlos.

2.2.1. Tendencias

- 1) **Modelos más grandes y complejos:** existe una creciente tendencia hacia el desarrollo de modelos de inteligencia artificial que pueden comprender y procesar los datos y el lenguaje natural de forma más eficiente; estos sistemas cuentan con más capas neuronales que les permite realizar tareas más sofisticadas y precisas (Cárdenas, 2023).

Estas tareas también pueden ser adaptadas de acuerdo al campo o sector que lo demande; algunas evidencias de que la IA está transformando la forma en la que se interactúa con el mundo, son las aplicaciones donde destaca su uso, como el diagnóstico médico, la gestión financiera, pasando por la logística, el comercio electrónico y la educación.

- 2) **IA Generativa:** la IA generativa es un tipo de inteligencia artificial conocida popularmente por crear contenido nuevo y original. Técnicamente, está conformada por redes neuronales, que funcionan como un conjunto de nodos que trabajan juntos, pasándose información y combinando sus habilidades para resolver el prompt¹. La primera capa recibe la información inicial (prompt), después, pasan la información a la siguiente capa, otro equipo de nodos con habilidades diferentes. Este proceso continúa hasta que la última capa de neuronas, o el último equipo de nodos, produce la respuesta final o resultado de la tarea (Cárdenas, 2023).

De forma comparativa, la IA tradicional hace referencia a los sistemas de inteligencia artificial que pueden realizar tareas específicas siguiendo reglas o algoritmos predeterminados, por su parte, la IA generativa, puede aprender de los datos y generar nuevo contenido en diferentes formatos.

- Generación de imágenes y diseño.
- Creación de contenido multimedia: voz y música.
- Generación de texto y escritura.

- 3) **Visión por computadora:** es un campo de la inteligencia artificial que se centra en desarrollar sistemas informáticos capaces de interpretar, analizar y comprender el contenido visual del mundo real, capturados a través de sensores ópticos o cámaras (Abril, P. C y otros, 2023); su objetivo es replicar la capacidad del sistema visual humano para procesar y comprender imágenes y videos.

¹ **Prompt:** entrada de información con la cual el usuario le especifica el contexto y la tarea que se espera que la herramienta complete.

Aplicaciones:

- Reconocimiento facial, utilizado en sistemas de seguridad, autenticación biométrica, etiquetado de fotos para redes sociales, entre otros.
- En el campo de salud, se utiliza para analizar imágenes que identifiquen anomalías y ayuden a la detección temprana de enfermedades.

4) **Sistemas robóticos:** la IA se utiliza para crear robots que puedan percibir, razonar y actuar de forma autónoma en entornos complejos. Tanto el aprendizaje automático como el profundo se utilizan para permitir que los robots aprendan de sus experiencias y mejoren su rendimiento con el tiempo (Soori, M, Arezoo, B., & Dastres, R, 2023).

Aplicaciones:

- Robots industriales que son capaces de operar en entornos de fabricación realizando tareas como soldadura, ensamblaje y manejo de materiales de forma autónoma.
- Vehículos, drones u otro medio que se permita conducir, volar o navegar de manera autónoma, sin la intervención de un conductor humano.

2.2.2. Desafíos

1) Regulaciones Legales:

1.1) **Normativa**, el 13 de marzo del 2024, el Parlamento Europeo aprobó la Ley de IA -Reglamento UE 2024/1689-, una normativa dividida en cuatro categorías principales en función del riesgo potencial que supongan para la sociedad. Llegados a este punto, es preciso mencionar algunas de las prohibiciones que menciona la nueva Ley de Inteligencia Artificial, según el primer marco jurídico sobre IA, disponible en la web oficial de la UE:

- La captura de imágenes faciales de internet o de grabaciones de videovigilancia.
- La creación de sistemas de categorización biométrica basados en datos sensibles como el color de piel.
- Administración de justicia y procesos democráticos (por ejemplo, soluciones de IA para buscar resoluciones judiciales).
- La manipulación del comportamiento de los ciudadanos usando deepfakes² en redes sociales.
- Sistemas de reconocimiento de emociones.

Según la nueva ley, la consideración de “alto riesgo” se utilizará para hablar de las inteligencias artificiales utilizadas en los ámbitos de la salud, el medioambiente y la seguridad, ya que están estrechamente ligados a los derechos fundamentales de los ciudadanos, a la democracia y al Estado de derecho.

(Comisión Europea, 2024), (EuroNews, 2024).

² **Deepfakes:** son archivos de vídeo, imagen o voz manipulados mediante un software de inteligencia artificial para que parezcan originales y reales.

- 1.2) **Protección de datos y privacidad**, el Comité Europeo de Protección de Datos, CEPD, ha impulsado el Reglamento General de Protección de Datos 2016/679, que tiene como objetivo principal “...*Fortalecer y unificar la protección de datos para todos los individuos dentro de la UE y el EEE, así como también regular la transferencia de datos personales fuera de estas áreas. Establece principios fundamentales para el tratamiento de datos personales, incluyendo la transparencia, la limitación de la finalidad, la minimización de datos, la exactitud, la integridad y la confidencialidad de los datos ...*”.

El RGPD impone sanciones significativas para las organizaciones que no cumplan con sus disposiciones, incluyendo multas de hasta el 4% del volumen de negocios anual global de la empresa. Esto ha llevado a un mayor enfoque en la protección de datos por parte de las empresas y una mayor conciencia sobre la importancia de la privacidad de los datos personales (Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo, 2016).

- 1.3) **Responsabilidades**, actualmente, no existe una normativa específica o tratado sobre IA en lo que respecta a determinar quien es el responsable ante algún daño, sea físico, financiero o moral por parte de algún sistema de robótica o inteligencia artificial; aún es complejo de definir teniendo en cuenta las diferentes partes involucradas (desarrolladores, usuarios, proveedores de datos). Sin embargo, los códigos de conducta jurídicamente no vinculantes, son compromisos voluntariamente asumidos por las empresas multinacionales para que la IA sea fiable, robusta, ética y respetuosa de los derechos humanos (García San José, 2021).

Es así como el Comité Europeo de Protección de Datos y los gobiernos que lo conforman invitan a las empresas a acogerse a iniciativas conocidas como “*Soft Law*”³ para el desarrollo de procesos que involucren buenas prácticas que intenten cubrir ese vacío legal, tales como:

- 1) Las empresas deben incluir dentro de sus procesos la necesidad de evaluar los sistemas de responsabilidad objetiva, que permitan identificar la prueba del error, sus causas y responsables.
- 2) La implementación de sistemas de gestión de riesgo.
- 3) Adquisición de seguros obligatorios a cargo del fabricante ante posibles daños y perjuicios de los sistemas.
- 4) Incluir a cada proyecto un fondo de compensaciones para dar garantía de reparación ante casos no cubiertos por los seguros.
- 5) Firma de acuerdos de confidencialidad (NDA)⁴ para garantizar que la información confidencial compartida no será revelada a terceros.

³ **Soft Law**: se utiliza para designar acuerdos, principios y declaraciones que no son jurídicamente vinculantes. (ECCHR, Centro Europeo de Derechos Constitucionales y Humanos, s.f.).

⁴ **NDA**: non-disclosure agreements.

2) Seguridad y robustez:

Es importante destacar que la IA depende del acceso a grandes volúmenes de datos y que los sistemas de IA son susceptibles a ataques que buscan manipular los datos de entrada o modificar los algoritmos para alterar los resultados de salida.

De acuerdo a la Ley de IA, en el capítulo III: Sistema de IA de alto riesgo, sección 2: Requisitos de los sistemas de IA de alto riesgo, se contempla en el artículo 15 que: *“los sistemas de IA de alto riesgo deben diseñarse para ser precisos, robustos y seguros. Deben funcionar de forma coherente a lo largo de todo su ciclo de vida... También deben estar diseñados para reducir el riesgo de resultados sesgados. Por último, estos sistemas deben ser seguros frente a terceros no autorizados que intenten explotar sus vulnerabilidades.”* (EU Artificial Intelligence Act, 2024).

Este escenario plantea serios desafíos de precisión, robustez y seguridad, los cuales pueden ser mitigados con buenas practicas para proteger los datos:

- Implementar controles de acceso.
- Encriptación de datos.
- Anonimización o pseudo anonimización.
- Seguridad en los servidores y sistemas en los que se implementan los modelos.
- Auditar los registros y sistemas.

(EU Artificial Intelligence Act, 2024).

3) Consideraciones éticas:

Resulta importante tener en cuenta que estos sistemas pueden aplicar sesgos a los datos de entrenamiento, realizando *“profiling”*⁵ que puede llevar a que personas o grupos reciban un trato desproporcionado o que se puedan tomar decisiones discriminatorias de contratación, atención médica y otros, o una ausencia de exactitud al obtener correlaciones espurias⁶ que pueden tener efectos negativos en la muestra que se esta evaluando al arrojar resultados que posiblemente no sean reales (Reglamento Europeo de IA, 2022). Es por ello, que se considera fundamental que los usuarios y las personas que proporcionan sus datos deban comprender cómo funcionan los algoritmos de los modelos de IA y el porqué estos arrojan ciertos resultados.

Además, existe un latente dilema acerca del desplazamiento laboral que la IA puede impulsar, considerando que los procesos que esta tecnología automatiza puede generar pérdida de empleos en ciertas industrias. Sin embargo, si bien es cierto que la IA ha llegado para optimizar procesos, muchos de estos sistemas requieren la supervisión humana, especialmente en áreas críticas como la salud, seguridad y justicia, siendo una cuestión que se puede abordar de forma proactiva y que busque, en cambio, crear nuevos puestos de trabajo.

5 **Profiling:** la elaboración de perfiles o profiling consiste en la recopilación de datos personales con el fin de evaluar aspectos concretos relacionados con una persona y así predecir su comportamiento. (Ferraris, V., Bosco, F., Cafiero, G., & D'Angelo, E., 2013).

6 **Correlaciones espurias:** sucede cuando existe una relación de causalidad entre variables pero no hay una conexión matemática que lo respalde, es decir, en realidad esa relación no existe.

“La ciencia ficción ha dejado una impresión difícil de cambiar sobre lo que la gente entiende por Inteligencia Artificial (IA). Existe inquietud sobre si la IA eliminará puestos de trabajo, y también miedo a que robots inteligentes puedan hacernos daño y conquistar un día el mundo.” Puntualizó Chris Bishop, director del laboratorio de Microsoft Research Cambridge y Microsoft Technical Fellow en una nota de prensa publicada en el blog de Microsoft (Bishop, 2018).

4) Auditoría de Datos:

En los últimos años hemos estado experimentando una “infoxicación⁷”. Todo esto ha venido de la mano de los dispositivos conectados a internet, el aumento de la actividad en redes sociales, el crecimiento del comercio electrónico y otros comportamientos asociados a las nuevas tecnologías; y a medida que aumenta la cantidad de datos, así mismo, aumenta la alerta por su privacidad y seguridad, es por eso que se considera preciso que las empresas que manejan grandes volúmenes de datos deberían implementar una auditoría sobre los mismos.

En un artículo de la Revista de Ciencia, Tecnología e Innovación, publicado en el 2023, definen la auditoría de bases de datos como un proceso esencial para garantizar la seguridad, integridad y calidad de la información almacenada en ellas. Además, la auditoría permite identificar posibles amenazas, vulnerabilidades y errores en la gestión de datos (Guevara y otros, 2023).

La Auditoría de Datos se realiza para determinar si los mecanismos de seguridad de una empresa son adecuados y cumplen determinados objetivos o estrategias para proteger la información que se almacena. Con este fin se establecen los cambios que se deben efectuar para el cumplimiento de los mismos (Perez Sandoval, 2011).

⁷ **Infoxicación:** exceso/ sobrecarga de información.

3. IMPLICACIONES DE LA IA EN LA “ECONOMÍA DEL FUTURO”

En este capítulo, exploraremos las implicaciones que la IA tiene en la economía, examinando cómo está redefiniendo los modelos de negocio y la competitividad empresarial. Desde la automatización de tareas hasta la generación de nuevos servicios y productos, se analizará cómo la inteligencia artificial está dando forma a una nueva economía que promete oportunidades sin precedentes.

3.1. AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS

La Industria 4.0 marca una etapa importante en la evolución de la industria, donde la clave es la interconexión de los sistemas productivos industriales con la sociedad digital (Tapia, 2014). El principal objetivo es satisfacer las demandas de consumo de las personas y lograr el procesamiento de las materias primas utilizando tecnologías como, big data, robótica avanzada, inteligencia artificial, blockchain, internet de las cosas (IoT), computación en la nube, impresión 3D, ciberseguridad, automatización industrial wireless, realidad aumentada y nanotecnología, entre otras.

La combinación de la robótica e inteligencia artificial permite aprovechar sus capacidades individuales para lograr una mayor productividad en las tareas. Al aplicar la inteligencia artificial a la robótica, se combina el poder cognitivo con la realización de tareas, lo que facilita la automatización de procesos más complejos. Esto proporciona una mayor eficiencia y la capacidad de cumplir con las expectativas de los procesos (Sierra, 2022).

Además de la mencionada automatización de procesos de fabricación, este concepto se puede aplicar en una amplia variedad de industrias de la economía del futuro, tales como la logística, la atención médica, la banca y el comercio. A continuación, algunas aplicaciones que se pueden evidenciar en nuestro entorno:

- Automatización de procesos logísticos en almacenes y centros de distribución: se utilizan sistemas automatizados para gestionar el almacenamiento, la recogida, el embalaje y el envío de productos de forma rápida y eficiente.
- Automatización de tareas administrativas: en entornos de oficina, se emplean software y sistemas automatizados para realizar tareas como procesamiento de datos, generación de informes, gestión de documentos, labores de contabilidad y recursos humanos.
- Automatización de atención al cliente: los chatbots y sistemas de respuesta automática pueden proporcionar respuestas instantáneas a consultas de clientes en línea, realizar transacciones y proporcionar asistencia las 24 horas del día, los 7 días de la semana.
- Automatización de procesos financieros: en el sector financiero, se emplean sistemas automatizados para realizar operaciones bancarias, procesar transacciones, evaluar riesgos crediticios, gestionar carteras de inversión y detectar fraudes.

La automatización permite optimizar los procesos de fabricación, alcanzar una mayor flexibilidad, eficiencia y generar una propuesta de valor para los clientes, así como responder de forma oportuna a las necesidades de su mercado (Landeta y otros, 2017).

3.2. AUMENTO DE PRODUCTIVIDAD

No se debe confundir productividad con rentabilidad, pues, aunque normalmente una empresa productiva es rentable, también puede suceder que una empresa puede incrementar su rentabilidad, siempre que el mercado lo permita, aumentando sus precios aún cuando la productividad haya descendido. Lo inverso también puede suceder, es decir, una empresa puede producir bienes con una elevada productividad, pero debido a una reducción en su cuota de mercado puede que haya que disminuir los precios para incentivar la demanda (Prokopenko, 1989).

Sin embargo, las innovaciones que suponen un incremento de la productividad parecen ser el principal remedio para aumentar los rendimientos, combatir las crisis, mejorar el desempeño y conseguir productos altamente competitivos. Y ese es el gran aporte que hace la IA, teniendo en cuenta que las tecnologías que la conforman aprenden continuamente de las interacciones de los usuarios y de los datos para ayudar a la resolución de problemas y a la toma de mejores decisiones.

Algunos de los beneficios identificados en las organizaciones y que van relacionados con el incremento de la productividad son los siguientes:

- Empleados más preparados, la IA aporta una serie de capacidades que permiten a los empleados ahorrar tiempo en tareas manuales y repetitivas para centrarse en sus puntos fuertes y ampliar sus habilidades. De esta manera, se recuperan horas de productividad y les permite dedicarse a tareas que realmente aporten un valor añadido.
- Las empresas se encuentran inmersas en un volumen de datos nunca antes visto, sin las herramientas adecuadas de análisis, esta sobrecarga de información puede resultar abrumadora, es por eso que la IA ha mejorado la productividad al brindar una mayor capacidad para tomar decisiones informadas y respaldadas por datos.
- La capacidad de anticipar y proyectar las necesidades del mercado ha permitido a las empresas aumentar su productividad y lograr un aumento de competitividad. Como afirmó Michael Porter, la competitividad está determinada en primer lugar por la productividad (Michaux & Cadiat, A. C., 2016).

3.3. OPTIMIZACIÓN DE RECURSOS

El mundo empresarial es cada vez más competitivo y exige una constante evolución, la optimización de recursos se ha convertido en una práctica fundamental para lograr la eficiencia y el éxito sostenible, ya sea que se trate de recursos financieros, humanos, tecnológicos o materiales, las empresas buscan maximizar su rendimiento para seguir creciendo y competir (SAP Blog, 2023).

Una de las principales productoras mundiales de software, la Alemana SAP, afirma en una de sus publicaciones, que para dar cumplimiento a esa práctica, la implementación de Inteligencia Artificial se ha convertido en una necesidad para todas las empresas, debido a que facilita la toma de decisiones informadas y estratégicas sobre cómo asignar, utilizar y administrar los recursos para obtener el máximo valor y minimizar las ineficiencias.

En el mismo informe, la consultora alemana, también recomienda a las organizaciones realizar un análisis de los recursos que dispone e identificar cuáles son las áreas de mejora para establecer metas y objetivos claros, una vez identificados esos aspectos se pueden implementar las soluciones tecnológicas que permiten automatizar tareas, ayudar a monitorear y controlar el uso de recursos, gestionar el inventario, realizar análisis de datos y optimizar la planificación y programación de actividades.

Es preciso destacar que la optimización de recursos no solo implica reducir costes, sino utilizarlos de manera más efectiva, también mejorar la calidad de los productos y servicios, que le permita a las empresas obtener una ventaja competitiva en el mercado y promover un desarrollo sostenible que le acerque a alcanzar sus metas y construir una empresa más eficiente y exitosa.

4. DESCRIPCIÓN DEL SECTOR AGRÍCOLA

Mi motivación al elegir el sector de la agricultura para desarrollar la experimentación propuesta en este Trabajo Fin de Máster nace del entorno que me ha rodeado toda mi vida, provengo de Colombia, un país donde -como se describirá a lo largo de este capítulo- la agricultura es la piedra angular de su economía; y en donde es común encontrar en las familias de la costa norte colombiana personas dedicadas al mundo de las tierras y las cosechas, lo que me ha hecho testigo de la importancia que tiene esta actividad para la sociedad, no solo por proporcionar sustento, sino que también ha permitido el desarrollo de grandes industrias, siendo la agricultura considerada un motor de progreso en las economías, ta como lo afirma la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO, FAO.org, s.f.).

La agricultura, es la actividad que se dedica al cultivo de la tierra, de ella se deriva una gran cantidad de plantas para generar alimentos destinados a la satisfacción de las necesidades humanas; se estima que el 15% de la superficie terrestre global se encuentra bajo cultivo y se puede agregar un 25% bajo pasto permante (FAO, FAO.org, s.f.).

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

Sin embargo, los cultivos dependen de condiciones meteorológicas concretas, al requerir luz solar, agua y temperaturas adecuadas para su correcto crecimiento, así mismo, requieren dependencia del suelo, el cual brinda nutrientes y es un factor clave para determinar la calidad de los cultivos, como enfatiza la Junta de Andalucía en su portal web, se puede mencionar que existen dos tipos de cultivos:

- Los cultivos de secano, los cuales no necesitan riego artificial, sino que les basta con el agua de lluvia.
- Los cultivos de regadío, por su parte, necesitan regarse artificialmente. Gracias a la existencia de invernaderos, este tipo de cultivos pueden dar varias cosechas al año. (Junta de Andalucía, s.f.).

Teniendo en cuenta esta información, se identifica que el sector agrícola se enfrenta a importantes desafíos en la actualidad, algunos de los más relevantes están relacionados con la optimización de recursos hídricos, debido a la escasez de agua, al cambio climático (periodos largos de sequía o lluvias intensas), a la propagación de plagas y otros desafíos medio ambientales, económicos y sociales.

Abordar estos desafíos requiere de una combinación de innovación tecnológica, prácticas sostenibles y políticas adecuadas, es por ello, imprescindible analizar cuáles son las oportunidades que ofrece la inteligencia artificial en este sector.

4.1. OPORTUNIDADES DE LA IA EN LA AGRICULTURA

Los retos actuales de la producción agrícola dependen en gran medida del uso de soluciones basadas en las TIC, mediante la recopilación y el intercambio oportuno de información precisa sobre el clima, insumos, mercados y precios; aportando información y conocimientos a los agricultores; conectando productores con consumidores y promoviendo un futuro agrícola más sostenible (Ojeda-Beltrán, 2022).

Mediante los programas de I+D+i “investigación, desarrollo e innovación” que promueven los gobiernos, se ha dado paso a nuevas tecnologías como la inteligencia artificial. Las tecnologías impulsadas por la IA están en auge y darán lugar a un cambio significativo en el sector agrícola. Las granjas de todo el mundo podrían utilizar la inteligencia artificial y la tecnología cognitiva para mejorar la toma de decisiones, implementar el análisis datos, la automatización de las tareas más laboriosas y así aumentar la eficiencia (Mohd y otros, 2023).

Para el sector agrícola, se identifican las siguientes oportunidades que pueden automatizarse, planificarse y gestionarse con el uso de la IA:

- **Agricultura de precisión**

Es evidente que los terrenos no son homogéneos y en diferentes zonas el cultivo se comporta de forma variable, “¿por qué no dar diferente cantidad de abono o agua en cada zona, en lugar de hacerlo uniformemente como se viene haciendo desde hace siglos?”. La agricultura de precisión permite aportar a cada parte de terreno lo que realmente necesita (Valero, 2021).

Para poder hacer posible la agricultura de precisión, es necesario la existencia de dispositivos como sensores que permitan captar datos del suelo, clima, maquinaria y otros elementos involucrados en la actividad. Dichos datos deben ser analizados y modelizados para que puedan convertirse en decisiones útiles para el agricultor, como saber el tipo y la dosis de fertilizante a aplicar, la densidad de la semilla, la fecha de siembra, entre otras variables, ayudando a mejorar el rendimiento, optimizando el uso de recursos y permitiendo satisfacer una de las exigencias de la agricultura moderna (Valero, 2021).

En Colombia, existe un sistema integrado que a través de un visor geográfico ambiental y módulos adicionales, provee información de suelos, su idoneidad, humedad, otros aspectos y la relación con cultivos de la región andina como la cebolla de rama y de bulbo; específicamente para 111 ciudades de los departamentos de Boyacá y Cundinamarca (AGROSAVIA, 2022).

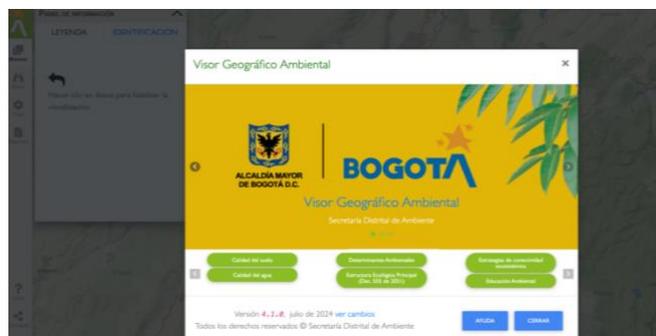


Ilustración 2 Visualización del visor geográfico ambiental de la Secretaría de Medio Ambiente de Bogotá D.C (Alcaldía de Bogotá, 2024)

- **Monitoreo de cosechas**

Contar el número de frutas producidas por cada árbol en una plantación puede ser una tarea inviable si se hace de forma manual, además, para producir cultivos más saludables, se debe monitorear el suelo y organizar los datos para que los agricultores puedan elegir el momento ideal para plantar semillas.

Los agricultores pueden reducir el riesgo de pérdida de cosechas y eliminar errores en las operaciones comerciales utilizando pronósticos y análisis predictivos. Al recopilar información sobre el crecimiento de las plantas, la IA puede ayudar a producir cultivos más resistentes a las enfermedades y adaptables a las circunstancias ambientales. Los

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

sistemas de inteligencia artificial pueden realizar análisis químicos del suelo y producir estimaciones precisas de los nutrientes ausentes (Abid, Haleem, Mohd, Javaid, Ibrahim Haleem, Khan, & Rajiv, Suman, 2023).

Utilizando machine learning, los algoritmos de IA pueden:

- Analizar datos históricos de cultivos, junto con datos en tiempo real como el clima, el suelo y las condiciones del cultivo, elaborar predicciones que ayuden a los agricultores a tomar decisiones informadas sobre qué cultivos plantar y cuando plantarlos; y así, ayudarlos para predecir los rendimientos futuros (Singh, P & Kaur, A, 2022).
- Entrenar el algoritmo usando una red neuronal profunda (DNN) con imágenes de cultivos, plagas y otros patrones que permitan detectar la presencia de plagas y así tomar decisiones rápidas y acertadas respecto al seguimiento de la cantidad y calidad de la cosechas, como mencionan (JSH Al-bayati & BB Üstündağ, 2020) en un estudio realizado en arboles de manzanos, *“la detección de enfermedades de las hojas de los manzanos es un tema de investigación importante y su objetivo principal es encontrar una técnica adecuada para diagnosticar las enfermedades de las hojas”*.

- **Gestión de recursos**

La disponibilidad de agua, los costes asociados al uso energético y la reducción del impacto ambiental son algunos de los desafíos más significativos de la agricultura. Por suerte, la IA en este sector utiliza datos y herramientas como tractores autónomos, drones inteligentes, sensores de suelo y otras tecnologías para ayudar a los agricultores a ser más eficientes (Mohd y otros, 2023).

Para combatir la escasez de agua, la IA, utilizando algoritmos de aprendizaje automático y fotografías de satélites y drones, puede analizar la sostenibilidad de los cultivos, regular la nutrición y anticiparse a las condiciones climáticas de acuerdo a los datos recopilados por sensores para determinar las necesidades hídricas de cada planta (Mohd y otros, 2023). Esto permite ajustar el riego, evitando el desperdicio; esta práctica no solo ahorra agua, sino que también reduce sus costes asociados y mejora la salud de los cultivos.

Así mismo, podemos mencionar la eficiencia energética, la IA, mediante el análisis de datos climáticos, los horarios de luz solar en diferentes momentos del año y la demanda energética de los sistemas de riego y climatización, pueden sugerir los momentos más eficientes para realizar estas tareas y reducir así el consumo de energía. (Ben Ayed, R & Hanana, M, 2021). Esto no solo disminuye los costes operativos, sino que también contribuye a reducir la huella de carbono de la agricultura.

- **Robótica agrícola**

El método tradicional de siembra de los agricultores exige un trabajo laborioso y ya es cosa del pasado. La revolución tecnológica en mecatrónica y áreas afines está remodelando los procesos agrícolas, haciendo de los robots una parte integral de esta automatización (MU, Hassan, M, Ullah , & J, Iqbal, 2016).

(Lowenberg-DeBoer, J, y otros, 2019) proponen la siguiente definición para un robot que funciona en el campo: *“un dispositivo mecatrónico móvil, autónomo y con capacidad de decisión que realiza tareas de producción de cultivos (por ejemplo, preparación del suelo, siembra, trasplante, deshierbe, control de plagas y cosecha) bajo supervisión humana, pero sin trabajo humano directo”*.

Los robots agrícolas, están equipados con diferentes tecnologías, como sistemas de visión por computadora y algoritmos de IA que les permiten realizar una gran variedad de tareas.

Según el informe número 24 de gestión integrada de cultivos de la FAO⁸, se menciona que los primeros robots disponibles en el mercado realizan tres tareas principales: eliminación de malezas, vigilancia de plagas y cosecha de cultivos especializados. Estos ofrecen oportunidades de ahorros de costes, ya que reduce las necesidades de mano de obra y disminuye las pérdidas de rendimiento debido a la detección tardía de enfermedades (FAO, Agricultura 4.0 Start Robótica agrícola y equipos automatizados para la producción agrícola sostenible, 2020).

4.2. CONTRIBUCIÓN A LA CONSECUCCIÓN DE LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

Sin lugar a dudas, la aplicación de tecnologías en la agricultura es crucial para enfrentar los desafíos globales de manera eficiente y sostenible.

Al aprovechar las innovaciones tecnológicas, se puede contribuir a la consecución de varios de los ODS “Objetivos de Desarrollo Sostenible” de las Naciones Unidas; y a su vez, aportar valor al sector, mejorar la calidad de vida de las personas, proteger el medio ambiente y asegurar un desarrollo sostenible para futuras generaciones.

⁸ FAO: Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial
y su impacto en la Economía del Futuro

	Mejora de la calidad vida	La progresiva reducción de las tareas más pesadas mejora directamente la calidad de vida de los agricultores. La mejora del rendimiento de los cultivos aumenta los ingresos.
	Creación de empleo	La creciente necesidad de mano de obra cualificada y capacitada para manejar y mantener todos los elementos de la tecnología. Crea un nuevo nicho de empleo para los jóvenes y los empresarios rurales para establecer empresas destinadas a una producción de cultivos más eficiente y la prestación de servicios de mano de obra agrícola mecanizada.
	Soberanía alimentaria y nutrición adecuada	El aumento de la producción de cultivos y la diversificación de los tipos de cultivos gracias a la optimización del sistema puede contribuir a reducir la dependencia de alimentos procedentes de zonas de producción lejanas. Mejorando la nutrición general de los agricultores y sus familias.
	Gestión sostenible de los recursos	La reducción del uso de insumos, mejor uso del suelo y el aumento de la producción sin comprometer los recursos naturales existentes pueden mejorar la población rural de forma sostenible.
	Reducir la brecha tecnológica.	El uso de las TIC contribuye a reducir la brecha entre países desarrollados y en desarrollo. Fortalece el sector con las ventajas competitivas que conlleva la aplicación de tecnologías.
	Intensificación de la producción sostenible	La adopción de procedimientos de agricultura de precisión a fin de optimizar el uso de los recursos permite a los agricultores producir más con menos.

Tabla 1 Contribución de la tecnología a la consecución de los ODS
Objetivos de Desarrollo Sostenible
(ONU, 2024).

4.3. COLOMBIA

En el desarrollo de este capítulo, se mencionará el aporte de la agricultura a la economía, la evolución de la producción y rendimiento del sector en Colombia.

Colombia está ubicada en el extremo noroccidental de Suramérica y es el único país del subcontinente con costas sobre los océanos Atlántico y Pacífico. Su superficie terrestre es de 1.141.748 km² (Cancillería de Colombia, 2023).

Es una nación ecuatorial cuyo clima está determinado por pisos térmicos, la humedad y la altitud sobre el nivel del mar: a mayor altitud la temperatura es más baja. El régimen de estaciones es bimodal y en casi todo el territorio se presentan dos períodos de lluvia de abril a junio y de agosto a noviembre y dos de verano o sequía (ProColombia, 2022).

De acuerdo al último censo del año 2023, Colombia tiene una población estimada de 51.609 millones de habitantes (DANE, DANE, 2023).

4.3.1. Participación del sector agrícola en el PIB de Colombia

Colombia cuenta con una extensión de tierras de 114 millones de hectáreas, de estas, la frontera agrícola o el potencial para cultivar son 39,2 millones de hectáreas, es decir, que el 34% son productivas o potenciales de ser utilizadas (La Republica, 2022).

En el año 2023, según la información preliminar de los datos macroeconómicos del DANE⁹, el PIB de Colombia alcanzó los \$1.572 billones de pesos colombianos (€384.15 millones de euros) (DANE, 2023). Según el Ministerio de Agricultura del gobierno de Colombia, el sector agropecuario le ganó la carrera a todos los sectores de la economía, dando un valor del sector relativo al PIB del 7,43%, dato que pone de manifiesto que la actividad del agro sigue cumpliendo un papel fundamental en la economía de este país (FinAgro, 2023).

Para el caso puntual de los cultivos, el café sigue siendo el motor principal de la agricultura, es el producto con mayor valor de exportación, su producción ha aumentado un 26% en los últimos 6 años y con ella la inversión en técnicas de cultivo y producción (Agronet, 2024); Colombia ocupa el segundo lugar de países exportadores de flores y destacan sus cultivos de plátano y banana gracias a las condiciones tropicales y selváticas (Bancolombia, 2024).

En el año 2023 destacan los aumentos en las producciones de arroz (17,2%), caña panelera (8,5%), semillas y frutos oleaginosos (8,2%), cacao en grano (5,2%), plantas y flores (3,5%), frutas y nueces frescas (1,4%) (DANE, Informe preliminar IV trimestre 2023 , 2023).

La gran sorpresa de los últimos años ha sido el aguacate, para el año 2024, Colombia prevé un aumento del 25-35% en la producción de esta fruta, que ha venido presentando

⁹ **DANE:** Departamento Administrativo Nacional de Estadística.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

una demanda de estable a alta en sus mercados clave, en Europa: Países Bajos, España, Reino Unido, Francia, Bélgica, Alemania; Estados Unidos y Hong Kong (infobae, 2024).

4.3.2. Otros datos relevantes del sector

De acuerdo con el DANE en su informe oficial del mercado laboral del año 2020, 3,95 millones de personas se dedican a la agricultura, lo que constituye un 17% del total de la fuerza laboral del país (Portafolio, 2020). El sector productivo agrícola colombiano tiene el gran desafío de transitar hacia una agricultura inteligente y de precisión, e integrar la inteligencia artificial con el fin de que todos los actores del proceso agrícola logren beneficiarse, agregando valor a toda la cadena productiva (Ojeda-Beltrán, 2022).

La industria 4.0 ayuda a los agricultores en el uso eficiente de los recursos económicos, humanos y tecnológicos, creando una agricultura trazable para tomar decisiones basadas en datos reales y con el menor efecto sobre el medio ambiente (Sott, y otros, 2020).

A inicios del 2024, el gobierno de Colombia anunció que destinará más dinero que nunca para apoyar a los campesinos a través de préstamos con intereses bajos y así mejorar la agricultura en todo el país; dentro de la reforma agraria propuesta por el actual gobierno, se espera la construcción de molinos y plantas comunitarias para que los campesinos puedan trabajar mejor y conseguir mayor beneficio de sus cosechas (infobae, 2024).

Así mismo, el ministro TIC puntualizó *"...Sin tecnología no podemos transformar el campo colombiano... Nuestro objetivo es conectividad y tecnología para cambiar la vida, así que estamos con propuestas concretas avanzando en conectar el campo... ...Colombia potencia Digital presenta un conjunto de estrategias de educación y ecosistemas de innovación, con el elemento transversal de inteligencia artificial y ciberseguridad... Estamos desde las regiones, transformando digitalmente los territorios, así consolidaremos a Colombia como una nación más fuerte y competitiva en la era digital"* (Nota de Prensa, Ministerio de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones, 2024). Dentro de esa estrategia se encuentra *AgroTECH*, iniciativa enfocada en construir un campo productivo y sostenible, a través del uso de herramientas tecnológicas que permitan la evolución del trabajo agricultor, garantizándoles un futuro digital inclusivo y próspero. Conectividad, educación digital y ecosistemas de innovación son los pilares de ese programa. (Nota de Prensa, Ministerio de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones, 2024).

Así mismo, las buenas noticias para el agro colombiano son cada vez más, crece la lista de las multinacionales que consideran a Colombia como un destino propicio para iniciar sus operaciones. El pasado julio del presente año 2024, una multinacional portuguesa inauguró una mega planta de aguacates; como informó la revista Forbes *"La planta está equipada con tecnología que incluye sistemas automatizados de almacenamiento y procesamiento que buscan maximizar la eficiencia... Además, utiliza el 100% de la fruta,*

aprovechando sobreproducciones y rechazos de cosecha para la producción de aceite, lo que antes representaba pérdidas significativas para los agricultores” (Forbes, 2024).

5. ESTUDIO DE CASO

5.1. DESCRIPCIÓN DE LOS MÉTODOS/MODELOS A UTILIZAR

En este apartado, se pretende realizar un análisis de series temporales, basado en inteligencia artificial.

Las series temporales toman un papel importante para la predicción del modelamiento de información meteorológica y en diversas áreas donde se presenten fenómenos que varíen en términos de intervalos de tiempo (Mora & Losada, 2023). Como ocurre en el sector agrícola, que al realizar la exploración de datos secuenciales a lo largo del tiempo se podrá identificar patrones, tendencias y prever eventos futuros.

Para realizarlo, se emplearán modelos simples de redes neuronales que pudieron ser desarrollados a través de Google Colab, que es una plataforma gratuita en la nube que permite a los usuarios ejecutar códigos de Python en un entorno preconfigurado, además, incluye muchos tutoriales y paquetes de código abierto como Tensor Flow¹⁰, que pueden ser ejecutados simplemente pulsando un botón.

En este ejercicio se mostrará un sencillo ejemplo de cómo se pueden llegar a tratar de hacer predicciones en series temporales que puedan ser de interés para los productores; el modelo que se presentará es muy simple y puede ser objeto de mejoras añadiendo nuevas variables.

Así mismo, se pretende realizar una comparación de varios modelos que han surgido en este campo:

5.1.1. *Redes Neuronales Perceptrón Simple*

De acuerdo a la definición aportada por (Larranaga, Inza, & Moujahid, 1997) es un modelo unidireccional compuesto por dos capas de neuronas, una de entrada y otra de salida.

En su forma más simple, un perceptrón toma múltiples entradas, cada una multiplicada por un peso correspondiente. Estas entradas y pesos se suman y se pasa el resultado a través de una función de activación; la salida de esta función determina la clase a la que se asigna el dato de entrada. El perceptrón simple puede utilizarse como clasificador, radicando su importancia histórica en su carácter de dispositivo entrenable, ya que el algoritmo de aprendizaje del modelo permite determinar automáticamente los

¹⁰ **Tensor Flow**: es una biblioteca de software de código abierto desarrollada por Google que se utiliza para implementar y entrenar modelos de aprendizaje automático, incluidas las redes neuronales.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

pesos que clasifican un conjunto de patrones a partir de un conjunto de datos etiquetados (Larranaga, Inza, & Moujahid, 1997).

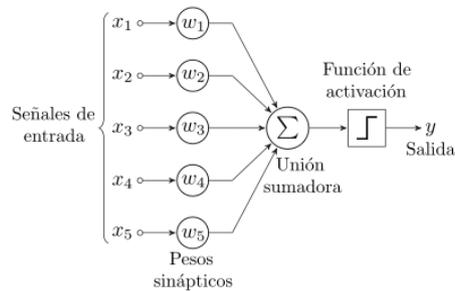


Ilustración 3 Arquitectura de un perceptrón simple con 5 señales de entrada (Cartas, 2015).

5.1.2. Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

La razón por la que las RNN pueden aprender y memorizar correlaciones temporales en las secuencias de entrada es debido a que mantienen cierta información oculta que depende no solo del elemento de la secuencia actual, sino también de las secuencias anteriores. De esta manera, los estados ocultos contienen información sobre la historia de toda la secuencia (Martín, 2023).

En otras palabras, la información del tiempo anterior influye en la salida.

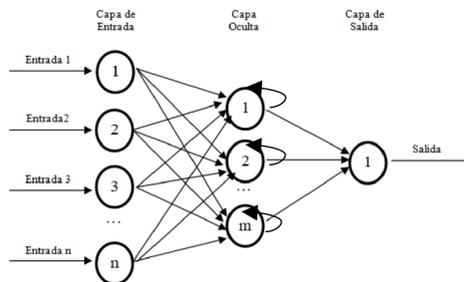


Ilustración 4 Funcionamiento de la red neuronal recurrente (Alfalla-Luque y otros, 2021).

Esta conceptualización se basó en un enfoque de procesamiento paralelo asíncrono, donde el estado temporal del sistema evoluciona de manera simultánea y sin una secuencia predefinida, logrando que las neuronas se actualicen de manera independiente y en paralelo, sin necesidad de esperar a que todas las neuronas completen su proceso de actualización antes de continuar. Este enfoque permite un procesamiento eficiente y rápido de la información, ya que no hay dependencia estricta entre las neuronas en términos de actualización secuencial (Fiallo, 2023).

Sin embargo, el principal problema de las RNN es su memoria a corto plazo, para intentar mitigar este problema surgen dos arquitecturas de redes específicas que estudiaremos a continuación:

5.1.3. Redes GRU¹¹ y LSTM¹²

Son tipos de arquitectura de redes neuronales recurrentes (RNN) diseñadas para manejar problemas de aprendizaje secuencial y series temporales, permiten recordar datos relevantes dentro de la secuencia y preservarlos en distintos instantes de tiempo. De esta forma, consiguen tener memoria tanto de corto como de largo plazo, eliminando los factores irrelevantes y preservando solo los útiles (López Segura, 2023).

LSTM (Lon-Short Term Memory)

Puede aprender dependencias entre puntos alejados y puntos cercanos, gracias al canal de memoria y al control del flujo de la información, que se realiza a través de 3 puertas (entrada, olvido y salida). Cada una de estas puertas está formada por una red neuronal, una función de activación y un elemento multiplicador, y funcionan como válvulas, ya que permiten o bloquean el paso de información dependiendo de su estado (abierta o cerrada) (López Segura, 2023).

GRU (Gated Recurrent Unit)

Este modelo requiere menos parámetros debido a su estructura simplificada y es usado en variedad de aplicaciones que implican datos secuenciales como la predicción de series temporales.

Proporciona una profundidad en el procesamiento ya que son capaces de capturar relaciones de tendencias no lineales y patrones complejos de datos, lo que le permite recordar información a largo plazo en los datos históricos (López Segura, 2023).

En resumen, las redes LSTM y GRU son unas variantes eficientes y simplificada de las redes neuronales recurrentes; han sido diseñadas para manejar tareas de aprendizaje secuencial y dan evidencia de un rendimiento competitivo para el procesamiento de series temporales.

Se realizarán experimentaciones con estos modelos para observar su evolución y desempeño y así lograr comprobar de qué manera estas metodologías aportan a los procesos de inteligencia artificial, destacando su aplicabilidad en la agricultura.

5.2. CONJUNTO DE DATOS UTILIZADOS

“Colombia se ha posicionado como un importante jugador en la industria global de los aguacates, sin embargo, hay un tema muy importante que tiene que ver con el manejo de drenajes en los cultivos, los excesos de lluvia afectan la producción, y es importante conocer cuáles son las condiciones de suelo aptas para el cultivo de aguacate”, explica Katheryn Mejía, directora ejecutiva de Corpohass¹³ y añade que, “con el potencial del área plantada que tiene el país, actualmente tienen proyectado un crecimiento anual en la producción de aproximadamente 15% por lo menos hasta los próximos tres años” (Mejía, 2024).

¹¹ **GRU:** Unidades recurrentes Cerradas

¹² **LSTM:** Long short-term memory

¹³ **Corpohass:** Corporación de Productores y Exportadores de Aguacate Hass de Colombia.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

Debido al protagonismo que han venido representando los cultivos de aguacate en la economía colombiana, se decidió traer a estudio los datos asociados a éstos; se realizaron consultas en páginas oficiales gubernamentales y bases de datos organizadas por terceros, como agencias y organizaciones internacionales.

Fuentes de información primaria: es preciso mencionar, que se requieren datos de calidad para obtener resultados de calidad. Inicialmente se realizó un mapeo de fuentes de datos abiertos de donde se pudiera extraer información que diera un buen funcionamiento al modelo. Se encontraron datos para el análisis de los cultivos de aguacate, como registros de temperatura y precipitación recopilados por estaciones meteorológicas, informes de cosechas y estimaciones de producción agrícola.

Aunque se encontraron fuentes de datos de diversa naturaleza (económicos, climáticos...), finalmente el modelo simple que se plantea únicamente se centra en la predicción de los precios a partir de datos de los registros históricos de precios de productos agrícolas recopilados a lo largo de varios años, estos archivos pudieron ser descargados en formato csv, xml, txt.

Fuente	Contexto	Bibliografía
Agronet, Ministerio de Agricultura de Colombia.	En Agronet se encuentra información organizada proveniente de diversas fuentes oficiales del sector agropecuario, todo centralizado en este sitio web.	(Agronet, Ministerio de Agricultura, Gobierno de Colombia, 2024)
Datos Abiertos, Gobierno de Colombia	Los datos abiertos son información pública que permiten su uso y reutilización bajo licencia abierta y sin restricciones legales para su aprovechamiento.	(Gobierno Digital, 2024)
Ideam, Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales, Colombia.	Plataforma para consulta y descarga de datos hidrometeorológicos del gobierno de Colombia.	(Ideam, 2024)
DANE, Departamento Administrativo Nacional de Estadística, Colombia	Entidad responsable de la planeación, levantamiento, procesamiento, análisis y difusión de las estadísticas oficiales de Colombia.	(DANE, 2024)

Tabla 2 Fuentes de información primaria.

5.3. HERRAMIENTAS DE DESARROLLO

En colaboración con el director de este TFM, el catedrático de universidad en el área de matemática aplicada, Ángel Cobo, se desarrolló un modelo simple utilizando las ayudas de rutinas que ofrece TensorFlow, las cuales facilitan el acceso al mundo de la inteligencia artificial sin necesidad de tener grandes conocimientos técnicos; además, gracias a la computación en la nube, se pueden aprovechar capacidades de cómputo remoto para realizar tareas más complejas sin tener que invertir en costosos equipos de hardware.

Google Colab como notebook para ejecutar en línea nuestro algoritmo, es un excelente ejemplo de una plataforma gratuita que permite trabajar con TensorFlow y otras herramientas de IA. Aunque su uso básico es gratuito, cuando se requieren mayores capacidades, como más memoria o procesamiento más rápido, se pueden adquirir servicios de pago que ofrecen herramientas más potentes y flexibles.

```

[ ] import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.optimizers import SGD, Adam
from tensorflow.keras.layers import Input, SimpleRNN, GRU, LSTM, Dense, Flatten

[ ] url = "http://personales.unican.es/acobo/datos/aguacates/PreciosSemanales2007-2024.xls"
precios = pd.read_excel(url)
precios.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2661 entries, 0 to 2660
Data columns (total 4 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
 0   Mercado    2661 non-null   object
 1   Producto   2661 non-null   object
 2   Fecha      2661 non-null   object
 3   Precio $/KG 2661 non-null   float64
dtypes: float64(1), object(3)
memory usage: 83.3+ KB

[ ] precios

```

	Mercado	Producto	Fecha	Precio \$/KG
0	Bogotá, D.C., Corabastos	Aguacate hass	Junio 23 de 2012	3483.0

Ilustración 5 Visualización del entorno de trabajo Google Colab.

6. DESARROLLO Y EXPERIMENTACIÓN

El principal objetivo de la experimentación, es realizar un análisis de la evolución de los precios del aguacate en los mercados mayoristas de Colombia. Mediante un modelo simple orientado a analizar únicamente la evolución de los precios sin tener en cuenta otros factores que podrían afectarlo, (por ejemplo: la oferta, producción...).

6.1. DATA ANÁLISIS: ROAD MAP

Para llevar el cabo la experimentación y el análisis de los datos que buscan lograr predicción de precios del aguacate, se ha organizado las actividades realizadas en las siguientes fases:

Fase 1: Preparación de los Datos

1. Se construyó un DataFrame¹⁴, de acuerdo a los datos disponibles, que incluye las siguientes columnas:
 - Mercado mayorista
 - Tipo de aguacate
 - Fecha
 - Precio de mercado \$ (peso Colombiano)/ Kg

Es preciso destacar que:

- Se tomaron en cuenta datos con series temporales suficientes que permitieran hacer análisis y predicciones.
- Los datos consisten en precios semanales del aguacate en distintos mercados mayoristas de Colombia desde 2007 hasta 2024.
- Se analiza la media de precios por mercado y tipo de producto (aguacate hass y papelillo), mostrando diferencias significativas en los precios dependiendo del mercado y el tipo de aguacate.
- Se observa un enfoque particular en los mercados mayoristas de Bogotá debido a la mayor cantidad de datos disponibles para las variedades hass y papelillo, disponen de 600 datos temporales semanales, lo que permite hacer un análisis inicial para probar la capacidad de predicción del modelo.
- Hasta ahora, el proceso de ingresar los datos al dataframe se ha realizado de manera manual, lo que implica consultar la información en la fuente (página web) y luego introducirla manualmente en Python. Sin embargo, una mejora del modelo sería la automatización de este flujo de trabajo utilizando herramientas que permitan extraer los datos actualizados directamente desde la fuente. Esto evitaría tener que acceder manualmente al sitio y realizar el ingreso de datos de forma repetitiva, optimizando el proceso y manteniendo la información siempre al día.

Fase 2: Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

1. Visualización de la Evolución de Precios: se generan gráficos que muestren la evolución de los precios a lo largo del tiempo, tal como se evidencia a continuación:

¹⁴ **DataFrame:** marco o tabla de datos es el objeto más habitual para el almacenamiento de conjuntos de datos (Casal, s.f.).

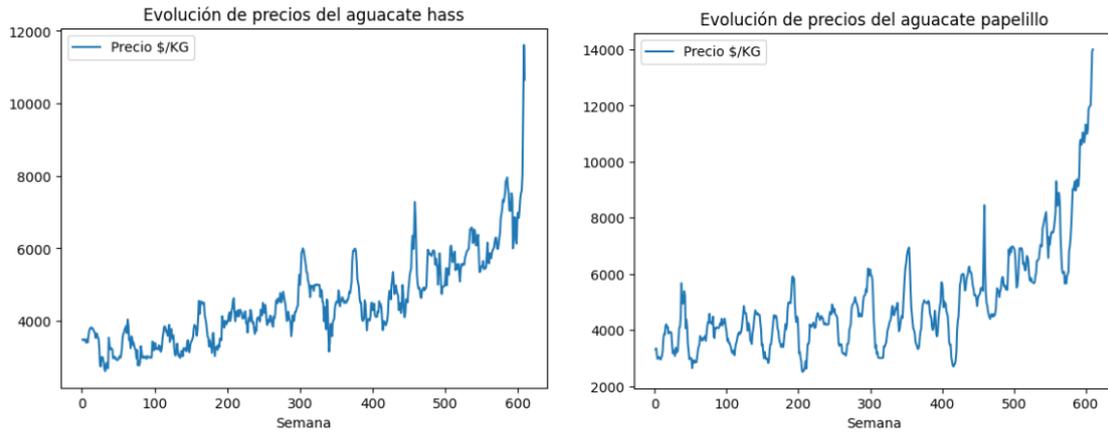


Ilustración 6 Visualización de la evolución de los precios del aguacate hass y papelillo.
moneda de referencia: peso colombiano \$

- **Eje X (horizontal):** Representa el tiempo (semanas).
 - **Eje Y (vertical) :** Representa los valores de la serie temporal (precios en peso Colombiano \$).
2. Teniendo en cuenta la importancia de las decisiones basadas en datos. Se logró acceder a datos en bruto que han sido encontrados en diferentes fuentes y presentan diferentes formatos, se realizó la normalización de los precios para un análisis más consistente (se considerarán precios en miles de pesos colombianos por kilo), esto para evitar disparidad en los valores y así se puedan obtener resultados más homogéneos.

Una vez normalizados, se define que la serie de datos que se considerará para los análisis es la correspondiente a los precios semanales del aguacate.

Fase 3: Modelado y Predicción

1. Preparación de datos para aplicar modelos autorregresivos.
En el modelo autorregresivo se usará una ventana de tiempo de T : 52 semanas (un año) para predecir el valor de mercado del aguacate en el instante posterior. Con los valores iniciales de la serie puede generarse un dataset con vectores de entrada X con sus respectivas salidas Y .

Y para que el modelo no “memorice” la información, se dividieron los datos en un 50% para entrenamiento y el resto para validación, una práctica común en el análisis de series temporales para evitar la aleatorización¹⁵.

- Datos de entrenamiento
- Datos de test para prueba y validación del modelo

¹⁵ **Aleatorización:** asignación “al azar”.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

2. Se realizó el entrenamiento con los datos previamente organizados en diferentes modelos:
 - Modelo de Red Neuronal Perceptron Simple
 - Modelo de Redes Recurrentes (RNN, GRU, LSTM)

Fase 4: Evaluación del Modelo

1. Validación y verificación: se verifica la calidad del modelo comparando las predicciones con los valores reales.
2. Análisis de Resultados: se analizan las tendencias y se evalúan los posibles factores que afectan el rendimiento de los modelos.

6.2. PRESENTACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS

Predicción usando Red Neuronal Perceptron Simple

El primer análisis se ha realizado en un modelo de Red Neuronal Simple con el objetivo inicial de predecir los precios del aguacate en los próximos años, para esto, se han utilizado datos históricos disponibles de los seis años anteriores.

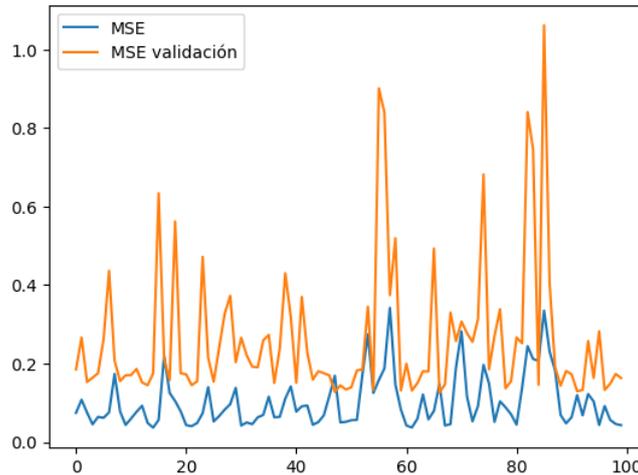
Características del modelo:

El modelo se configuró con una capa de entrada que recibe datos de 52 semanas (un año) y una capa de salida que intenta proporcionar la predicción del precio para determinado periodo de tiempo.

La optimización del modelo se llevó a cabo mediante pequeños ajustes graduales en los pesos y tasas de aprendizaje, que en este caso es de (0,05), lo que le permite una mayor precisión, sin embargo, toma un mayor tiempo de entrenamiento.

El proceso de ajuste de los pesos se realizó durante 100 iteraciones, seguido de pruebas para verificar la calidad de estos ajustes.

Los resultados se evaluaron mediante gráficos que comparan las predicciones sobre los datos de validación. Un modelo entrena bien cuando no hay diferencias muy notables entre errores de predicción en los datos utilizados para entrenar (línea azul) y los utilizados posteriormente para validar (línea naranja).



*Ilustración 7 Visualización del funcionamiento del modelo.
Comparación de datos reales y resultantes de las predicciones.*

Una vez comprobado que el modelo se ha entrenado correctamente, ya está listo para generar predicciones. En este caso se usarán los datos de test para comprobar la calidad de las predicciones.

Para realizar predicciones de valores futuros en una serie temporal, es común que los modelos utilicen datos anteriores para hacer estas predicciones.

Hay dos enfoques principales para realizar predicciones en series temporales:

- 1. Predicciones a corto plazo:** en este enfoque, el modelo utiliza los valores reales de los datos de entrada más recientes para hacer una predicción. Luego, para el siguiente paso, se vuelven a utilizar los valores reales de los datos de entrada más recientes (no las predicciones anteriores) para hacer otra predicción. Este método tiende a ser más preciso a corto plazo (por ejemplo, una semana), ya que siempre se basa en datos reales y actuales para hacer cada predicción.

Como se evidencia en el siguiente gráfico, donde se puede ver que las predicciones tienden a tener un patrón similar a los valores reales, el modelo es capaz de capturar la tendencia general en los datos.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

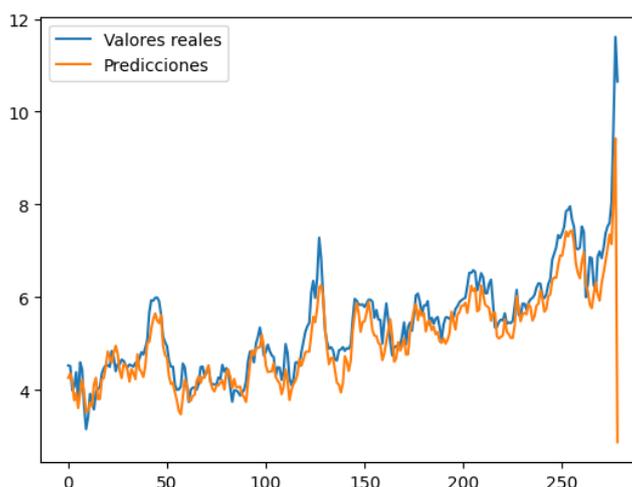


Ilustración 8 Visualización del funcionamiento del modelo, predicciones a corto plazo.

2. Predicciones a largo plazo: en este método, el modelo utiliza la predicción del paso anterior como entrada para hacer la siguiente predicción. Así, cada predicción se basa en las predicciones anteriores. Aunque este enfoque es necesario para hacer predicciones a largo plazo, su precisión puede disminuir con cada paso sucesivo, ya que los errores de predicciones anteriores pueden acumularse.

Se usó el modelo para hacer la predicción del precio en las 52 semanas posteriores (un año) a los datos conocidos, sin embargo, como se evidencia en el siguiente gráfico, el modelo autorregresivo con una red neuronal simple no parece obtener buenos resultados para predicciones a medio o largo plazo debido a la falta de generalización, lo que se refiere a la capacidad para aprender patrones que no solo se ajusten bien a los datos de entrenamiento, sino que también funcionen con datos no vistos (futuros).

Ambas líneas, en términos generales, siguen una tendencia similar, sin embargo, a partir del punto 50 en adelante, las predicciones comienzan a mostrar un patrón que no sigue la tendencia de los valores reales, lo que sugiere que el modelo pierde precisión a medida que predice más adelante en el tiempo.

Una posible razón del comportamiento observado es la falta de capacidad para generalizar ya que la única capa de salida de la red neuronal simple puede no ser lo suficientemente compleja para capturar las dinámicas más sofisticadas de la serie temporal.

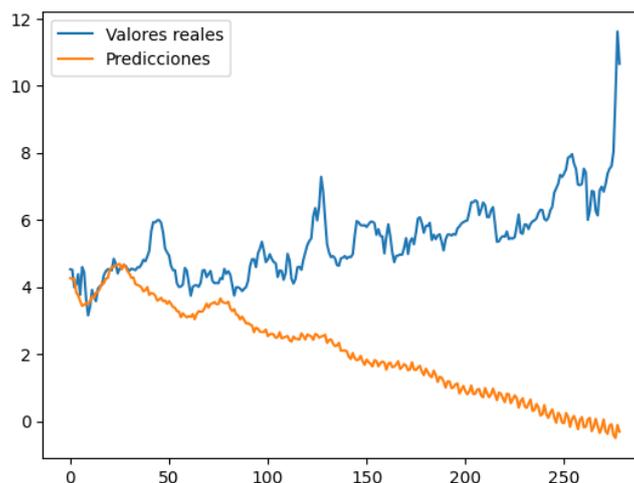


Ilustración 9 Visualización del funcionamiento del modelo, predicciones a medio-largo plazo.

En resumen, aunque utilizar siempre los valores reales para las entradas puede proporcionar predicciones razonables a corto plazo, en este caso, no es el enfoque adecuado para hacer predicciones a largo plazo porque no refleja cómo se comportarían las predicciones en una situación real donde se debe confiar en las predicciones anteriores, como se evidencia, la tendencia disminuye y no son fiables.

Predicción usando Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

Las Redes Neuronales Recurrentes resultan más apropiadas para trabajar con secuencias de datos, y en particular con series temporales. Las predicciones se realizan con el enfoque autorregresivo, es decir, se usan las predicciones realizadas para obtener futuras predicciones.

Características del modelo:

Como en el caso analizado anteriormente, se considerará una ventana de tiempo con $T:52$ semanas para predecir el valor de la siguiente.

Y teniendo en cuenta la revisión teórica del apartado 5.1.2, la RNN debe recibir como datos de entrada tres capas de dimensiones $(N \times T \times D)$, siendo N el número de secuencias, $T:52$ la longitud de las secuencias y $D:1$ la dimensión de la salida, ya que para cada paso temporal de entrada solo hay un valor de salida correspondiente: el precio del aguacate.

Además, al igual que en el modelo anterior, los datos se separarán en dos subconjuntos: de 50% entrenamiento y de 50% validación.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

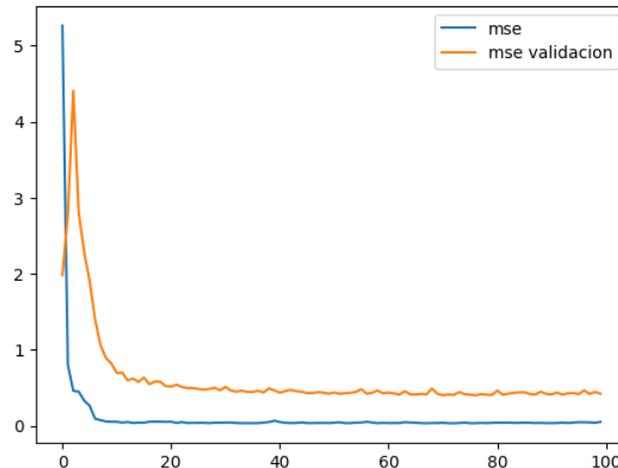


Ilustración 10 Visualización del funcionamiento del modelo, comparación de datos reales y resultantes de las predicciones usando RNN

El gráfico presenta un problema de “sobreajuste”. Esto sucede cuando el modelo “memoriza” los datos de entrenamiento en lugar de aprender patrones generalizables. Un modelo sobreajustado tendrá un error muy bajo en los datos de entrenamiento, pero un error alto en los datos de validación, perdiendo su capacidad de generalizar los datos no vistos.

Veamos algunas ventajas y desventajas de usar este enfoque:

(V) Es apropiado para predicciones a largo plazo, ya que no depende exclusivamente de los datos históricos reales para cada paso.

(V) Modela la dependencia temporal, usando las predicciones anteriores para influir en las futuras.

(V) Es un modelo más flexible, con menos parámetros.

(D) A medida que se hacen más predicciones, los errores en las predicciones iniciales pueden acumularse y amplificarse, reduciendo la precisión general del modelo.

(D) Como se ve en los gráficos, las predicciones a largo plazo tienden a desviarse más de los valores reales, reflejando la dificultad del modelo para mantener la precisión a medida que se aleja del punto inicial.

(D) Percibe la tendencia, pero no ajusta tan bien.

Se aplicaron varios ajustes en las funciones de activación. En los siguientes gráficos se muestra que el modelo continua sin obtener buenos resultados y que en términos generales el modelo RNN ha sido menos eficiente que el modelo de Red Neuronal Simple utilizado inicialmente; además, las predicciones no siguen la tendencia de manera adecuada, y los errores de predicción aumentan con el tiempo.

El modelo con la función de activación por defecto no funciona bien:

El modelo no es capaz de capturar correctamente las fluctuaciones en los precios reales del aguacate. Mientras que los valores reales (línea azul) muestran una gran variabilidad con picos y valles significativos, las predicciones del modelo siguen una trayectoria más suave y lineal (línea naranja).

El modelo tiende a suavizar la predicción de la serie temporal, lo que sugiere que no está aprendiendo adecuadamente los patrones en los datos. Esto podría ser debido a la capacidad limitada de la RNN simple para manejar dependencias temporales a largo plazo y capturar cambios bruscos en la serie de tiempo.

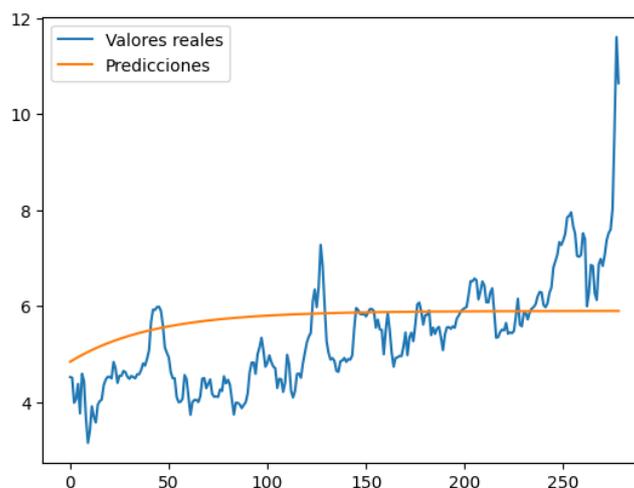


Ilustración 11 Visualización del funcionamiento del modelo, con la función de activación por defecto.

Aplicando la función de activación ReLU (Rectified Linear Unit):

Al igual que con la aplicación de la función anterior, existe una significativa diferencia entre los valores reales y las predicciones. Las predicciones (línea naranja) siguen una línea muy estable y horizontal a lo largo del tiempo, este comportamiento sugiere que el modelo podría estar atrapado en un valor constante (aproximadamente 4) o que no está aprendiendo lo suficiente sobre las características temporales debido a su limitada complejidad o que la cantidad de datos disponibles para entrenamiento podría ser insuficiente para que el modelo con la función ReLU aprenda patrones significativos.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

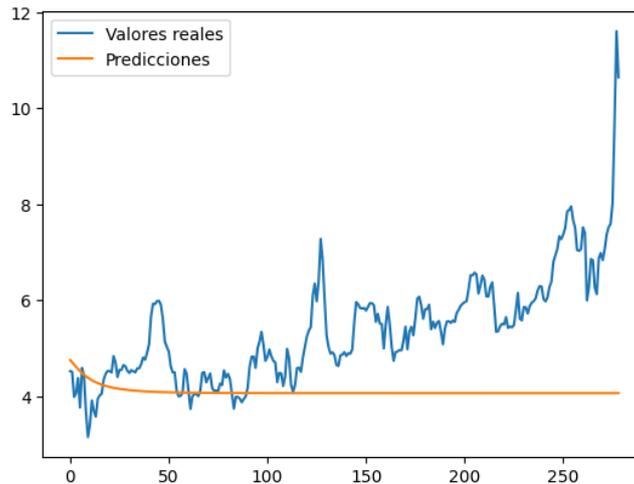


Ilustración 12 Visualización del funcionamiento del modelo, con la función de ReLU.

Por último se aplica la función de activación Identidad:

Esta función permite predicciones más suavizadas, aunque similares al caso anterior con ReLU, presenta variabilidad alrededor del valor constante (aproximadamente 4), este “zigzag” muestra un ajuste más cercano a la media de la serie temporal en las primeras semanas, sin embargo sigue sin reflejar la dinámica real de la serie.

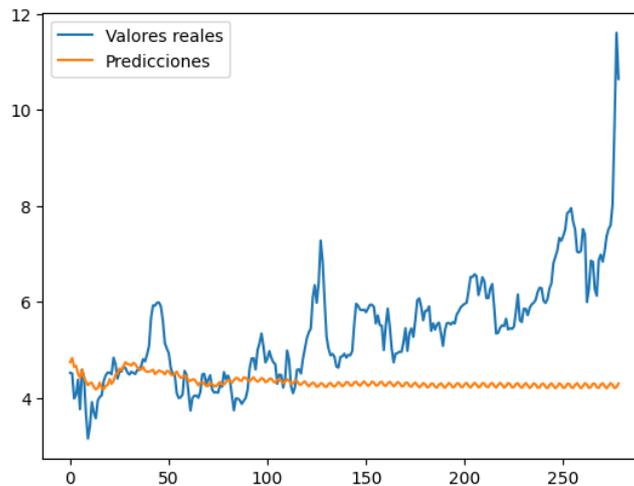


Ilustración 13 Visualización del funcionamiento del modelo, con la función de activación identidad.

Los comportamientos evidenciados con la aplicación de las diferentes funciones de activación, está sugiriendo que el modelo no está aprendiendo las características temporales o no está detectando patrones significativos que expliquen las variaciones de los precios del aguacate; también puede ser que la cantidad de capas utilizadas en la arquitectura, los datos de entrenamiento, el tamaño de la ventana de tiempo utilizada, o la segmentación del conjunto de entrenamiento y validación estén afectando negativamente el rendimiento del modelo.

En resumen, el proceso de aprendizaje de una red neuronal implica ajustar los parámetros para minimizar los errores en los datos de entrenamiento, con el objetivo de encontrar un balance adecuado entre el aprendizaje de los datos de entrenamiento y la capacidad de generalización del modelo a nuevos datos.

Predicción usando Redes Recurrentes GRU y LSTM

Las redes GRU y LSTM destacan frente a las RNN simples por su capacidad para captar tendencias o patrones a mediano y largo plazo.

Se continua con el análisis de estos modelos con los datos de la serie temporal de precios del aguacate.

Modelo LSTM

El modelo de red LSTM intenta mejorar los resultados en comparación con los modelos simple y RNN. Presenta dos enfoques que difieren en la forma en que se realiza la predicción y la longitud del horizonte de tiempo que se predice.

- ***Predicciones a corto plazo (de un paso):*** con esta, el modelo utiliza los datos reales para hacer la predicción del siguiente punto en el tiempo, es decir, verifica la precisión inmediata el modelo ($T+1$).
- ***Predicciones a largo plazo (multiplazo):*** el modelo utiliza sus propias predicciones anteriores como entradas (inputs) para hacer nuevas predicciones (outputs), este enfoque evalúa el real desempeño del modelo en aquellos escenarios de largo plazo donde no cuenta con datos reales intermedios. el modelo predice varios puntos en el futuro a la vez, como ($T+1, T+2, \dots, T+n$).

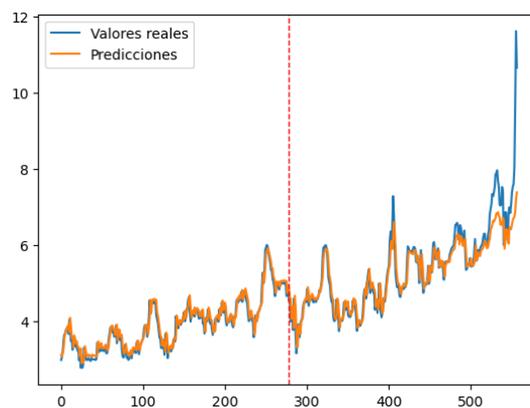


Ilustración 14 Visualización del funcionamiento del modelo LSTM

En este gráfico de entrenamiento se observa:

Inicialmente, es preciso aclarar que la línea punteada roja marca el punto de separación entre el conjunto de datos de entrenamiento y el conjunto de datos de validación.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

Antes de la línea roja (un paso):

- Las predicciones (línea naranja) y los valores reales (línea azul) están muy alineadas, siguen de cerca la tendencia de los valores reales, indicando que el modelo ha capturado los patrones de la serie temporal y ha logrado ajustar su comportamiento para replicar los datos.
- Esto sugiere que el modelo tiene un buen rendimiento en el período de entrenamiento o en predicciones a corto plazo.

Después de la línea roja (multipaso):

- Aunque las predicciones siguen la tendencia general de los valores reales, hay una ligera desviación en algunos puntos, lo que es común en este tipo de enfoques a largo plazo debido a la acumulación de errores.
- En general, las predicciones siguen bastante de cerca los valores reales, lo cual es un buen indicativo de la calidad del modelo, al ser capaz de aprender y replicar patrones a largo plazo.
- El modelo parece seguir bien la tendencia ascendente de los valores reales, pero no captura perfectamente algunos picos pronunciados, especialmente hacia el final de la serie temporal.

A continuación, se muestra una comparación entre los **valores reales** (línea azul) y las **predicciones** (línea naranja) del modelo LSTM, siguiendo los enfoques de predicción de un paso y multipaso definidos en el apartado anterior.

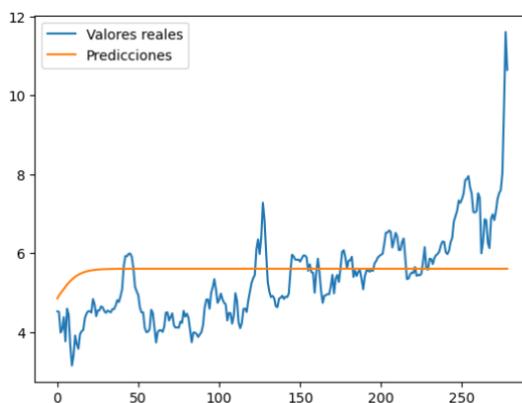


Ilustración 15 Visualización del funcionamiento del modelo LSTM.

- La línea azul representa los valores reales de la serie temporal (precios del aguacate a lo largo del tiempo), muestra fluctuaciones significativas, con picos y valles, y una tendencia general creciente hacia el final.
- Enfoque un paso : al comienzo del gráfico, parece que el modelo intenta seguir los valores reales con una ligera subida.
- Enfoque multipaso: la línea de predicción (naranja) se estabiliza en un valor constante (cerca de 6), lo que sugiere que, cuando el modelo cambia al enfoque

de multipaso (usando sus propias predicciones como entradas para pasos futuros), pierde precisión y no logra capturar la variabilidad y las tendencias de los valores reales.

En resumen, el gráfico muestra que el modelo presenta limitaciones para capturar la complejidad de las series temporales cuando se utiliza un enfoque multipaso. Aunque inicialmente intenta seguir la tendencia, eventualmente se estabiliza en un valor constante debido a la acumulación de errores y la falta de capacidad del modelo.

Modelo GRU

El modelo GRU utiliza menor tiempo de entrenamiento debido a su estructura más simple que el LSTM.

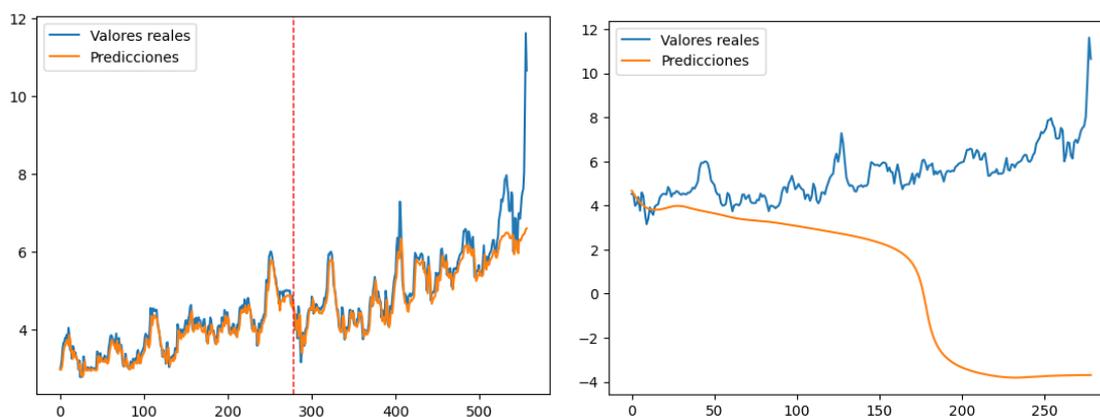


Ilustración 16 Visualización del funcionamiento del modelo GRU.

A partir de las gráficas podemos interpretar:

A pesar de las mejoras, las predicciones de largo plazo todavía muestran desviaciones con el modelo GRU, en su estado actual, no proporciona predicciones precisas ni útiles para esta serie temporal.

Inicialmente, las predicciones (línea naranja) siguen de cerca los valores reales (línea azul), aunque con cierta desviación, es decir los resultados se apartan de los valores de referencia; sin embargo, a medida que avanzamos en el tiempo, la línea de predicciones comienza a desviarse significativamente de los valores reales, llevando las predicciones a valores negativos, lo cual no tiene sentido en la aplicación práctica.

Esta desviación nos indica que el modelo no está aprendiendo adecuadamente los patrones en los datos, y es posible debido a un mal ajuste o a problemas con los datos de entrenamiento.

Las redes GRU y LSTM, muestra buenos ajustes, pero solo para las predicciones a 1 semana.

6.3. EVALUACIÓN DE LOS MODELOS UTILIZADOS.

En general, los modelos revisados muestran limitaciones significativas en la precisión de sus predicciones. Aunque utilizar siempre los valores reales para las entradas puede proporcionar predicciones muy precisas a corto plazo, ninguno de los modelos presenta resultados positivos en el enfoque de predicciones a largo plazo porque no refleja cómo se comportarían las predicciones en una situación real donde se debe confiar en las predicciones anteriores.

Es preciso tener en cuenta que en los datos reales utilizados se observó un notable incremento de precios en los últimos meses, y que además esos meses corresponden a un periodo que no se utiliza en el entrenamiento, por lo que puede ser difícil para el modelo variar la tendencia de crecimiento más moderada que identifica en sus datos de entrenamiento.

Actualmente, el modelo permite tener en cuenta valores de 52 semanas, para predecir los precios de la semana 53 (la siguiente); sin embargo, con predecir una semana no es relevante, se considera que aportaría más valor si se lo lograra predecir el comportamiento de los precios de al menos 1 mes.

Para mejorar el modelo, podría considerarse:

- Aumentar la cantidad de datos de entrenamiento y entrenar el modelo continuamente con nuevos datos puede ayudar a mantener la precisión de las predicciones a largo plazo; para encontrar todos esos datos, se podrían consultar las fuentes referenciadas en el apartado 5.2 *CONJUNTO DE DATOS UTILIZADOS* y crear un sistema de información automatizado que sea el núcleo central para el modelo de predicción.
- Ajustar los hiperparámetros que incluyan más capas y neuronas para que puedan capturar patrones más complejos en los datos.
- Adoptar un enfoque multipaso que permita predecir unos resultados con una ventana mayor de tiempo, es decir a largo plazo.
- Aumentar el número de unidades en las capas LSTM o GRU o incluir capas adicionales para capturar patrones más complejos.
- Experimentar con diferentes optimizadores, tasas de aprendizaje o iteraciones.
- Evaluar el uso de variables adicionales o factores externos que puedan influir en las predicciones (datos de entrada), por ejemplo, eventos económicos, estacionales, fenómenos o situaciones particulares como la pandemia, el boom en los precios de los alimentos, y el aumento de la demanda del aguacate no solo en Colombia, sino en el mundo, debido a cambios en el estilo de vida alimenticio, pueden ser factores que han influido en las variaciones repentinas de los precios del aguacate que se evidencian en los datos.

Para reforzar el planteamiento anterior, el periódico digital Infobae informó que el aguacate es una de las frutas más codiciadas por los colombianos al ser uno

de los alimentos más ricos en propiedades, las exportaciones también han crecido y esta situación ha hecho que desde hace más de un año se haya registrado un aumento anual del 1,89% en el precio; el aguacate hass pasó de costar, en promedio, \$3.679 Pesos colombianos (0,85 Euros) el kilo en la última semana de marzo de 2023, a costar \$6.329 (1,46 Euros) en el mismo periodo de este año 2024, tratándose de un aumento del 72% (Infobae, 2024).

Lo que parece sugerir que se debería incluir alguna variable de entrada en el modelo relacionada con las exportaciones.

El modelo actual es demasiado simple, lo que explica por qué no se están obteniendo buenas predicciones, especialmente al trabajar con variables como los precios. Sin embargo, al adentrarnos en el mundo de las redes neuronales y el deep learning, se puede contar con el poder computacional necesario para integrar una mayor cantidad de variables. Esto incluye no solo factores económicos, sino también variables climatológicas, exportaciones y otras que podrían mejorar significativamente la precisión de las predicciones.

6.4. PROPUESTAS PARA FUTURAS INVESTIGACIONES EN EL SECTOR AGRICOLA

Para futuras investigaciones que busquen implementar modelos de IA en el sector agro para predecir comportamientos basados en históricos y series temporales, se pueden proponer las siguientes recomendaciones y el uso de nuevas tecnologías:

- Integración de datos multifuente, capturados a través de dispositivos IoT como sensores en plantaciones para tener datos en tiempo real sobre factores ambientales que puedan integrarse al histórico de precios.
- Uso de modelos de IA y técnicas de aprendizaje más avanzados, combinar diferentes tipos de modelo, los usados en nuestro análisis, por ejemplo, RNN/ LSTM con “transformers”¹⁶ que ayuden a captar mejor las relaciones temporales; también se propone la implementación de algoritmos de aprendizaje por refuerzo para optimizar decisiones de cultivo basadas en predicciones y simulaciones.
- Junto con el refinamiento del modelo de IA utilizado en la experimentación; para que los resultados sean eficientes, se puede crear un panel interactivo tipo dashboard para visualizar los datos y predicciones en tiempo real, facilitando el análisis y toma de decisiones de los agricultores cuando corresponda.
- Se recomienda fomentar la colaboración entre científicos de datos, agrónomos, meteorólogos y otros expertos para mejorar la calidad de los datos y por ende de las predicciones.

Así mismo, mencionar que la IA en este sector tiene un enorme potencial para mejorar la eficiencia, sostenibilidad y rentabilidad de las prácticas agrícolas.

¹⁶ **Transformers:** arquitectura de modelo de aprendizaje profundo, que ofrece capacidades avanzadas para manejar secuencias de datos y capturar relaciones complejas.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

Los desafíos ya están identificados, y sería importante centrar investigaciones que ayuden a reforzar los sistemas ya existentes para la detección temprana de plagas y enfermedades, optimización del uso de agua, estimación de rendimiento de cultivos; y lo más importante, que las investigaciones futuras vayan centradas principalmente en aportar valor para que las tecnologías sean accesibles para pequeños y medianos agricultores, y no solamente para los grandes.

Por último, cabe mencionar que el núcleo central de este TFM ha sido presentado a una mesa de trabajo específica en la IA aplicada a la agricultura que lidera el congreso *XXII Latin Iberoamerican Conference on Operations Research* que se celebrará en Guadalajara/ México.

Con este desarrollo experimental simple se buscó plantar un germen investigador para la agricultura y se espera poder refinar el modelo de IA mediante la utilización de más datos, variables y mejores parámetros para la presentación del mismo en el mencionado congreso.

7. CONCLUSIONES

La Inteligencia Artificial ha demostrado ser una tecnología con un gran potencial que está transformando diversas industrias, incluyendo la agricultura. Su capacidad para automatizar procesos, aumentar la productividad y optimizar recursos está redefiniendo los modelos de negocio y mejorando la competitividad empresarial a nivel global.

A pesar de los avances ya existentes, la agricultura, vive desafíos significativos, como el cambio climático, la escasez de agua, la necesidad de sostenibilidad, la gestión de grandes volúmenes de datos, la optimización de recursos y no menos importante, la integración de tecnologías en prácticas agrícolas tradicionales. Es aquí donde las oportunidades que ofrece la IA en términos de sostenibilidad facilita la automatización de tareas laboriosas y repetitivas, lo que permite a los agricultores centrarse en actividades de mayor valor añadido; la agricultura de precisión, que utiliza datos recopilados a través de sensores y dispositivos IoT, permite a los agricultores ajustar las cantidades de agua, fertilizantes y otros insumos de manera más precisa, reduciendo el desperdicio y mejorando los resultados; otro ejemplo es la robótica agrícola, equipada con algoritmos de IA que automatiza tareas repetitivas como la cosecha, reduciendo costes y aumentando la eficiencia operativa.

La aplicación de la IA en la agricultura no solo contribuye al aumento de la productividad, como se acaba de mencionar, sino que también apoya la consecución de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) promovidos por la ONU en su agenda 2030; el uso de tecnologías avanzadas permiten una gestión más sostenible de los recursos, promueven la seguridad alimentaria y mejoran la calidad de vida de los agricultores mediante la reducción de tareas manuales y la creación de nuevos empleos tecnológicos en el sector rural.

Sin embargo, la otra cara de la moneda presenta, que a pesar de los avances, la integración de la IA en la agricultura enfrenta desafíos legales, éticos y técnicos; la regulación del uso de datos, la privacidad, la seguridad de los sistemas y la necesidad de desarrollar políticas adecuadas son esenciales para garantizar que la IA se utilice de manera ética y segura. Es fundamental que los agricultores y otros actores del sector comprendan cómo funcionan estos sistemas y las implicaciones de sus decisiones para minimizar sesgos y errores.

Una vez revisada la literatura en torno a las implicaciones de la Inteligencia Artificial en la “Economía del Futuro”, se desarrolló un estudio de caso utilizando diferentes modelos de IA. Estos modelos son capaces de aprender relaciones temporales a corto y largo plazo en contextos de alta complejidad. El trabajo ilustra el potencial de las técnicas de aprendizaje profundo en labores de predicción en el sector primario a través de un caso práctico simple relacionado con la predicción de los precios del aguacate en Colombia. Una de las tareas básicas del aprendizaje automático es realizar predicciones a futuro basadas en comportamientos o características observadas, reduciendo de esta manera la incertidumbre y mejorando el proceso de toma de decisiones.

Las técnicas de aprendizaje profundo (deep learning) tratan de minimizar la intervención humana en el aprendizaje, y dentro de ellas destacan los modelos basados en unidades computacionales que imitan el funcionamiento de las neuronas cerebrales como las redes neuronales recurrentes (RNN), GRU y LSTM.

En este Trabajo Fin de Máster se ha realizado un análisis comparativo de esos enfoques neuronales para abordar problemas de predicción de precios del aguacate. Se hace uso de datos económicos a escala regional para explorar las capacidades predictivas de modelos autorregresivos de redes neuronales artificiales y modelos de redes recurrentes. El trabajo analiza las ventajas e inconvenientes de cada modelo a través de diferentes pruebas experimentales.

Estos modelos son especialmente útiles no solo para preveer comportamiento de precios de mercado y condiciones de cultivo, lo que ayuda a los agricultores a tomar decisiones informadas y a planificar de manera más efectiva; sino también, para desarrollar políticas y garantizar la estabilidad de la cadena de suministro y la sostenibilidad del sector.

La aplicación de estos modelos de IA, han permitido realizar una experimentación de análisis predictivos en series temporales, sin embargo, ha sido una tarea compleja por el número de factores que influyen (aspectos ambientales, climatológicos, demandas de mercados, factores sociales,...) además de la dificultad para acceder a grandes volúmenes de datos o series temporales con el suficiente número de observaciones. Los modelos utilizados presentaron una serie de dificultades para hacer estimaciones. En detalle, las redes neuronales simples mostraron limitaciones en la predicción a largo plazo, por su parte, los modelos más avanzados como las redes LSTM y GRU demostraron una capacidad superior para captar patrones complejos y hacer predicciones un poco más acertadas a corto plazo.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial y su impacto en la Economía del Futuro

Sin embargo, aún existen desafíos significativos en la precisión de las predicciones a largo plazo debido a la acumulación de errores, lo que sugiere la necesidad de una mayor integración de datos y ajuste continuo de los modelos. Por ello, se recomienda continuar explorando la integración de datos multifuente y el uso de dispositivos IoT para capturar datos en tiempo real. Además, es crucial fomentar la colaboración interdisciplinaria entre científicos de datos, agrónomos y otros expertos para mejorar la calidad de los datos y las predicciones.

Finalmente, las propuestas para futuras investigaciones incluyen la incorporación de datos en tiempo real a través de dispositivos IoT, el uso de técnicas avanzadas como los transformers para mejorar las predicciones de series temporales y la creación de paneles interactivos tipo dashboards que faciliten la toma de decisiones y hacer accesibles estas tecnologías a todos los agricultores, incluidos los pequeños y medianos productores.

En conclusión, la IA representa una herramienta poderosa para impulsar la evolución del sector agrícola y de la economía en general. Con una implementación adecuada y una investigación continua, la IA tiene el potencial de llevar a la agricultura hacia un futuro más eficiente, sostenible y próspero, enfrentando los desafíos actuales y potenciando las oportunidades de un sector clave para el desarrollo económico y social.

BIBLIOGRAFÍA

- Abeliuk, A., & C. G. (2021). Historia y Evolución de la Inteligencia Artificial. *Revista Bits de Ciencia*, 21, 14-21. Obtenido de: revistasdex.uchile.cl
- Abid, Haleem, Mohd, Javaid, Ibrahim Haleem, Khan, & Rajiv, Suman. (2023). Understanding the potential applications of Artificial Intelligence in Agriculture Sector. *Advanced Agrochem*, 2, Issue 1 (ISSN 2773-2371), 15-30. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S277323712200020X>
- Abril, P. C. T., Moya, S. D. J., & Valverde, L. D. T. (2023). *Revisión sistemática de las aplicaciones de vanguardia en el campo de la visión por computadora*. Ciencia Digital.
- Agronet. Evaluaciones Agropecuarias Municipales. Ministerio de Agricultura (2024). Obtenido de: <https://www.agronet.gov.co/estadistica/Paginas/home.aspx?cod=1>
- AGROSAVIA. (2022). Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria. Agrosavia ¿Qué hacemos?. Obtenido de <https://www.agrosavia.co/qu%C3%A9-hacemos>
- Alcaldía de Bogotá, S. d. (2024). Visor Geografico Ambiena. Secretaría de Medio Ambiente. Obtenido de: Secretaría de Medio Ambiente: <https://visorgeo.ambientebogota.gov.co/?lon=-74.088180&lat=4.661370&z=11&l=5:1>
- Alfalla-Luque, Rafaela. Parejo Guzmán, Manuel. Benito Navarrete Rubia. Pedro, Mora Peris (2021). Desarrollo metodológico para la optimización del coste eléctrico en fábricas de cemento, mediante inteligencia artificial, operando sobre coste eléctrico del mercado. *Revista Dirección y Organización*, 5-19. Obtenido de: <https://www.revistadyo.es/DyO/index.php/dyo/article/view/598/618>
- Arnau, R., Sánchez Pérez, E., L. G.-R., & E. C. (2023). Aprendizaje por refuerzo para minimizar funciones. *En libro de actas: IX Congreso de Innovación Educativa y Docencia en Red*. Obtenido de: <https://doi.org/10.4995/INRED2023.2023.16617>.
- Arteaga, H. (2015). Técnicas de aprendizaje supervisado y no supervisado para el aprendizaje automatizado de computadoras. *Memorias del primer Congreso Internacional de Ciencias Pedagógicas: Por una educación integral, participativa e incluyente*. (págs. 549-564). Instituto Superior Tecnológico Bolivariano.
- Bancolombia. (2024). Reportes del sector agro en Colombia en 2024. Obtenido de: <https://www.bancolombia.com/empresas/capital-inteligente/especiales/informes-sectoriales/sector-agro>.
- Ben Ayed, R., & Hanana, M. (2021). Inteligencia artificial para mejorar el sector agroalimentario. *J Food Qual* (20-21) Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/351366518_Artificial_Intelligence_to_Improve_the_Food_and_Agriculture_Sector
- Bishop, C. (2018). Centro de noticias Microsoft. *Microsoft Blog*. Obtenido de: <https://news.microsoft.com/es-es/2018/06/26/principios-basicos-de-la-inteligencia-artificial-por-que-esta-aqui-para-ayudar-y-no-para-perjudicarnos/>
- Cancillería de Colombia, G. d. (2023). *Consulado de Miami en Colombia*. Obtenido de Consulado de: <https://miami.consulado.gov.co/viajar/informacion>
- Cárdenas, J. (2023). Inteligencia artificial, investigación y revisión por pares: escenarios futuros y estrategias de acción. *RES. Revista Española de Sociología*(199), 32-34. Obtenido de: <https://recyt.fecyt.es/index.php/res/article/view/101519>
- Comisión Europea. (2024). Web oficial de la UE. Obtenido de: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/es/policias/regulatory-framework-ai>
- Cartas, A. (2015). *File:Perceptrón 5 unidades.svg*. Obtenido de Wikimedia Commons: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Perceptr%C3%B3n_5_unidades.svg
- Casal, R. (s.f.). Data frames. Obtenido de <https://rubenfcasal.github.io/intror/data-frames.html>.

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial
y su impacto en la Economía del Futuro

- DANE. (2023). Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas. Demografía y Población. Obtenido de: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/censo-nacional-de-poblacion-y-vivenda-2018/cuantos-somos>
- DANE. (2023). Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas. Informe preliminar IV trimestre 2023. Obtenido en: <https://www.dane.gov.co/files/operaciones/PIB/bol-PIB-IVtrim2023.pdf>.
- DANE. (2024). Datos Macroeconomicos por sectores productivos. Obtenido de <https://www.dane.gov.co/>
- De la Cruz García, J., & Bencomo, S. (1989). Inteligencia artificial: pasado, presente y futuro. Aldaba: Revista del Centro Asociado a la UNED de Melilla, 14, 9-22. Obtenido en: https://www.researchgate.net/publication/331737921_Inteligencia_artificial_pasado_presente_y_futuro
- ECCHR, Centro Europeo de Derechos Constitucionales y Humanos. (s.f.). Hard Law, Soft Law. Obtenido de <https://www.ecchr.eu/en/glossary/hard-law-soft-law/>
- EuroNews. (2024). *El Parlamento Europeo aprueba la Ley de IA por abrumadora mayoría*. Obtenido de: <https://es.euronews.com/my-europe/2024/03/13/el-parlamento-europeo-aprueba-la-ley-de-ia-por-abrumadora-mayoria>
- EU Artificial Intelligence Act. (2024). Artículo 15: Precisión, robustez y ciberseguridad. Obtenido de: <https://artificialintelligenceact.eu/es/article/15/>
- FAO. (2020). Agricultura 4.0 Start Robótica agrícola y equipos automatizados para la producción agrícola sostenible. *Gestión integrada de cultivos*, 24(ISSN 1020-5810). Obtenido de: <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/1d748bb5-2c0c-4daf-b640-14b6544c3d02/content>
- FAO. (s.f.). *FAO.org*. Obtenido de: <https://www.fao.org/home/es>
- Ferraris, V., Bosco, F., Cafiero, G., & D'Angelo, E. (2013). Defining Profiling. SSRN. Obtenido de: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2366564
- Fiallo, D. (2023). *Optimización y comportamiento climático de las Redes de Eco-Estado para la predicción de sistemas dinámicos*. Trabajo de Diploma presentado en opción al título de Licenciado en Ciencia de la Computación. Universidad de la Habana. Obtenido de: https://accesoabierto.uh.cu/files/original/2177068/Optimizacion_y_comportamiento_climatico_compressed.pdf
- FinAgro. (2023). *Crecimiento del sector agropecuario y AgroExpo 2023 un reto hacia el desarrollo del campo*. Obtenido de: <https://www.finagro.com.co/noticias/articulos/crecimiento-del-sector-agropecuario-agroexpo-2023-reto-desarrollo-del-campo-0>
- Forbes. (2024). Multinacional portuguesa inauguró mega planta de aguacate en Pereira con inversión de US\$ 6 millones. Obtenido en: <https://forbes.co/2024/07/08/negocios/multinacional-portuguesa-inauguro-mega-planta-de-aguacate-en-pereira-con-inversion-de-us-6-millones>
- García San José, D. (2021). *Implicaciones jurídicas y bioéticas de la inteligencia artificial (IA). Especial consideración al marco normativo internacional*. Cuadernos de Derecho Transnacional, Universidad de Sevilla, Sevilla. Obtenido de: <https://idus.us.es/handle/11441/135222>
- Guevara Vega, Evelyn Milles Duval, Delgado Deza, Jose Ricardo, & Mendoza de los Santos, Alberto. (2023). Estado actual de la Auditoria de base de datos: Beneficios y Tecnologías emergentes. *Revista Ciencia, Tecnología e Innovación.*, 21 (27), 47-56. Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/375532289_Estado_actual_de_la_Auditoria_de_base_de_datos_Beneficios_y_Tecnologias_emergentes

- Gobierno Digital. (2024). Datos Abiertos de Colombia. Obtenido de: <https://gobiernodigital.mintic.gov.co/portal/Iniciativas/Datos-abiertos/#:~:text=Los%20datos%20abiertos%20son%20informaci%C3%B3n,restrictiones%20legales%20para%20su%20aprovechamiento>.
- Ideam. (2024). Instituto de Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. *Banco de Datos*. Obtenido de: <http://dhime.ideam.gov.co/atencionciudadano/>
- Infobae. (2024). Sector agrícola de Colombia arrancó 2024 con el mayor presupuesto de la historia. Obtenido de: <https://www.infobae.com/colombia/2024/01/05/sector-agricola-de-colombia-arranco-2024-con-el-mayor-presupuesto-de-la-historia/>
- Infobae. (2024). Se disparó el precio del aguacate Hass, una de las frutas más representativas del territorio colombiano. Obtenido de: <https://www.infobae.com/colombia/2024/04/04/se-disparo-el-precio-del-aguacate-hass-una-de-las-frutas-mas-representativas-del-territorio-colombiano/>
- Junta de Andalucía. (s.f.). Web de la Junta de Andalucía. *El sector primario, la Agricultura*. Obtenido de: https://www.juntadeandalucia.es/averroes/centros-tic/41003133/helvia/sitio/upload/sector_primario_la_agricultura.html#:~:text=La%20agricultura%20es%20la%20actividad,integran%20el%20llamado%20sector%20agr%C3%ADcola
- JSH Al-bayati , & BB Üstündağ. (2020). Inteligencia artificial en agricultura inteligente: enfoque de optimización evolutiva modificado para la identificación de enfermedades de las plantas. *4to Simposio Internacional sobre Estudios Multidisciplinarios y Tecnologías Innovadoras (ISMSIT)*, (págs. 1-6). Obtenido de: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9255323>
- Landeta, J. M. I., Chacón, J. G., & Cortés, C. B. Y. (2017). El entorno de la industria 4.0: implicaciones y perspectivas futuras. *Conciencia tecnológica*, 54. Obtenido de: <https://www.redalyc.org/journal/944/94454631006/94454631006.pdf>
- Larranaga, P., Inza, I., & Moujahid, A. (1997). Tema 8. redes neuronales. *Redes Neuronales, U. del P. Vasco*, 12, 17. Obtenido de: https://www.researchgate.net/profile/Pedro-Larranaga/publication/268291232_Tema_8_Neural_Networks/links/55b7b5c408ae9289a08c0c68/Tema-8-Redes-Neuronales.pdf
- Lowenberg-DeBoer, J, Huang, I.Y., Grigoriadis, V., & Blackmore, S. (2019). Economics of robots and automation in field crop production. *Precision Agriculture*, 21, 278-299. Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/333174617_Economics_of_robots_and_automation_in_field_crop_production
- La Republica (2022). Diario La Republica. *Solo se está aprovechando 13,5% de las 39,2 millones de hectáreas con potencial*. Obtenido de: <https://www.larepublica.co/economia/del-34-del-area-potencial-para-cultivar-en-colombia-se-aprovecha-cerca-del-13-5-3391297>
- López Segura, J. (2023). Análisis de las redes neuronales recurrentes: enfoque en las LSTM y GRU para predicción. Obtenido de: <https://docta.ucm.es/entities/publication/001ea2c7-c1a8-4569-b1b9-129b0faf5cbb>
- Martín, F. M. (2023). *Trabajo Fin de Máster del Máster Universitario en Ingeniería y Ciencia de Datos Redes Neuronales Recurrentes para predicción de Posibilidad de Jugada de Gol*. Obtenido de: <https://espacio.uned.es/entities/publication/616805d1-e43d-449f-aff5-b67ef5cb51a0/full>
- Mejía, K. (2024). "Queremos contarle al mundo la historia qué hay detrás de la producción de aguacate en Colombia". Red Agrícola. Obtenido de: <https://redagricola.com/queremos-contarle-al-mundo-la-historia-que-hay-detras-de-la-produccion-de-aguacate-en-colombia/>

Hacia una Agricultura Inteligente: aplicaciones de Inteligencia Artificial
y su impacto en la Economía del Futuro

- Michaux, S., & Cadiat, A. C. (2016). *Las cinco fuerzas de Porter: Cómo distanciarse de la competencia con éxito*. Obtenido en: <https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=mWLyCwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT6&dq=fuerzas+de+porter&ots=W6S7-0icKn&sig=30gQjZBRFmnKFZLsyC1Nfio7HUQ#v=onepage&q=fuerzas%20de%20porter&f=false>
- Mohd, Javid, Abid, Haleem, Ibrahim Haleem, Khan, & Rajiv, Suman. (2023). Understanding the potential applications of Artificial Intelligence in Agriculture Sector. *Advanced Agrochem.*, 2, Issue 1 (ISSN 2773-2371), 15-30. Obtenido en: https://www.researchgate.net/publication/364940450_Understanding_the_potential_applications_of_artificial_intelligence_in_agriculture_sector
- MinTic. (2024). Sala de Prensa Ministerio de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. *Con AgroTECH, el MinTIC potenciará el campo con Inteligencia Artificial*. Obtenido de: <https://mintic.gov.co/portal/inicio/Sala-de-prensa/Noticias/276923:Con-AgroTECH-el-MinTIC-potenciara-el-campo-con-Inteligencia-Artificial>
- MinTic. (2024). Sala de Prensa Ministerio de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. *Colombia Potencia Digital: un salto para que la tecnología sea el motor de desarrollo del país*. Obtenido de: <https://www.mintic.gov.co/portal/inicio/Sala-de-prensa/Noticias/337968:Colombia-Potencia-Digital-un-salto-para-que-la-tecnologia-sea-el-motor-de-desarrollo-del-pais>
- Mora, C. P., & Losada, Juan. (2023). Análisis de series temporales en estaciones meteorológicas para la predicción de la precipitación en la ciudad de Manizales, Colombia. *Vol. 23 (2023): 58-70 ISSN 1578-8768*. Obtenido de: <https://rclimatol.eu/wp-content/uploads/2023/07/Articulo-CS23-Climatologia.pdf>
- MU, Hassan, M, Ullah, & J, Iqbal. (2016). ICRAI, IEEE. *Hacia la autonomía en la agricultura: diseño y prototipado de un vehículo robótico con selector de semillas.*, 2da Conferencia Internacional sobre Robótica e Inteligencia Artificial. Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/311912288_Towards_Autonomy_in_Agriculture_Design_and_Prototyping_of_a_Robotic_Vehicle_with_Seed_Selector
- Ojeda-Beltrán, A. (2022). "Plataformas tecnológicas en la Agricultura 4.0: Una mirada al desarrollo en Colombia". *J. Comput. Electron. Sci: Theory Appl*, 3 no. 1, 9-18. Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/359258962_Plataformas_Tecnologicas_en_la_Agricultura_40_una_Mirada_al Desarrallo en Colombia
- Olivas, E., M. I., R. C., & B. C. (2023). *Sistemas de Aprendizaje Automático*. RaMa Editorial. Obtenido de: <https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=2OPGEEAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT4&dq=Sistemas+de+Aprendizaje+Autom%C3%A1tico.+Rama+Editorial.&ots=6Wd1liV2MI&sig=UfGm8P7kzT5u28ZekdiaZDXBISg#v=onepage&q=Sistemas%20de%20Aprendizaje%20Autom%C3%A1tico.%20Rama%20Editorial.&f=false>
- ONU. (2024). Organización de Naciones Unidas. *Objetivos de Desarrollo Sostenible*. Obtenido de: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>
- Perez Sandoval, J. (2011). *Las bases de datos, su seguridad y auditoría. El caso de MySQL*. (Vols. Bloque III, Capítulo 4, Epígrafe 4.3.). Obtenido de: <https://e-archivo.uc3m.es/entities/publication/e011c028-0367-45d3-91d3-405be8a08a07>
- Prokopenko, J. (1989). *La Gestión de La Productividad, Manual práctico* (Vols. ISBN 92-2-305901-1). Obtenido de: https://mega.nz/file/CEoDRBKQ#6kiOzzY5ZgPCb2K3uOP-Y_QjdIT2UhhvGsg4vdsTN6k
- ProColombia. (2022). *Colombia. Marca país*. Obtenido de: <https://colombia.co/>

- Portafolio. (2020). *El 17% del total de la fuerza laboral del país trabaja en el campo*. Obtenido de: <https://www.portafolio.co/economia/el-panorama-de-la-agricultura-en-colombia-en-su-dia-internacional-de-la-agricultura-544437>
- Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo. (2016). Obtenido de <https://www.boe.es/doue/2016/119/L00001-00088.pdf>
- Reglamento Europeo de IA (2022). *Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital*. Obtenido de Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital: https://portal.mineco.gob.es/es-es/digitalizacionIA/sandbox-IA/Documents/20220919_Resumen_detallado_Reglamento_IA.pdf
- Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council. (2024). Laying down harmonized rules on artificial intelligence and amending Regulations. Obtenido de: https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=OJ%3AL_202401689
- Rios, R. (2023). El test de Turing y la filosofía de la inteligencia artificial: acerca de la mente de las máquinas digitales. *Revista de Filosofía de la Universidad de Costa Rica*, 62(164), 47-57. Obtenido de: <https://doi.org/10.15517/revfil.2023.54439>
- Rouhiainen, Lasse. (2018). *Inteligencia Artificial*. Madrid: Alienta Editorial. Obtenido de: https://planetadelibrosec0.cdnstatics.com/libros_contenido_extra/40/39308_Inteligencia_artificial.pdf
- SAP Blog. (2023). *Consejos para la optimización de recursos en una empresa*. Obtenido de: <https://www.concur.co/blog/article/consejos-para-la-optimizacion-de-recursos-en-una-empresa>
- Sierra, Y. (2022). La inteligencia artificial y robótica: diferencias y ejemplos. . *Le Montech*. Obtenido de: <https://blog.lemontech.com/inteligencia-artificial-y-robotica/>
- Singh, P., & Kaur, A. (2022). A systematic review of artificial intelligence in agriculture. *Deep learning for sustainable agriculture*, 57-80. Obtenido de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/B9780323852142000112>
- Soori, M, Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review. *Cognitive Robotics*. Obtenido de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667241323000113>
- Sott, M., bertolin, I. m., Kipper, F. d., giraldo, J. r., lopez- robles, m. J., cobo, A., . . . Imran, m. A. (2020). *Precision Techniques and Agriculture 4.0 Technologies to Promote Sustainability in the Coffee Sector: State of the Art, challenges and Future trends* (Vol. 8). IEEE Access. Obtenido de: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9166468>
- Tapia, V. (2014). Industria 4.0–Internet de las cosas. *Revista UTCiencia: i-ISSN: 1390-6909. e-ISSN: 2602-8263, 1(1), 51-60*. Obtenido de: <http://investigacion.utc.edu.ec/index.php/utciencia/article/view/6>
- Valero Ubierna, C. (2020). La agricultura de precisión: una revolución inevitable. *Savia*, 13, 3. Obtenido de: https://oa.upm.es/65671/1/La_AP.pdf
- Yunji Chen, Ling Li, Wei Li, Qi Guo, Zidong Du, Zichen Xu (2024). *AI Computing Systems, Chapter 3- Deep Learning*. Morgan Kaufmann Obtenido de: <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-395399-3.00009-3>.