



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE ECONOMIA Y EMPRESA**

**CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**

**TÍTULO:**

**Inteligencia de Negocios aplicada a la Optimización Inventario y  
Almacenamiento de Bodega para la Empresa Disdurán S.A,  
Franquicia Disensa.**

**AUTOR (ES):**

**Merchán Alvarado Javier Andrés**

**Padilla Barros Angeline del Rocío**

**Trabajo de integración curricular previo a la obtención del título de  
Licenciado en Negocios Internacionales**

**TUTOR:**

**Ing. Carrera Buri Félix Miguel, Mgs.**

**Guayaquil, Ecuador**

**7 de febrero del 2023**



UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

**FACULTAD DE ECONOMIA Y EMPRESA**

**CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**

## **CERTIFICACIÓN**

Certifico que el presente trabajo de integración curricular fue realizado en su totalidad por **Merchán Alvarado Javier Andrés y Padilla Barros Angeline Del Rocío**, como requerimiento para la obtención del título en **Negocios Internacionales**.

**TUTOR**

f. 

**Ing. Carrera Buri, Félix Miguel Mgs.)**

**DIRECTORA DE LA CARRERA**

f. 

**Ing. Hurtado Cevallos, Gabriela Elizabeth Mgs.**

**Guayaquil, a los 7 días del mes de febrero del año 2023**



UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

**FACULTAD DE ECONOMIA Y EMPRESA**  
**CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**  
**DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD**

Nosotros, **Merchán Alvarado Javier Andrés y Padilla Barros Angeline Del Rocío**

**DECLARAMOS QUE:**

El Trabajo de Integración Curricular, **Inteligencia de negocios aplicada a la optimización inventario y almacenamiento de bodega para la empresa Disdurán S.A, franquicia Disensa.**, previo a la obtención del título de **licenciados en Negocios Internacionales**, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de nuestra total autoría.

En virtud de esta declaración, nos responsabilizamos del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

**Guayaquil, a los 7 días del mes de febrero del año 2023**

**LOS AUTORES:**

f. \_\_\_\_\_

**Merchán Alvarado Javier Andres**

f. \_\_\_\_\_

**Padilla Barros Angeline del Rocío**



UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMIA Y EMPRESA

CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

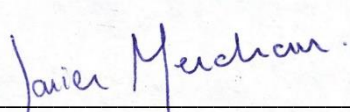
### AUTORIZACIÓN

Nosotros, **Merchán Alvarado Javier Andrés y Padilla Barros Angeline Del Rocío**

Autorizamos a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil a la **publicación** en la biblioteca de la institución del Trabajo de Integración Curricular: **Inteligencia de negocios aplicada a la optimización inventario y almacenamiento de bodega para la empresa Disdurán S.A, franquicia Disensa**, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a los 7 días del mes de febrero del año 2023

#### LOS AUTORES:

f.   
Merchán Alvarado Javier Andres

f.   
Padilla Barros Angeline Del Rocío



UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMIA Y EMPRESA

CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

### REPORTE URKUND

**URKUND**

Documento: [MERCHAN ALVARADO JAVIER ANDRES-PADILLA BARROS ANGELINE DEL ROCIO.docx](#) (D157308134)

Presentado: 2023-01-29 20:24 (-05:00)

Presentado por: javier.merchan@cu.ucsg.edu.ec

Recibido: felix.carrera01.ucsg@analysis.orkund.com

Mensaje: TESIS 100% [Mostrar el mensaje completo](#)

1% de estas 39 páginas, se componen de texto presente en 5 fuentes.

Lista de fuentes	Bloques
Categoría	Enlace/nombre de archivo
	<a href="#">Universidad Católica de Santiago de Guayaquil</a>
	UNIVERSIDAD DE CUENCA / D13253960
	<a href="https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/10230/17044/1/10230_17044.pdf">https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitst</a>
	<a href="https://www.litespresso.es/empresas-sin-sis">https://www.litespresso.es/empresas-sin-sis</a>
	<a href="https://www.worldenergytrade.com/energi">https://www.worldenergytrade.com/energi</a>
	<a href="https://www.taylorfrancis.com/chapters/ed">https://www.taylorfrancis.com/chapters/ed</a>
	<a href="https://www.proquest.com/openview/2d42">https://www.proquest.com/openview/2d42</a>

TUTOR

f.

Ing. Félix Carrera Buri Mgs.

## **AGRADECIMIENTO**

Quiero agradecer profundamente a mis padres, ellos que han sido mi pilar fundamental y siempre me han impulsado a ser una mejor persona, y gracias a su incansable esfuerzo he podido culminar la carrera.

A mis amigos del colegio, que siempre han estado en mi vida para los buenos y malos momentos.

A mis nuevos amigos que me dejó la universidad, les agradezco por hacer de mi vida universitaria una experiencia más amena y llena de diversión.

A mi Dayi, por acompañarme a lo largo de este trayecto y ser una también de mis principales motivaciones para seguir adelante, por escucharme siempre cuando he intentado rendirme y que ha estado para mí incondicionalmente.

A Dotty, por alegrarme la vida.

A mis profesores, a todos los que conocí desde el primer día que ingresé en la universidad y me compartieron de sus conocimientos a lo largo de la carrera, y una mención especial a mi tutor, Félix Carrera, por haber sido más allá que un profesor, un consejero de vida.

-Javier Andrés Merchán Alvarado

## **AGRADECIMIENTO**

En primer lugar, que sin él no hubiese logrado nada, le agradezco a Dios que me bendijo con fortaleza y sabiduría; A mis padres por su apoyo, que han sido, son y serán mis amores incondicionales; A mis hermanos Raúl, Jonathan y Olmedo que en toda esta etapa me brindaron su ayuda, y me motivaron a crecer.

De igual forma, le agradezco grandemente a mi tío Raúl Padilla, por nunca desampararme en la fase más dura de mi vida, por hacer en ocasiones el rol de padre, y por no abandonarme cuando más lo necesite. A mi primo Fabian, por brindarme toda la información necesaria para que esta tesis salga avante.

Finalmente, y no menos importante al Ing. Félix Carrera, por su dedicación y buena voluntad estuvo siempre para nosotros impartiendo sus conocimientos, que permitió que esta tesis se consolide.

Dios bendiga a todas estas personas.

-Angeline del Rocío Padilla Barros

## **DEDICATORIA**

Quiero dedicarles este proyecto a mis padres, Vidal y Elizabeth, sin ellos nada hubiera sido posible, el sacrificio que hacen por mi día a día para que no me falte nada, definitivamente tengo a los mejores padres del mundo.

A mis hermanos, Sergio y Valeria, les dedico este trabajo para demostrarles que las metas se cumplen, y nunca dejen de luchar por sus sueños.

-Javier Andrés Merchán Alvarado



## DEDICATORIA

Este logro y todo lo demás que logre en mi vida, se lo dedico a mis padres. A mi papi Ángel, que desde muy pequeña me inculco que la educación es lo primordial, me enseñó que la vida es bella y que si perseveramos logramos todo lo que deseamos; aunque el ya no esté en este mundo terrenal, sé que desde el cielo se siente orgulloso de que todos sus consejos y llamados de atención sirvieron para que no me detenga del sueño que teníamos de poder culminar mis estudios universitarios.

A mi mami Rocío, ella que no permitió que me rindiera, aunque sentía que mi mundo se venía abajo estuvo siempre para mí, a pesar de que yo dudaba de mis capacidades ella siempre confiaba y sus oraciones me servían en cada examen que rendía; es una guerrera que a mitad de mi camino universitario tomo el rol de padre y madre, llenándome de amor, y mucha fortaleza, haciendo que mis días sean mejores. Mis padres se merecen mucho más, espero algún día compensarlos y que esa parte que mi papá dejó en mi sembrado, permita cosechar más logros

-Angeline del Rocío Padilla Barros



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA  
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**

**TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN**

f. 

**Ing. Hurtado Cevallos, Gabriela Elizabeth Mgs.**  
DIRECTORA DE CARRERA

f. 

**Ec. Freire Quintero, César Enrique PhD.**  
COORDINADOR DEL ÁREA

f. 

**Ing. Paredes Alcívar, Fernando Andrés Mgs.**  
OPONENTE



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA  
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**

**CALIFICACIÓN**

---

**Merchan Alvarado Javier Andrés**

---

**Padilla Barros Angeline Del Rocío**

## ÍNDICE GENERAL

<b>RESUMEN</b> .....	<b>XVIII</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>XIX</b>
<b>RÉSUMÉ</b> .....	<b>XX</b>
<b>Capítulo I</b> .....	<b>2</b>
Introducción .....	2
Antecedentes .....	5
Problemática.....	6
Justificación.....	7
Alcance.....	8
Objetivo General .....	8
Objetivos Específicos.....	9
<b>Capítulo II</b> .....	<b>10</b>
Marco Teórico.....	10
Machine Learning .....	10
Funcionamiento del Machine Learning .....	11
Business Intelligence.....	12
Aprendizaje Supervisado .....	14
Diferencias entre los tipos de aprendizaje.....	15
Máquinas de Vectores de Soporte.....	16
Árbol de decisión .....	18

Bosques Aleatorios.....	19
Redes neuronales.....	22
Aprendizaje no supervisado .....	25
K-medias. ....	25
Agrupación Jerárquica. ....	26
Agrupación Espacial de Aplicaciones Basadas en la Densidad con Ruido .....	26
Aprendizaje Por Refuerzo .....	27
Beneficios del machine learning en otras áreas .....	28
<b>Marco Conceptual.....</b>	<b>30</b>
Optimización.....	30
Inventario .....	30
Bodega.....	31
Algoritmos.....	31
<b>Marco Referencial.....</b>	<b>32</b>
<b>Marco legal .....</b>	<b>33</b>
<b>Capítulo III .....</b>	<b>34</b>
Metodología .....	34
Modelo Complementario K-Means.....	34
Árbol de decisión y Random forest (RF) .....	38
<b>Resultados .....</b>	<b>42</b>
<b>Análisis de resultados.....</b>	<b>43</b>
<b>Conclusiones .....</b>	<b>45</b>

<b>Recomendaciones .....</b>	<b>46</b>
<b>Bibliografía .....</b>	<b>47</b>
<b>Anexos .....</b>	<b>53</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Diferencias entre los tipos de aprendizaje</i> .....	15
Tabla 2 <i>Variables</i> .....	34

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 <i>Ejemplo de un informe de B.I</i> .....	14
Figura 2 <i>Maquina de vectores de soporte</i> .....	17
Figura 3 <i>Platt Scaling</i> .....	17
Figura 4 <i>Ejemplo de árbol de decisión</i> .....	19
Figura 5 <i>Ejemplo de bosque aleatorio</i> .....	20
Figura 6 <i>Redes Neuronales</i> .....	23
Figura 7 <i>Estructura de una red convolucional</i> .....	24
Figura 8 <i>Ejemplo de un k-means</i> .....	26
Figura 9 <i>Dbscan</i> .....	27
Figura 10 <i>Captura de R-studio, Vista de los datos</i> .....	35
Figura 11 <i>Captura de R- Studio, Variables cuantitativas</i> .....	36
Figura 12 <i>Captura de R-Studio, Número óptimo de clúster</i> .....	37
Figura 13 <i>Captura de R-studio, datos con la nueva variable</i> .....	38
Figura 14 <i>Captura de R-Studio, árbol</i> .....	40
Figura 15 <i>Captura de R-Studio, Clústeres</i> .....	42
Figura 16 <i>Captura de R-Studio, Matriz de confusión</i> .....	42
Figura 17 <i>Resultados de la matriz</i> .....	43



## ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1 <i>Script completo en R-Studio</i> .....	53
Anexo 2 <i>Productos de rotación alta</i> .....	55
Anexo 3 <i>Productos de rotación baja</i> .....	82

## RESUMEN

El mundo se encuentra en constante evolución, como necesidad del ser humano es acompañar y adaptarse a las nuevas tendencias. En el ámbito empresarial, es primordial que estén a la par con las nuevas herramientas tecnológicas, que ayudan a la mejora continua y optimización de procesos. En esta época la inteligencia de los negocios es la primera opción para la toma de decisiones significativas que permitan una solución a corto y largo plazo. En este trabajo se propone demostrar la inteligencia de los negocios permite la optimización del almacenamiento e inventario de la Distribuidora Disdurán S.A. Mediante los modelos Bosques aleatorios, Árbol de Decisión y como complementario K-Means. Dando como resultado, agrupaciones de productos por sus niveles de rotación y gracias a eso analizar cuáles son los productos que deberían darse de baja y cuáles se les debería promover más su venta.

**Palabras clave:** Inteligencia de los negocios, Inventario, Almacenamiento, Rotación, Bosques aleatorios, Árbol de decisión, K-medias.

## **ABSTRACT**

The world is constantly evolving, as a human need is to accompany and adapt to latest trends. In the business field, it is essential that they are on par with the new technological tools, which help the continuous improvement and optimization of processes. In this era, business intelligence is the first option for making meaningful decisions that allow a short and long-term solution. In this paper it is proposed to demonstrate the business intelligence allows the optimization of the storage and inventory of the Distribution Company, Disdurán S.A. Through the model's Random forests, Decision tree and as a complement K-Means. As a result, groupings of products by their turnover levels and thanks to this, analyze which products should be discontinued and which should be further promoted for sale.

**Keywords:** Business Intelligence, Inventory, Storage, Rotation, Random Forests, Decision Tree, K-means.

## RÉSUMÉ

Le monde est en constante évolution, car un besoin humain est d'accompagner et de s'adapter aux nouvelles tendances. Dans le domaine des affaires, il est essentiel qu'ils soient à égalité avec les nouveaux outils technologiques, qui aident à l'amélioration continue et à l'optimisation des processus. À notre époque, l'intelligence d'affaires est la première option pour prendre des décisions significatives qui permettent une solution à court et à long terme. Dans ce document, il est proposé de démontrer que l'intelligence d'affaires permet l'optimisation du stockage et de l'inventaire de Distributeur Disdurán S.A. A travers les modèles Random forests, Decision tree et en complément de K-Means. En conséquence, les regroupements de produits par leur niveau de chiffre d'affaires et voir quels sont les produits qui devraient être désinscrits et lesquels devraient être favorisés plus leur vente.

**Mots clés :** Business Intelligence, Inventaire, Stockage, Rotation, Forêts Aléatoires, Arbre de Décision, K-Means.

# Capítulo I

## Introducción

El ser humano por naturaleza siempre ha buscado adaptarse a los nuevos procesos, con la finalidad de mejorar su rendimiento diario. Esto si se lo refleja en el ámbito laboral, ha conllevado que las empresas opten por la innovación con herramientas tecnológicas.

Partiendo de lo mencionado anteriormente, no es fácil tornar de lo cotidiano a lo innovador, hace muchos años atrás únicamente se trabajaba con documentos de papel, y después surge la era de digitalización; lo que dio a paso a que las empresas tomen sus decisiones de manera más clara con los datos que recopilan y lo analizan (Manrique, 2021). Todo esto da lugar a la aparición de la inteligencia de los negocios o comúnmente conocido como Business Intelligence (B.I).

El objetivo del B.I, según Lluís (2021), es apoyar de forma sostenible y continua a las organizaciones para mejorar su competitividad, facilitando la información necesaria para la toma de decisiones. En su pleno crecimiento con la aparición de procesos automatizados, la fuerza con la que venía la inteligencia artificial y el aprendizaje automático fueron de la mano para promover cambios en un desarrollo más completo del mismo. En el mundo de los negocios, las grandes empresas, tienen una infinidad de procesos que se manejan de manera automática, lo que los lleva a ahorrar tiempo, costos, y una mejor eficiencia al momento de trabajar (Cameron, 2021).

A pesar de tener como conocimiento general que las herramientas tecnológicas promueven la velocidad y optimización de las gestiones, aún existen empresas que no poseen de una gestión completamente automatizada, por lo que muchos de sus procesos se siguen ejecutando de manera tradicional. Esto puede llegar a ocasionar que la empresa no sea del todo eficiente, e incluso no poder llegar a ser 100% rentable (Osores, 2021).

Un estudio europeo sobre productividad empresarial llevado a cabo por Lexmark en el 2013, demostró que las empresas que no usan sistemas automatizados muestran mayores problemas de rendimiento, como menor productividad de los empleados y ciclos de trabajo más lentos (Revilla, 2021).

Con el paso del tiempo, el continente europeo fue adoptando el machine learning aprovechando su gran expansión. Así pues, un 47% de las grandes empresas ya están invirtiendo en esta tecnología, y otro 40% espera hacerlo en los próximos años, con una inversión actual en el 54% de estas compañías (Aguirre, González y Doug, 2021).

El estudio también demuestra que tan solo un 35% ha desarrollado totalmente esta tecnología, mientras que otro 31% solo lo han aplicado en ciertos departamentos para realizar funciones específicas, lo que indica que, en Europa, las empresas van por un buen camino (Aguirre y otros, 2021).

En el continente asiático, china está apostando más a la inteligencia artificial, inclusive quiere llegar a posicionarse como líder global en este sector, se espera que esta tecnología pueda transformar todas las industrias chinas y contribuir a la tasa de crecimiento del PIB de China de 0,8-1,4% en los próximos años (Abbas y Farooque, 2019).

Al cooperar y apoyar estrechamente a las empresas emergentes y empresas líderes de la industria nacional, el gobierno chino ha implementado tales soluciones tecnológicas a escala nacional, creando uno de los entornos más fértiles del mundo para el desarrollo de la inteligencia artificial (Salado, 2018).

Una redacción, realizada por Valdeolmillos (2019), presenta una investigación por parte de las naciones unidas donde indica que Estados Unidos y China son los países que actualmente lideran los avances en inteligencia artificial. A pesar de que, China está a la cabeza, Estados Unidos avanza con fuerza para no quedarse atrás.

El informe también revela que, empresas como IBM son las más evolucionadas en este campo, es una de las compañías que más patentes posee relacionadas a esta tecnología, con un total de 8,920 (Valdeolmillos, 2019). La otra empresa estadounidense que le sigue es Microsoft con 5,930. En cuanto a universidades con más patentes en IA, es donde China se posiciona como líder, 17 de los 20 centros con más patentes en el mundo se encuentran en el mencionado país, a su vez estas se encuentran apostando todo por el Deep learning, que es una rama de la IA (Keating y Kelly, 2019).

La agencia de proyectos avanzados de investigación del departamento de energía de los Estados Unidos “ARPA-E”, anunció una financiación de hasta \$20 millones para acelerar la incorporación de ML e IA en la tecnología energética y de procesos de diseño de productos (World Energy Trade, 2019). Lo que demuestra que EE. UU. se quiere encontrar a la par con China.

En los últimos años, Ecuador como país se ha ido adentrando en este mundo de aprendizaje automatizado. Sobre todo durante la pandemia, el país y el mundo entero se vieron obligados a vivir una digitalización más severa, donde se dieron muchos cambios en cuanto a acciones realizadas de manera cotidianas, el teletrabajo como principal causa de descontento en las empresas, que poco a poco se fueron acostumbrando y dándose cuenta de que esto a la larga podría ser beneficioso también, ya que con esto pudieron reconocer que hay procesos que puede realizar una maquina sin la necesidad de estar una persona presente.

Uno de los procesos donde las empresas no suelen tener mucha visibilidad para detectar problemas o ineficiencias es en la gestión de inventarios. Muchos de estos problemas se deben a la falta de control en las entradas y salidas de existencias en la empresa, no existe una regulación por parte de los encargados, donde inclusive pueden existir robos, mermas; cuando esto debería ser una prioridad para los negocios, ya que su importancia se centra en garantizar al cliente que su producto sea entregado. Además de generar reportes de la situación económica de la empresa y mantener un orden dentro de la organización.

Las empresas tienen como prioridad mantener a sus clientes satisfechos, cumplir con la demanda del momento, por lo tanto, deben tener en cuenta poseer el inventario suficiente es necesario para generar fidelidad al cliente. Sin embargo, también se debe prevenir el sobre abastecimiento, ya que puede causar una gran pérdida de ganancias, ya sea que el producto cumpla con su fecha de vencimiento y/o su vida útil.

Como indica Pauly (2019), hace más de 50 años, el conocimiento sobre la gestión de inventario aumentó. El valor de una buena gestión de inventarios resultó ser enorme y se tradujo en una serie de biblias relacionadas con la gestión de inventarios. Sin embargo, las soluciones se basaron en el sentido común, junto con el análisis matemático necesario.

Son muchas las ventajas que se obtienen cuando una gestión de inventario es eficiente, como informar a los clientes sobre la disponibilidad de la mercadería. Esto deja la marca de un buen servicio otorgado por la empresa, creando confianza y fidelidad de los compradores. También el arribo de los productos a tiempo, el cumplimiento de entrega dentro del plazo sin imprevistos, demostrando un excelente servicio al cliente.

Por ende, el presente trabajo, se enfoca en optimizar el proceso de inventariado y almacenamiento de bodega, mediante la implementación de un sistema automatizado que ayude a la empresa Disdurán S.A a tomar mejores decisiones que lleven a ahorrar costos, mejorar créditos con proveedores, y llevar un mejor control en general, de los productos que entran y salen diariamente.

### **Antecedentes**

La distribuidora Disdurán S.A es un franquiciado de Disensa, ubicada en el cantón Durán km1/2 vía Durán-Tambo. Esta empresa se dedica a la venta de materiales de construcción al por mayor, menor y sus derivados; a su vez cuenta con transporte pesado que ofrecen el proceso logístico al momento de la entrega de los productos. Su logo es “Disdurán tu mejor aliado en la construcción”, bajo este principio se propone en brindar servicio y materiales de calidad, para satisfacer al consumidor final.

Su inicio fue en el año 1984 como un proyecto entre dos hermanos Raúl Padilla y Ángel Padilla, que, a pesar de no tener mucha experiencia en esta área, reconocieron un nicho de oportunidad en la rama de venta de suministros de construcción, empezando como una empresa natural. Al transcurso de los años y el éxito alcanzado se pudo consolidar como una franquicia de Disensa, la misma que permitió alianzas con grandes marcas como Graitman, Pelikan, Holcim, Biticino, Andec, Tubytec, Intaco, Plastigama, Eternit, etc.

A partir del 2021 asciende la segunda generación al mando, las dos hermanas Silvia Padilla y Verónica Padilla, las cuales se encuentran en constante actualizaciones en el ámbito de construcción y viendo mejoras continuas de productos para beneficiar al cliente, y todo esto ha impulsado que se mantenga la empresa hasta el día de hoy.



## Problemática

El desarrollo de los modelos del Machine Learning (ML), es considerado como un gran reto para las empresas que están en busca de una ventaja comparativa. Pocas son las empresas que llegan a la producción, por la complejidad que conlleva esta herramienta de la Inteligencia Artificial. Algunos de los problemas del ML transcurren en la etapa de la finalización de las pruebas y se procede a la ejecución de la implementación (Mitchell y otros, 1990).

Generalmente para llevar a cabo el ML se utilizan los programas como R o Python. Sin embargo, algunas veces estos lenguajes se tornan complejos al momento del despliegue de los modelos de producción. Un ejemplo claro sucede con R debido a que en ocasiones cuando crea nuevas versiones para el software lo que dificulta analizar de mejor manera masiva cantidad de datos (Provost y Kohavi, 1998).

Por otra parte, en el caso que no se realice una buena clasificación ya llevándolo al ámbito de inventarios puede causar grandes conflictos para la empresa. (Valencia, 2019). Como resultado, emerge un efecto perjudicial, acarreado consecuencias como la pérdida de rentabilidad, desorden para el área administrativo, debido al no saber con exactitud el abastecimiento que posee el almacén, los colaboradores no estarían en la posibilidad de ofrecer una buena atención por la falta de información, por lo que va ligado a la insatisfacción de los clientes.

En Ecuador, las empresas pequeñas y medianas existen una gran brecha con el avance tecnológico, un estudio realizado por Coba (2020), afirma que solo un 30% de estas empresas tenían procesos netamente automatizados para la gestión de abastecimiento de inventario, sabiendo que en ese año incrementó en parte el uso de las herramientas tecnológicas eficientes en empresas. Aún existen vacíos para otras, ya sea por falta de conocimiento o no poseer liquidez para adquirir sistemas operativos que permitan llevar control de forma tecnológica.

Según la revista Arteaga (2019), al no contar con tecnologías las empresas están arriesgando su rendimiento, su permanencia en el mercado, la innovación y no cubren en su totalidad las necesidades del cliente. Lo que provoca problemas no solo en el ámbito administrativo, sino también en varias áreas de la empresa, como

finanzas, operaciones, y sus derivados dependiendo de la especificación de la empresa.

Por todo lo mencionado con anterioridad, se considera que es una situación que ocurre en la Distribuidora Disdurán S.A, ya que cuentan con un sistema operativo EVA que permite facturación, ingreso de inventario, saldos pendientes y total de ventas, inclusive les ofrece una vasta información para mejor control, pero los colaboradores informan que del 100% solo usan el 30%, es decir carecen de conocimiento y se basan en controles manuales, a su vez lo describen como “guiarse por instinto”, todo estos malos métodos de control crea desorden, no abarcan en totalidad datos relevantes para la empresa.

Al no contar con un algoritmo de ML que se adecue a las necesidades de la empresa, tal como, la correcta clasificación adecuada de su inventario. Causas inconvenientes en varios parámetros, ya sea tiempo, otorgar un buen servicio, a su vez el almacenamiento correcto, pérdida de inventario, sobre stock, incluso surgen gastos innecesarios. Por ende, se reconoce que el inconveniente recae en la mala organización y el poco uso de esta herramienta del avance tecnológico como lo es el B.I.

## **Justificación**

Algunas empresas encuentran difícil el hecho de optimizar el inventario y almacenamiento, un proceso que no es tarea fácil pero no imposible de lograrlo (Doyle, McCabe, Keogh, Brady y McCann, 2019). Por lo cual, se consideró viable realizar este proyecto para demostrar que con recursos adecuados se puede acarrear un mejor manejo del inventario, además dar a conocer los beneficios que brinda el avance progresivo de la tecnología para las empresas como lo es el B.I., el poder que tiene los datos y la estadística.

Se utilizó como algoritmo principal ‘Bosques aleatorios’ o comúnmente conocido como ‘Random Forest’. Debido a que se considera como una técnica que surte varios clasificadores para ofrecer resoluciones a situaciones complejas. Este algoritmo cuenta con varios árboles de decisión, que al crearse el conjunto realiza una mejora en la exactitud del aprendizaje automático, adicionalmente este

proporciona en función de las predicciones el resultado, guiándose de la media o el promedio de la salida del conjunto de árboles (Sharma, Lilhore, Simaiya y Trivedi, 2021). El incremento de los números de árboles permite mayor exactitud en el resultado deseado, por lo cual, se entiende que el bosque va corrigiendo el error sucesivamente.

En adición, el aglomerado será llevado a cabo mediante R Studio, por el hecho de ser un software de fácil adquisición sin costo alguno, que ejerce objetivas directrices sin necesidad de una posterior recolección del programa a instrucciones en lenguaje máquina, se puede utilizar de manera más acorde para lo que se desee. Como lo mencionan Signorell, Saric y Appenzeller (2021), el lenguaje R es generalmente utilizado para la informática gráfica y estadística, por su disponibilidad de alta variedad de técnicas como modelos lineales y no lineales, análisis de series de tiempo, pruebas estadísticas, clasificación y demás.

La convergencia entre el algoritmo seleccionado y el lenguaje que se va a utilizar asegura un alcance completo de lo que se desea mejorar, en este caso el inventario de la empresa y su almacenamiento, aseverando que por todas estas razones se vio viable el uso y el hecho de la realización del tema concerniente.

### **Alcance**

Esta investigación está dirigida hacia las empresas nacionales e internacionales, con el objetivo de dar a conocer las herramientas de inteligencias de negocios y sus beneficios; al mismo tiempo incentivar a incluir procesos automatizados en cuyas actividades aun posean sistemas realizados manualmente, causando una desventaja en el crecimiento y expansión de estas. A su vez, con esta investigación se espera que se conserve como una guía de aprendizaje para aquellas personas interesadas en el mundo del business intelligence, y todo lo relacionado con el análisis y visualización de datos; proporcionando una visión más detallada sobre como el entorno va cambiando en el área de los negocios y el gran impacto que tiene el machine learning como nueva tecnología empresarial.

### **Objetivo General**

- Optimizar el proceso de inventario y almacenamiento de bodega mediante la aplicación de una inteligencia de negocios.

## **Objetivos Específicos**

- Detallar los conceptos de una inteligencia de negocios y su utilidad en la implementación a las empresas mediante la revisión literaria de la investigación.
- Analizar la metodología de un aprendizaje supervisado y no supervisado para la clasificación.
- Evaluar los modelos y su rendimiento en el proceso de clasificación de inventario y almacenamiento.

## Capítulo II

### Marco Teórico

En esta sección, mediante una extensa revisión literaria se detallarán los fundamentos teóricos más relevantes que competen en la presente investigación, con la finalidad de proporcionar una mejor interpretación a los lectores y tengan una idea más clara del tema que se está tratando.

Se encontrarán conceptos desde los más básicos, hasta los más complementarios y específicos que respaldarán el presente trabajo.

#### *Machine Learning*

El aprendizaje automático es un subconjunto de la inteligencia artificial centrado en la construcción de sistemas que pueden aprender de datos históricos, identificar patrones y tomar decisiones lógicas con poca o ninguna intervención humana (Bonaccorso , 2017). Es un método de análisis de datos que automatiza la construcción de modelos analíticos mediante el uso de datos que abarcan diversas formas de información digital, incluidos números, palabras, clics e imágenes (Mendoza, 2020).

Las aplicaciones de aprendizaje automático aprenden de los datos de entrada y mejoran continuamente la precisión de los resultados mediante métodos de optimización automatizados (Carrión, 2020). La calidad de un modelo de aprendizaje automático depende de dos aspectos principales:

**La Calidad de los Datos de Entrada.** Si ingresan datos de baja calidad o desordenados, la salida de modelo será en gran medida inexacta (Yiu, 2019).

**La elección del Modelo en Sí.** . Es vital elegir el algoritmo correcto para cada caso de uso (Jiménez, 2019). Las redes neuronales son un tipo de algoritmo con una publicidad significativa a su alrededor debido a la alta precisión y versatilidad que puede ofrecer. Sin embargo, para pequeñas cantidades de datos, elegir un modelo más simple a menudo funcionará mejor (Madan, Saluja y Zhao, 2022).

**Importancia del Machine Learning.** El aprendizaje automático está creciendo en importancia debido a los volúmenes y la variedad de datos cada vez más grandes, el acceso y la asequibilidad del poder computacional y la disponibilidad de Internet de alta velocidad (Madan y otros, 2022). Estos factores de transformación digital hacen posible el desarrollo rápido y automático de modelos que pueden analizar de forma rápida y precisa conjuntos de datos extraordinariamente grandes y complejos (Mitchell, 2021).

Hay una multitud de casos de uso en los que se puede aplicar el aprendizaje automático para reducir costos, mitigar riesgos y mejorar la calidad de vida en general, incluida la recomendación de productos/servicios, la detección de infracciones de seguridad cibernética y la habilitación de vehículos autónomos (Mitchell, Buchanan y DeJong, 2022). Con un mayor acceso a los datos y poder de cómputo, el aprendizaje automático se está volviendo más omnipresente cada día y pronto se integrará en muchas facetas de la vida humana.

### ***Funcionamiento del Machine Learning***

**Elegir y Preparar un Conjunto de Datos de Entrenamiento.** Los datos de entrenamiento son información representativa de los datos que la aplicación de aprendizaje automático incorporará para ajustar los parámetros del modelo (Pulido, 2020). Los datos de entrenamiento a veces están etiquetados, lo que significa que se han etiquetado para indicar clasificaciones o valores esperados que el modo de aprendizaje automático debe predecir (Vargas, 2020).

Otros datos de entrenamiento pueden no estar etiquetados, por lo que el modelo tendrá que extraer características y asignar clústeres de forma autónoma. Para etiquetado, los datos deben dividirse en un subconjunto de entrenamiento y un subconjunto de prueba (Romero, Macgluf y Rodríguez, 2021). El primero se utiliza para entrenar el modelo y el segundo para evaluar la efectividad del modelo y encontrar formas de mejorarlo.

**Seleccionar un Algoritmo para Aplicar al Conjunto de Datos de Entrenamiento.** Si el caso de uso es la predicción de un valor o clasificación que usa datos de entrenamiento etiquetados o el caso de uso es agrupamiento o reducción de dimensionalidad que usa datos de entrenamiento no etiquetados (Wakefield, 2021).

Para los casos de uso de predicción o clasificación, normalmente usaría algoritmos de regresión como la regresión de mínimos cuadrados ordinarios o la regresión logística (Narkhede, 2021). Con datos sin etiquetar, es probable que confíe en algoritmos de agrupamiento como k-means o el vecino más cercano. Algunos algoritmos, como las redes neuronales, se pueden configurar para trabajar con casos de uso de agrupamiento y predicción (Dey, 2016).

**Entrenar el Algoritmo para Construir el Modelo.** El entrenamiento del algoritmo es el proceso de ajuste de variables y parámetros del modelo para predecir con mayor precisión los resultados apropiados. El entrenamiento del algoritmo de aprendizaje automático suele ser iterativo y utiliza una variedad de métodos de optimización según el modelo elegido (Castillo, 2020). Estos métodos de optimización no requieren intervención humana, lo cual es parte del poder del aprendizaje automático. La máquina aprende de los datos que le proporciona con poca o ninguna dirección específica del usuario.

**Usar y Mejorar el Modelo.** El último paso es alimentar nuevos datos al modelo como un medio para mejorar su eficacia y precisión con el tiempo (Carrión, 2020). De dónde provendrá la nueva información depende de la naturaleza del problema a resolver. Por ejemplo, un modelo de aprendizaje automático para automóviles autónomos incorporará información del mundo real sobre las condiciones de la carretera, los objetos y las leyes de tránsito.

### ***Business Intelligence***

Business Intelligence (BI) es la combinación de aplicaciones, procesos e infraestructura que proporciona acceso y análisis de datos para mejorar sus decisiones y rendimiento (Akdogan, Gulu y Uyar, 2021). Las herramientas modernas de BI reúnen la integración de datos, el análisis de datos y la alfabetización de datos para cerrar las brechas entre datos, conocimientos y acciones.

**Análisis de Autoservicio.** Atrás quedaron los días en que los usuarios comerciales tenían que esperar días o semanas para que los analistas de datos crearan informes. Las herramientas de BI de autoservicio permiten a los usuarios explorar datos fácilmente y hacer descubrimientos mediante la búsqueda en lenguaje natural y selecciones interactivas, y crear sus propios análisis visuales con herramientas simples de arrastrar y soltar (Jamaldeen, 2020).

**Visualización de Datos.** La capacidad de explorar e interactuar con los datos facilita que los usuarios exploren, descubran patrones y obtengan información de los datos (Rendón, Villasís y Miranda, 2016). Los tableros de BI interactivos hacen que los datos sean aún más procesables, revelando la forma de los datos, resaltando los valores atípicos y las tendencias, y colocando los datos en el contexto ideal para responder cualquier pregunta (Akdogan y otros, 2021).

**Análisis Conversacional.** De acuerdo con Orozco (2021), esta clase de análisis permite a los usuarios explorar datos y descubrir información mediante el chat de texto en lenguaje natural y la voz dentro de las aplicaciones de análisis. Las capacidades de lenguaje natural impulsadas por IA permiten a los usuarios hacer preguntas con sus propias palabras y obtener respuestas presentadas de una manera conversacional fácil de entender (Castro, 2021). Las mejores plataformas de BI permiten a los usuarios explorar libremente los datos mediante búsquedas de texto y selecciones interactivas para filtrar dentro de gráficos, tablas y otros elementos (Peña, 2021).

**Análítica Personalizada e Integrada.** La incorporación de análisis en aplicaciones como CRM y ERP ayuda a las personas a encontrar información y ofrecer valor más rápido. La tecnología de BI que ofrece API abiertas y herramientas para desarrolladores permite a las organizaciones incorporar análisis, crear aplicaciones de BI personalizadas y crear visualizaciones y extensiones para abordar las demandas cada vez mayores de información (Borodin y otros, 2019).

**BI Móvil.** El trabajo ocurre en todas partes hoy. Y para hacer su mejor trabajo, los empleados necesitan acceso a información de inteligencia empresarial cuando y donde se tomen las decisiones (Chien, 2019). La inteligencia empresarial móvil permite a los usuarios crear y explorar análisis y colaborar con cualquier dispositivo. Las mejores soluciones de BI móvil admiten análisis interactivos incluso cuando los usuarios no están conectados (Arteaga, 2019).

**Informes de BI.** Si bien los informes de BI son una de las formas más tradicionales de inteligencia comercial, siguen siendo una capacidad de BI esencial. Si bien muchas herramientas de BI de segunda generación no ofrecen informes, algunas ofrecen capacidades de informes modernas y altamente flexibles (Cipollina y Demaria, 2020). Esto incluye la creación y el formato de informes de arrastrar y



soltar, salida perfecta de píxeles en formatos populares y entrega automatizada flexible.



Figura 1 Ejemplo de un informe de B.I

Nota. Obtenido de Arbenia

**Análisis Aumentado.** La IA y el aprendizaje automático se están convirtiendo rápidamente en una faceta esencial de BI, procesando rápidamente volúmenes masivos de datos para sugerir información relevante y automatizar procesos mientras permite que los usuarios interactúen conversacionalmente (Pulido, 2020). El análisis aumentado complementa la inteligencia humana y aumenta la alfabetización de datos para que más usuarios puedan obtener valor de sus datos.

### Aprendizaje Supervisado

Los algoritmos de aprendizaje automático supervisado utilizan datos etiquetados como datos de entrenamiento donde se conocen las salidas adecuadas para los datos de entrada. El algoritmo de aprendizaje automático ingiere un conjunto de entradas y salidas correctas correspondientes (Bernal, 2020). El algoritmo compara sus propios resultados previstos con los resultados correctos para calcular la precisión del modelo y luego optimiza los parámetros del modelo para mejorar la precisión (Farinloye, Adeola, y Mogaji, 2020).

El aprendizaje automático supervisado se basa en patrones para predecir valores en datos no etiquetados. Se usa con mayor frecuencia en la automatización, en grandes cantidades de registros de datos o en casos en los que hay demasiadas entradas de datos para que los humanos los procesen de manera efectiva (Macías y

otros, 2021). Por ejemplo, el algoritmo puede detectar transacciones de tarjetas de crédito que probablemente sean fraudulentas o identificar al cliente de seguros que probablemente presentará un reclamo.

***Diferencias entre los tipos de aprendizaje***

**Tabla 1** *Diferencias entre los tipos de aprendizaje*

<b><i>SUPERVISADO</i></b>	<b><i>NO SUPERVISADO</i></b>
Parte de un conglomerado de datos anticipadamente etiquetados, por ende, proporciona el conocimiento del valor del objetivo de los datos adquiridos.	Empieza por datos no necesariamente etiquetados, por lo que se considera el entrenamiento de modelos algorítmicos sin procesar.
En honor a su nombre, se establece que se necesita supervisión humana, debido a que algunos de sus datos en parte inicial se encuentran sin etiquetar por lo tanto para mayor precisión el ser humano interviene en estos casos.	No necesita tanta intervención humana, simplemente el individuo que desee realizar debe instaurar los parámetros del modelo algorítmico.
Por medio del aprendizaje de la concurrencia de los datos entrante y salientes, los modelos permiten predecir a raíz de datos invisibles y nuevos.	Tiene la capacidad de procesar alta cantidades de conjuntos de datos, de manera autónoma sin supervisión humana y eficiente.
Pueden clasificar variedad de tipos de archivos, ya sean documentos, palabras e imágenes. A su vez predecir las tendencias y los posibles resultados.	Realiza clústeres de información con parecidos entre características o segmentación de datos. También permite comprender la correlación de diferentes variables, y analizar datos de inicio.

Para su funcionamiento utiliza modelos como: Decision Tree o Árbol de decisión, Random Forest o Bosque aleatorios y Gradient Boosting Machine.	Para su funcionamiento utiliza modelos como: Clústeres o agrupamiento, los componentes principales (ACP), las redes neuronales y las máquinas de vectores de soporte o Supervisor Vector Machine.
Es un método considerado simple porque no utiliza gran cantidad de datos por lo cual se calcula mediante R o Python.	Por el manejo de grandes cantidades, está en la necesidad de herramientas con mayor poder computacional.
Para su entrenamiento conlleva mucho tiempo, y las etiquetas de variables entrada/salida precisan experiencia.	En el caso que no tenga intervención humana, los resultados tienden a ser extremadamente no correctos, por lo que recomienda que el humano valide las variables de salida.

Cabe recalcar que es importante tener claro el enfoque para un adecuado uso de los aprendizajes; tener parámetros previos ya sea, si es que los datos se encuentran etiquetados o no, definir el problema que se desea solventar, también reconocer si va a clasificar o pronosticar. En algunos casos estos aprendizajes se pueden fusionar para mejor aprovechamiento, y los algoritmos que se vayan a utilizar permita tener varias perspectivas que contemplan el mejoramiento de las resoluciones.

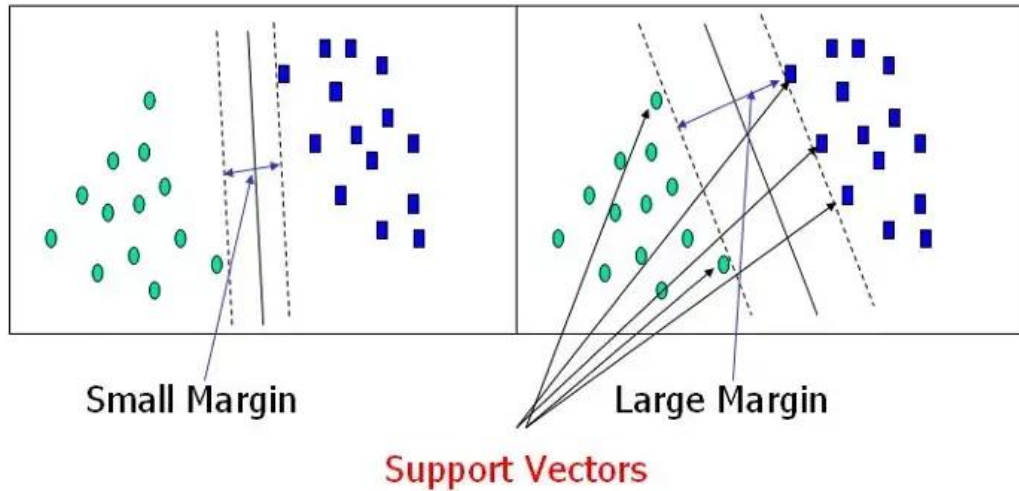
### ***Máquinas de Vectores de Soporte***

Una máquina de vectores de soporte (SVM) es un tipo de algoritmo de aprendizaje profundo que realiza un aprendizaje supervisado para la clasificación o regresión de grupos de datos (Pauly, 2019).

En IA y aprendizaje automático, los sistemas de aprendizaje supervisado proporcionan datos de entrada y de salida deseados, que se etiquetan para su clasificación. La clasificación proporciona una base de aprendizaje para el futuro procesamiento de datos (Mendoza, 2020). Las máquinas de vectores de soporte se

utilizan para ordenar dos grupos de datos por clasificación similar. Los algoritmos dibujan líneas (hiperplanos) para separar los grupos según patrones (Orozco, 2021).

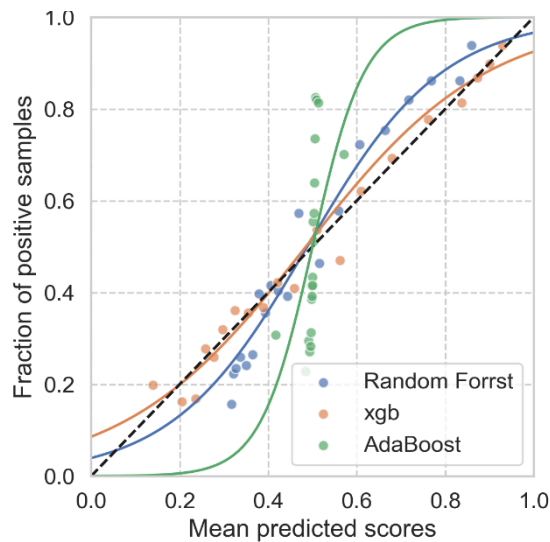
**Figura 2** *Maquina de vectores de soporte*



*Nota.* Obtenido de Medium

Un SVM construye un modelo de aprendizaje que asigna nuevos ejemplos a un grupo u otro (Narkhede, 2021). Por estas funciones, las SVM se denominan clasificadores lineales binarios no probabilísticos. En la configuración de clasificación probabilística, las SVM pueden usar métodos como Platt Scaling.

**Figura 3** *Platt Scaling*



*Nota.* Obtenido de Changyao Chen

Al igual que otras máquinas de aprendizaje supervisado, una SVM requiere datos etiquetados para ser entrenada. Los grupos de materiales están etiquetados para su clasificación. Los materiales de formación para SVM se clasifican por separado en diferentes puntos del espacio y se organizan en grupos claramente separados (Coba, 2020). Después de procesar numerosos ejemplos de capacitación, las SVM pueden realizar un aprendizaje no supervisado. Los algoritmos intentarán lograr la mejor separación de datos con el límite alrededor del hiperplano maximizado e incluso entre ambos lados.

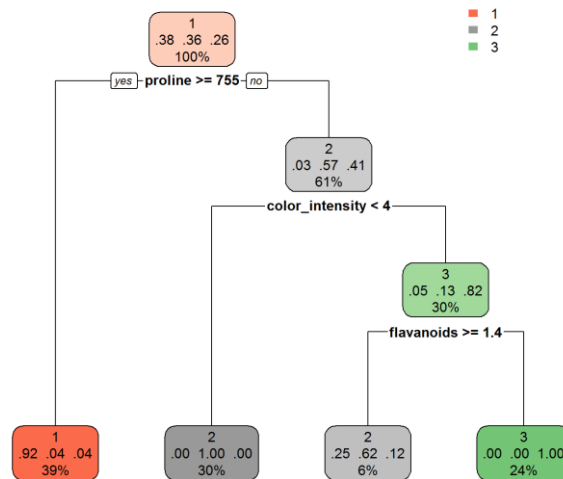
Las SVM fueron inventadas por Vladimir N. Vapnik y Alexey Ya. Chervonenkis en 1963. Desde entonces, los sistemas se han utilizado en la clasificación de texto, hipertexto e imágenes. Las SVM pueden trabajar con caracteres escritos a mano y los algoritmos se han utilizado en laboratorios de biología para realizar tareas como la clasificación de proteínas (Pasto y De Torre, 2018). Los sistemas de aprendizaje supervisado y no supervisado se utilizan en chatbots, coches autónomos, programas de reconocimiento facial, sistemas expertos y robots, entre otros.

### ***Árbol de decisión***

Los árboles de decisión son un método de aprendizaje no paramétrico y supervisado utilizado para la clasificación y regresión. El objetivo es crear un modelo que prediga el valor de una variable objetivo al aprender reglas de decisión simples inferidas de las características de los datos. Un árbol puede ser visto como una aproximación constante a trozos.

El modelo consta de una serie de decisiones lógicas que parecen un diagrama de flujo. Un árbol comienza con un nodo llamado "nodo raíz", y en este nodo y en los nodos internos, las decisiones se toman en función de varios atributos, y las ramas representan las decisiones tomadas. Al final del árbol de decisiones hay nodos terminales que representan los resultados de tales combinaciones de decisiones. Alternativamente, los nodos terminales pueden tener probabilidades asociadas de que el valor objetivo asuma un cierto valor. (Sanabria, 2020)

**Figura 4** Ejemplo de árbol de decisión



*Nota.* Obtenido de Rpubs

Según los autores (Riascos Y Molina, 2016) La construcción de árboles de decisión se basa en la existencia de escenarios donde los agentes económicos actúan interactiva y consecutivamente, lo que la diferencia del análisis estático basado en escenarios donde los eventos de estudio se sucedían simultáneamente. A su vez, implican un análisis dinámico basado en la sucesión de eventos consecutivos donde el conjunto de acciones y decisiones futuras se determina por acciones y decisiones presentes, originando precisamente la necesidad de reflejar dentro de un árbol de decisión las consecuencias de eventos probables encaminados hacia el futuro.

### Estructura de un árbol de decisión

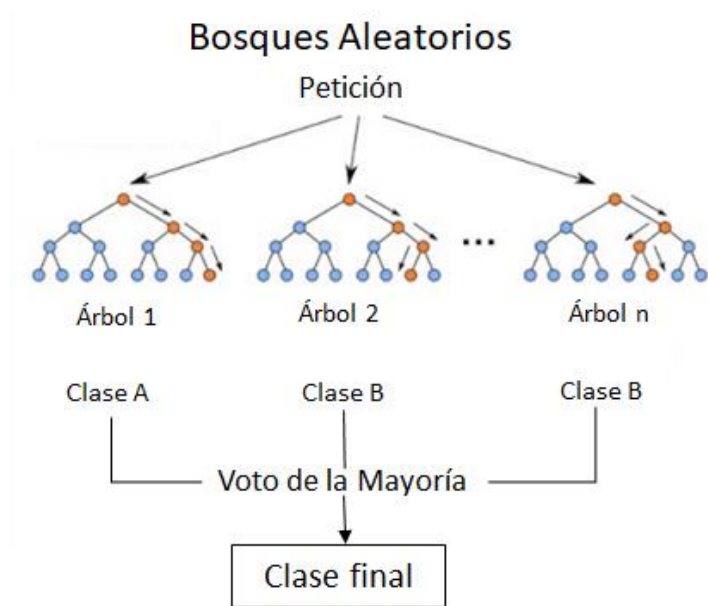
- **Nodos:** Identificadores de los atributos.
- **Ramas:** Posibles valores de los atributos.
- **Hojas:** Conjuntos ya clasificados y etiquetados con nombre de una clase

### Bosques Aleatorios

Random Forest es una técnica utilizada en el modelado de predicciones y análisis de comportamiento y se basa en árboles de decisión (Smith, 2021). Contiene muchos árboles de decisión que representan una instancia distinta de la clasificación de la entrada de datos en el bosque aleatorio. La técnica del bosque aleatorio

considera las instancias de forma individual, tomando como predicción seleccionada aquella con la mayoría de los votos (Martínez y Sánchez, 2019).

**Figura 5** Ejemplo de bosque aleatorio



*Nota.* Obtenido de Medium

Cada árbol en las clasificaciones toma información de muestras en el conjunto de datos inicial. Luego, las características se seleccionan al azar, que se utilizan para hacer crecer el árbol en cada nodo (Dabic y otros, 2020). No se debe podar ningún árbol del bosque hasta el final del ejercicio, cuando se alcanza la predicción de manera decisiva. De esta manera, el bosque aleatorio permite que cualquier clasificador con correlaciones débiles cree un clasificador fuerte.

**Modelado de predicciones.** El método de bosque aleatorio puede construir modelos de predicción utilizando árboles de regresión de bosque aleatorio, que generalmente no se podan para dar predicciones sólidas (Craig y Aron, 2022). El método de muestreo Bootstrap se utiliza en los árboles de regresión, que no deben podarse. Los nodos óptimos se muestrean del total de nodos en el árbol para formar la función de división óptima.

La técnica de muestreo aleatorio utilizada para seleccionar la función de división óptima reduce la correlación y, por lo tanto, la varianza de los árboles de regresión. Mejora la capacidad predictiva de distintos árboles en el bosque (Espinoza

y Benavides, 2018). El muestreo con Bootstrap también aumenta la independencia entre árboles individuales.

**Importancia Variable.** Las variables (características) son importantes para el bosque aleatorio ya que es un desafío interpretar los modelos, especialmente desde un punto de vista biológico (Valencia, 2019). El enfoque ingenuo muestra la importancia de las variables al asignar importancia a una variable en función de la frecuencia de su inclusión en la muestra por parte de todos los árboles. Se puede lograr fácilmente, pero presenta un desafío ya que los efectos sobre la reducción de costos y el aumento de la precisión son redundantes (Akdogan y otros, 2021).

La importancia de la permutación es una medida que rastrea la precisión de la predicción donde las variables se permutan aleatoriamente a partir de muestras listas para usar. El enfoque de la importancia de la permutación funciona mejor que el enfoque ingenuo, pero tiende a ser más costoso (Cortés y Iglesias, 2018).

Debido a los desafíos del bosque aleatorio de no poder interpretar las predicciones lo suficientemente bien desde las perspectivas biológicas, la técnica se basa en los enfoques ingenuos, la disminución de la impureza media y la importancia de la permutación para darles una interpretabilidad directa a los desafíos (Costanza y otros, 2021). Los tres enfoques admiten las variables predictoras con múltiples categorías.

Sin embargo, en el caso de variables predictoras continuas con un número similar de categorías, tanto la importancia de la permutación como los enfoques de impureza de disminución media no presentan sesgos (Estrella, 2019). La selección de variables a menudo viene con sesgo. Para evitarlo, se debe realizar un submuestreo sin reemplazo y, cuando se usa la inferencia condicional, se debe aplicar la técnica del bosque aleatorio.

**Bosques Aleatorios Oblicuos.** Los bosques aleatorios oblicuos son únicos en el sentido de que utilizan divisiones oblicuas para las decisiones en lugar de las divisiones de decisión convencionales en los nodos (Zannella y Clow, 2020). Los bosques oblicuos muestran mucha superioridad al exhibir las siguientes cualidades.

En primer lugar, pueden separar las distribuciones en los ejes de coordenadas utilizando una sola división multivariante que incluiría las divisiones alineadas con ejes profundos que se necesitan convencionalmente (Wood, Daley y Powell, 2019).



En segundo lugar, permiten disminuir el sesgo de los árboles de decisión para las restricciones graficadas. Las divisiones convencionales alineadas con el eje requerirían dos niveles más de anidamiento al separar clases similares con las divisiones oblicuas, lo que hace que su uso sea más fácil y eficiente.

**Clasificador de Bosque Aleatorio.** El clasificador de bosque aleatorio es una colección de árboles de predicción. Cada árbol depende de vectores aleatorios muestreados de forma independiente, con una distribución similar con todos los demás árboles en el bosque aleatorio (Bernal, 2020).

Diseñado originalmente para el aprendizaje automático, el clasificador ha ganado popularidad en la comunidad de sensores remotos, donde se aplica en la clasificación de imágenes de sensores remotos debido a su alta precisión (Aguirre y otros, 2021). También logra la velocidad adecuada requerida y una parametrización eficiente en el proceso. El clasificador de bosque aleatorio arranca muestras aleatorias donde se selecciona la predicción con el voto más alto de todos los árboles (Yiu, 2019).

La individualidad de los árboles es importante en todo el proceso. La individualidad de cada árbol está garantizada por las siguientes cualidades. Primero, cada entrenamiento de árbol en la muestra usa subconjuntos aleatorios de las muestras de entrenamiento inicial (Camarillo y Ortega, 2020). En segundo lugar, la división óptima se elige de las características seleccionadas aleatoriamente de los nodos de árboles no podados. En tercer lugar, todo árbol crece sin límites y no debe ser podado en absoluto.

**Ventajas de los Bosques Aleatorios.** Los bosques aleatorios presentan estimaciones de importancia variable, es decir, redes neuronales. También ofrecen un método superior para trabajar con datos faltantes. Los valores faltantes se sustituyen por la variable que aparece más en un nodo en particular (Cárdenes, 2022). Entre todos los métodos de clasificación disponibles, los bosques aleatorios proporcionan la mayor precisión.

### ***Redes neuronales***

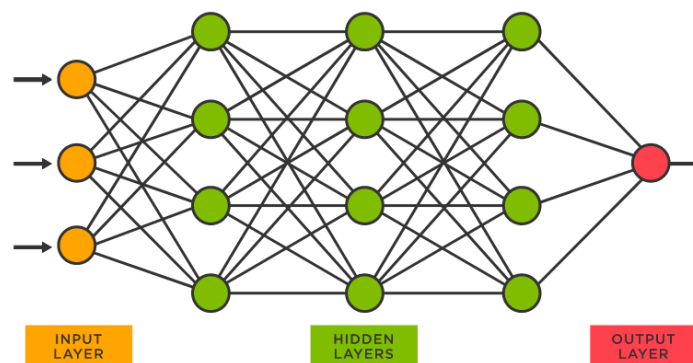
Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización

jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico. (Matich, 2020)

Es un proceso de aprendizaje automático llamado aprendizaje profundo que utiliza nodos o neuronas conectadas en una estructura jerárquica similar al cerebro humano.

Las unidades de procesamiento se organizan en capas. Hay tres partes normalmente en una red neuronal: una capa de entrada, con unidades que representan los campos de entrada; una o varias capas ocultas; y una capa de salida, con una unidad o unidades que representa el campo o los campos de destino. Las unidades se conectan con fuerzas de conexión variables (o ponderaciones). Los datos de entrada se presentan en la primera capa, y los valores se propagan desde cada neurona hasta cada neurona de la capa siguiente. al final, se envía un resultado desde la capa de salida. (IBM, 2021)

**Figura 6** *Redes Neuronales*



*Nota.* Obtenido de TIBCO

### **Clasificación de las redes neuronales**

Las redes neuronales se clasifican según su topología de red, donde podemos encontrar.

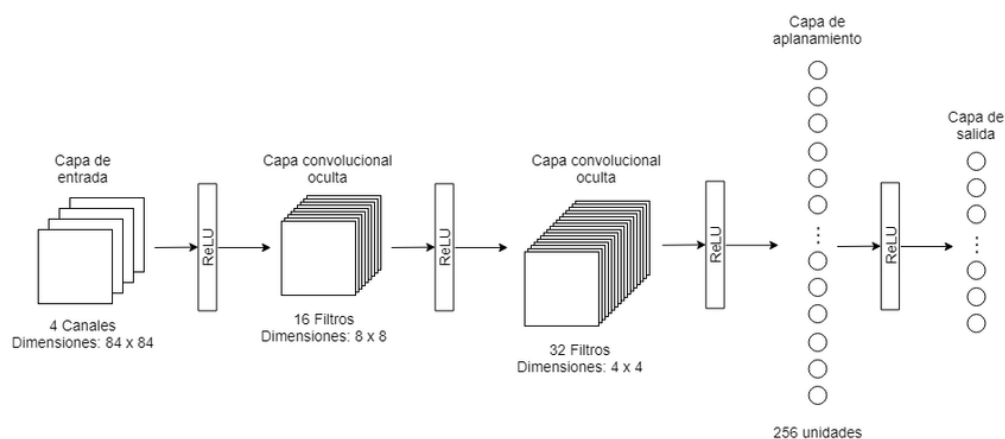
**Perceptrón simple.** Un perceptrón es la red neuronal más simple en el aprendizaje supervisado. El funcionamiento del perceptrón es muy simple, solo lee el valor de entrada, suma todas las entradas de acuerdo con un cierto peso y carga el resultado en la función de activación para generar el resultado final.

**Perceptrón multicapa.** El perceptrón multicapa evoluciona al perceptrón simple, que contiene capas ocultas de neuronas, pudiendo así representar funciones no lineales. Un perceptrón multicapa consta de una capa de entrada, una capa de salida y n capas ocultas en el medio. Se caracteriza por salidas que están desconectadas pero conectadas entre sí, de modo que la salida de una neurona es la entrada de la siguiente neurona.

**Redes neuronales convolucionales.** Una CNN es una red neuronal artificial de aprendizaje supervisado que imita la corteza visual del ojo humano para procesar sus capas para reconocer diferentes características de entrada, lo que finalmente le permite reconocer objetos y "ver". Para ello, las CNN contienen varias capas ocultas especializadas y tienen una estructura jerárquica: esto significa que las primeras capas pueden detectar líneas rectas, curvas y se especializan hasta llegar a capas más profundas que reconocen formas complejas. (Machine, 2018)

Asumen ciertas características espaciales de los inputs que permiten simplificar las arquitecturas de la red reduciendo, en gran medida, el número de variables de entrada. Por tanto, son especialmente útiles en problemas de visión por computador, y en particular, en el reconocimiento de objetos. (Parada, 2022)

**Figura 7** Estructura de una red convolucional



*Nota.* Obtenido de Research Gate

**Red neuronal recurrente.** Las redes neuronales recurrentes o recurrent neural networks (RNN) es un tipo de red neuronal artificial especializada en procesar datos

secuenciales o series temporales cuya arquitectura permite que la red obtenga memoria artificial. (Cañadas, 2021)

La arquitectura de este modelo permite que la IA recuerde y olvide información. De esta forma, la IA es capaz de recordar decenas de frases de texto preprocesado y relacionar conceptos con nuevas frases que analiza.

### ***Aprendizaje no supervisado***

El aprendizaje no supervisado es una forma en que el aprendizaje automático (ML) "aprende" de los datos. El entrenamiento no supervisado tiene datos no etiquetados que el algoritmo debe intentar comprender por sí mismo. El aprendizaje supervisado es donde un conjunto de datos se etiqueta para tener una clave de respuesta que la máquina puede usar para medir su precisión. (Tibco, 2020)

Este tipo de aprendizaje intenta resolver técnicas que se pueden condensar en dos principales problemas:

- Agrupación
- Reducción de la dimensionalidad

***K-medias.*** El algoritmo k-means es un algoritmo de agrupación no supervisado. Se necesita un montón de puntos sin etiqueta y trata de agruparlos en "k" número de grupos. Está sin supervisión porque los puntos no tienen clasificación externa. (Umamaheswaran, 2018)

La "k" en k-means denota el número de clústeres que desea tener al final. Si  $k = 5$ , tendrá 5 clústeres en el conjunto de datos. Tiene como objetivo encontrar y agrupar en clases los puntos de datos que tienen una alta similitud entre ellos. En los términos del algoritmo, esta similitud se entiende como lo opuesto de la distancia entre puntos de datos. Cuanto más cerca estén los puntos de probabilidad de pertenecer al mismo clúster serán. (Roman, 2019)

**Figura 8** Ejemplo de un *k-means*



*Nota.* Obtenido de Bookdown

**Agrupación Jerárquica.** Hojas (2019) indica que los algoritmos de clústeres jerárquicos construyen una jerarquía de clústeres en el que cada nodo es un clúster que consta de los clústeres de sus nodos hijas. Las estrategias para la agrupación jerárquica en general se dividen en dos tipos: Divisivo y Aglomerativo. La división es descendente, por lo que se inicia con todas las observaciones en un clúster grande y se dividen en partes más pequeñas.

La principal ventaja del agrupamiento jerárquico es que no necesitamos especificar el número de clústeres, lo resolverá por sí mismo. Además, te permite dibujar dendogramas. Un dendrograma es una visualización de agrupamiento jerárquico binario.

**Divisivo:** este método comienza por englobar todos los puntos de datos en un solo grupo. Luego, dividirá el grupo iterativamente en otros más pequeños hasta que cada uno de ellos contenga sólo una muestra.

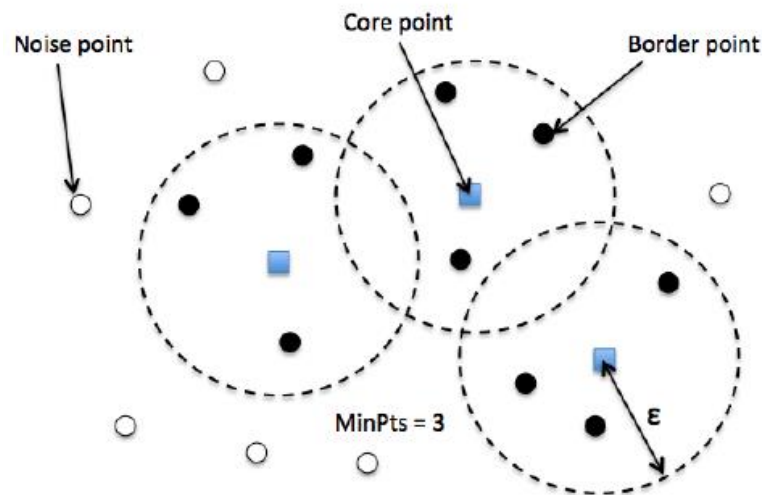
**Agglomerativo:** este método comienza con cada muestra siendo un grupo diferente y luego fusionándolas por las que están más cerca unas de otras hasta que sólo haya un grupo.

**Agrupación Espacial de Aplicaciones Basadas en la Densidad con Ruido (DBSCAN).** La Agrupación Espacial Basada en Densidad de Aplicaciones con

Ruido, o DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), es otro algoritmo de agrupación también útil para identificar el ruido en los datos.

El algoritmo sigue el orden de identificar un punto central y hacer un grupo para cada uno, o para cada grupo conectado de puntos centrales. Y luego Identificar y asignar puntos fronterizos a sus respectivos puntos centrales.

**Figura 9** *Dbscan*



*Nota.* Obtenido de KDnuggets

### ***Aprendizaje Por Refuerzo***

El aprendizaje por refuerzo es una rama del aprendizaje automático donde las máquinas guían su aprendizaje a través de recompensas y castigos. Es decir, consiste en un sistema de mando autónomo cuyo camino se indica según sus aciertos y desaciertos. Consiste en un aprendizaje basado en la experiencia, de manera que el agente informático busca constantemente decisiones que lo recompensen de cierta manera, evitando caminos que le penalicen en función de su propia experiencia. (Chavez, 2020)

Su principal particularidad es que es capaz de funcionar sin grandes cantidades de datos de entrenamiento. Solo necesita una serie de indicaciones para ir aprendiendo a través de prueba y error. A diferencia del aprendizaje supervisado basado en un conjunto de datos que le indica a la máquina qué debe hacer, aquí se utilizan recompensas para reforzar el comportamiento deseado. (García, 2020)

## ***Beneficios del machine learning en otras áreas***

**Planificación de la Cadena de Suministro.** La planificación de la cadena de suministro, o SCP, se encuentra entre las actividades más importantes incluidas en la estrategia SCM (gestión de la cadena de suministro). Por lo tanto, es crucial contar con herramientas confiables para desarrollar planes eficientes.

Si se implementa el aprendizaje automático, los procesos de toma de decisiones de su cadena de suministro se pueden optimizar significativamente. Al analizar enormes conjuntos de datos y aplicar algoritmos inteligentes, el equipo equilibrará la oferta y la demanda y, al mismo tiempo, optimizarán los procesos de entrega (Gavilanes, 2021). Otra gran cosa, además de mejores decisiones de suministro, es el hecho de que la intervención humana es mínima.

**Aprendizaje Automático en Logística – Gestión de Almacenes.** La gestión adecuada basada en el inventario y el almacén es imprescindible para una planificación eficiente de la cadena de suministro (Estrella, 2019). Así pues, tanto el exceso como la escasez de existencias pueden convertirse en un verdadero desafío para la empresa y destruir incluso la estrategia de SCP más eficiente.

El aprendizaje automático y su función de previsión pueden resolver el problema y cambiar por completo la gestión del almacén (Ferdinand y Payne, 2016). Como resultado, la inteligencia artificial puede analizar un gran conjunto de datos mucho más rápido de lo que un grupo podría hacerlo, y evitar fácilmente todos los errores que pueden cometer los humanos.

**Análisis de Vía y Almacén.** Es un campo de estudio que se encarga de desarrollar diversas técnicas que ayudan a las computadoras a ver y comprender imágenes y videos. Y esta es exactamente esa herramienta que puede proporcionarle la automatización del almacén y resolver una serie de tareas (Choque y Enciso, 2020). Por ejemplo, los sistemas de visión artificial pueden automatizar el proceso de lectura de códigos de barras y, por lo tanto, acelerarlo y simplificarlo.

También pueden monitorear el perímetro del almacén y rastrear a los empleados, analizar los datos y prevenir robos y violaciones de las reglas de seguridad (Fikry y otros, 2022). Y gracias a la tecnología de reconocimiento facial, un sistema de visión artificial también es capaz de identificar quién entra y quién sale del territorio del almacén.

**IA en Logística para la Predicción de la Demanda.** Para mejorar la eficiencia de la cadena de suministro, se puede utilizar la inteligencia artificial y el aprendizaje automático para predecir la demanda o mejorar la previsión de la demanda. Sobre la base de la experiencia pasada, se obtendrá un análisis detallado de todos los factores que pueden influir en la demanda (Diez, Blanco y Prado, 2019). Usando este conocimiento, el ML podrá tomar la decisión comercial correcta.

Y como en muchos otros casos, la inteligencia artificial y el aprendizaje automático son mucho más efectivos que los métodos tradicionales de predicción de la demanda (Diez y otros, 2019). La cosa es que esos métodos que se puede utilizar para considerar menos factores que influyen en la demanda. Por lo tanto, tales predicciones no pueden ser tan confiables como las que se realizan con la ayuda de tecnología avanzada.

**Optimización de Rutas Logísticas.** Para reducir los costos de envío y hacer que el proceso de envío sea más rápido, se puede emplear inteligencia artificial para decidir las mejores rutas. Esto es especialmente importante en caso de que sea una gran empresa de comercio electrónico con muchos clientes (Bonaccorso , 2017). Y la inteligencia artificial (IA) es lo que se necesita para analizar el enrutamiento existente, hacer la optimización de la ruta de seguimiento. Por lo tanto, podrá alcanzar mejores resultados y mayores ganancias (Mendoza, 2020).

**Predicción de Horas Pico usando IA en Centros Logísticos.** La inteligencia artificial y el aprendizaje automático pueden monitorear y predecir el tráfico y otros factores que pueden influir de alguna manera en el tiempo de envío (Wakefield, 2021). Las horas pico en los centros logísticos también son un factor importante, por lo que es recomendable utilizar la tecnología para predecirlas y, por tanto, evitarlas.



## Marco Conceptual

### *Optimización*

La optimización de procesos es la práctica de mejorar la eficiencia organizacional a través de la mejora de procesos. Se hace para lograr objetivos comerciales. Si bien hay muchas formas de implementar la optimización de procesos, la esencia principal es que puede reducir los costos y maximizar los resultados (Arteaga, 2019).

Como tal, la optimización de procesos comerciales es una herramienta cuantitativa que ayuda a tomar mejores decisiones (Cortés y Iglesias, 2018). Hay tres lugares organizacionales fundamentales donde se puede lograr la optimización, que incluyen:

**Optimización de Equipos.** Esto ayuda a verificar que las herramientas existentes se utilicen de manera óptima. Esto también incluye herramientas tecnológicas y garantizar que los datos sean precisos y útiles (Macías y otros, 2021). Aquí, las empresas pueden descubrir cuellos de botella que deben solucionarse.

**Procedimientos Operativos.** Los procedimientos y procesos varían según las personas que trabajan, el día y más. Una de las mejores formas de optimizar los procedimientos operativos es utilizar la automatización (Castillo, 2020). Al implementar la automatización para mejorar los procesos, todos deben estar en la misma página. **Optimización de Control.** Muchos bucles de control gestionan un aspecto de un proceso dentro de una empresa. Si cada lazo de control no está en su configuración óptima, impacta negativamente en toda la cadena de eventos (Gandhi, 2018). El proceso de optimización de los controles puede reducir significativamente los costos generales y maximizar la producción.

### *Inventario*

El inventario es uno de los activos más grandes e importantes que tiene la empresa (Abbas y Farooque, 2019). Se refiere a bienes, artículos, mercancías y componentes que se venderán, así como a los usos de materias primas en la producción para producir o reparar productos con el fin de obtener ganancias (Jiménez, 2019).

Sin embargo, debido a que el inventario es una parte tan importante de un negocio para obtener ganancias, es importante comprender los aspectos clave del inventario, como la gestión del inventario, que ayuda a tener una forma efectiva de comprar, recibir, almacenar, vender y despachar inventario (Benites y Arteaga, 2022). Así pues, la rotación de inventario, que es una de las principales fuentes de generación de ingresos y, posteriormente, ganancias para los accionistas de la empresa (Salado, 2018).

El inventario también es un término contable que se refiere a contar o enumerar artículos de todas las existencias en varias etapas de producción. Al tener números precisos de artículos en el inventario, los fabricantes y minoristas pueden asegurarse de tener suficientes existencias para mantener la producción en funcionamiento para construir artículos o continuar vendiendo artículos para generar la mayor ganancia (Valencia, 2019).

### ***Bodega***

Una bodega es un edificio que almacena productos para acopiar, empacar y preparar el envío. Los almacenes son ubicaciones centrales que gestionan los productos entrantes y salientes (Cárdenes, 2022). Así pues, mantener una bodega es crucial para cualquier negocio que venda bienes físicos o reciba productos de un mercado mayorista. A medida que crecen las ventas de una empresa, también crece la necesidad de espacio físico para mantener y empaquetar los artículos.

Dependiendo de las necesidades o preferencias de una empresa, varios proveedores de servicios pueden manejar tareas separadas relacionadas con el almacén (Choque y Enciso, 2020). Existen diferentes tipos de almacenes para diferentes empresas, pero cada bodega proporciona un almacenamiento seguro para los productos.

### ***Algoritmos***

Un algoritmo es una fórmula codificada escrita en un software que, cuando se activa, solicita al técnico que tome las medidas pertinentes para resolver un problema (Choque y Enciso, 2020). Los algoritmos informáticos funcionan mediante entrada y salida. Cuando se ingresan los datos, el sistema analiza la información proporcionada y ejecuta los comandos correctos para producir el resultado deseado (Revilla, 2021). Por ejemplo, un algoritmo de búsqueda responde a nuestra consulta de búsqueda

trabajando para recuperar la información relevante almacenada dentro de la estructura de datos.

**Secuencia Lineal.** El algoritmo avanza a través de tareas o declaraciones, una tras otra (Valdeolmillos, 2019).

**Condicional.** El algoritmo toma una decisión entre dos cursos de acción, según las condiciones establecidas, es decir, si X es igual a 10, entonces haga Y (Bernal, 2020).

**Bucle.** El algoritmo se compone de una secuencia de declaraciones que se repiten varias veces (Manrique, 2021).

El propósito de cualquier algoritmo es eliminar el error humano y llegar a la mejor solución, una y otra vez, de la manera más rápida y eficiente posible (Gandhi, 2018). Útil para usuarios de tecnología, pero esencial para científicos de datos, desarrolladores, analistas y estadísticos, cuyo trabajo se basa en la extracción, organización y aplicación de conjuntos de datos complejos.

## **Marco Referencial**

Para llegar a una conclusión que enmarque el contexto ecuatoriano, es necesario, contrastar los resultados obtenidos con los diferentes casos de estudio, que se han realizado a través de los años. Por tanto, se referenciarán 3 investigaciones de diferentes autores para contextualizar el fenómeno que concierne a esta tesis.

En primer lugar, Cárdenes (2022), analiza la aplicación de Big Data e Inteligencia Artificial en logística y transporte para la optimización de procesos en empresas. El documento es parte de la Universidad Pontificia de Madrid y, en síntesis, detalla los pasos que se deben realizar para optimizar el manejo de logística mundial con proveedores. De manera que, el ML le permita a la compañía predecir tendencias de compras y, por ende, realizar los pedidos con anticipación para satisfacer la demanda.

De la misma manera, la investigación de Sánchez y Villamarín (2021), analiza la aplicación web basado en machine learning para el fortalecimiento de la gestión y logística de servicio a domicilio en la empresa MobilFoods de la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas. El documento es parte del Repositorio de la Pontificia Universidad Católica del Ecuador y describe el impacto en la optimización

de rutas de entregas mediante ML. En este caso se aplicó el K-Nearest para predecir el comportamiento de compra de cada cliente.

Por último, Benites y Arteaga (2022), analizan la aplicación de modelos de machine learning para clasificación de clientes en una empresa auxiliar de servicios financieros ecuatoriana especializada en crédito vehicular para el período junio 2019-octubre 2021. Este artículo se encuentra en el Repositorio de la Universidad Central del Ecuador y es un formato para comprender como se debe aplicar ML en empresas.

### **Marco legal**

En el ámbito legal se han desarrollado varios planes de acuerdo con la legislación, entre ellos: Plan Nacional de Telecomunicaciones y Tecnologías de la Información del Ecuador 20162021. Acuerdos marco de cooperación interinstitucional celebrados con varias unidades estructurales, p. Ministerio de Telecomunicaciones y Sociedad de la Información, Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación. Plan Nacional de Desarrollo (2013-2017). Ley de Telecomunicaciones. Código de Organización Socioeconómica del Conocimiento, la Creatividad y la Innovación. Así como artículos sobre el desarrollo de la investigación científica y la innovación tecnológica, las TIC y diversos campos del conocimiento en la Constitución de la República del Ecuador, donde se puede destacar (Art. 281, Art. 385, Art. 387, Art. 423, Art. 388, Art. 313) que permiten alinearse y ser partícipes de la adopción de estas tecnologías emergentes para el cambio y adopción de una cultura de transformación digital para un mejor desarrollo a nivel empresarial en el ámbito local con proyección internacional, lo que se convierte en un impacto positivo

## Capítulo III

### Metodología

Para la realización de este trabajo, se hizo uso de Árboles de decisiones y Bosques Aleatorios para la clasificación. A su vez, también se usó k-means como algoritmo complementario para consolidar la clasificación del inventario.

Los datos fueron proporcionados por la empresa de la cual se está realizando el proyecto, la empresa Disdurán al ser una distribuidora de materiales de construcción, ferretería, etc. Posee una gran base de datos, lo que es un beneficio para este tipo de análisis.

Los datos se encontraban clasificados de acuerdo con su categoría, las cuales eran: “accesorios y alambres eléctricos”, “aceros”, “adhesivos”, “baños y griferías”, “cables eléctricos”, “ferreterías y herramientas”, “morteros”, “plomería”, “obra gris”, “techos y cubiertas” y “tuberías de acero”.

Por consecuente, conforme las variables que se obtuvieron para el buen manejo de los algoritmos fueron los siguientes:

**Tabla 2** *Variables*

Producto	Cantidad inicial x total ingresos	Egresos	Precio unitario	Valor total
----------	---	---------	-----------------	-------------

Estas variables dieron viabilidad de que los productos puedan ser clasificados por su nivel de rotación, tales como: “alta”, “media” o “baja” rotación.

#### **Pasos para realizar**

Por medio del programa R-Studio, se procedió a realizar la programación.

#### ***Modelo Complementario K-Means***

Primero se ejecutó el K-means, con el objetivo de ubicar los productos en clústeres y analizar en cual se haya una mejor rotación. Por lo cual en R se procedió a realizar todos estos pasos, como primordial se llamó a la base de datos con el comando “read.csv2” como se muestra a continuación:

```
kRotacion=read.csv2("../Data/NUEVA DATA.csv")
```

Esta función carga la tabla con los datos a partir del cual se comienza a trabajar.

**Figura 10** Captura de R-studio, Vista de los datos

	i.PRODUCTO	CI.TI	EGRESOS	P.U	VALORT
1	ARENA GRUESA SACO	8761.0	8364.0	0.5	4378.4
2	ARENA MULA 14 MTRS	2.0	1.0	144.4	288.9
3	BARRA CUADRADA LAMINADA 11 X 06 MM - ADELCA	120.0	67.0	6.2	739.8
4	CABLE CONCENTRICO THHN 2 X 12 AWG MT	100.0	21.0	1.2	120.0
5	CABLE GEMELO PIATINA SPT 2X12	5.1	3.2	113.6	579.4
6	CABLE GEMELO PIATINA SPT 2X14	5.4	3.6	68.1	368.0
7	CABLE LUZ THHN #10 UNILAY/FLEXIBLE	16.5	9.8	70.8	1167.7
8	CABLE LUZ THHN #12 UNILAY/FLEXIBLE	145.2	128.4	43.9	6370.0
9	CABLE LUZ THHN #14 UNILAY/FLEXIBLE	57.0	47.5	30.4	1734.7
10	CABLE THHN #8 7 HILOS	2.4	2.1	119.6	287.1
11	CAJA CUADRADA DOBLE - PLASTIGAMA	82.0	14.0	1.0	83.5
12	CAJA OCTOGONAL - PLASTIDOR	243.0	206.0	0.3	80.6
13	CAJA OCTOGONAL - PLASTIGAMA	761.0	640.0	0.6	432.8
14	CAJA RECTANGULAR - PLASTIGAMA	1411.0	1260.0	0.6	795.6

Showing 1 to 14 of 403 entries, 5 total columns

Luego se procedió a instalar las librerías, que son colecciones de funciones y códigos que ayudaron a programar y ejecutar el modelo.

En k-means se utilizan los siguientes paquetes:

- **Tidyverse.** este es una colección de paquetes diseñadas para la ciencia de datos.
- **Factoextra.** este paquete facilita la extracción y visualización de los resultados de los análisis exploratorios de datos multivariados.
- **nbClust.** Nos va a determinar el mejor número de clústeres en el dataset.
- **Tidyr.** Este paquete de R permite ordenar datos “sucios” para obtener objetos de datos en R.

Con el comando “library( )”, se llama a las librerías previamente instalados.

```
library(tidyverse)
```

```
library(fpc)
```

```
library(cluster)
```

*library(factoextra)*

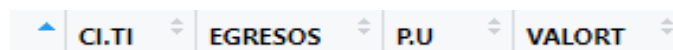
*library(NbClust)*

*library(tidyr)*

Es importante recalcar que para la ejecución del modelo k-means solo se puede utilizar variables cuantitativas, por lo tanto, se procedió a eliminar la variable cualitativa en este caso fue “*\$.PRODUCTO*”. El siguiente código permitió la eliminación: *kRotacion1\$.PRODUCTO=NULL*

Dejando como resultado la tabla solo con las 4 variables que servirán para la ejecución del modelo.

**Figura 11** Captura de R- Studio, Variables cuantitativas



Para adentrar a la parte de clusterización hay que realizar un escalamiento a los datos, con la función “scale”, con el objetivo de normalizar los datos. La normalización de los datos se realiza para asegurar que todas las características tengan la misma importancia en el análisis.

*kRotacion1ESC=data.frame(scale(kRotacion1))*

Con la función “head”, podemos observar los primeros 6 datos de la tabla, esto para comprobar que todo esté en orden y poder seguir ejecutando el modelo.

*head (kRotacion1ESC)*

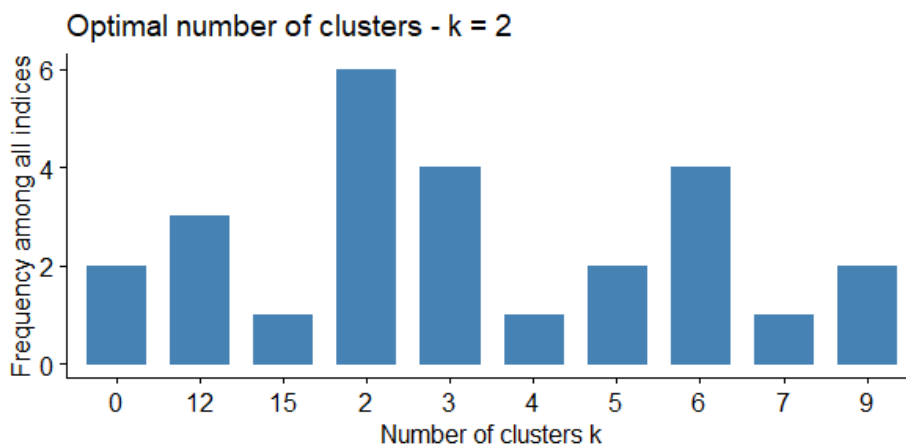
Como segundo paso, se estimará el número de clústeres con la función “Nbclust” ya que esta determinará que número es el más óptimo.

*NCluster=NbClust(kRotacion1ESC,distance="euclidean",min.nc=2,max.nc=15,method="kmeans")*

En la función se establece que calcule también la distancia bajo el método euclidiano, que en las matemáticas es la distancia ordinaria entre dos puntos, calculo mediante el teorema de Pitágoras. También se establece que se calcule entre un mínimo de 2 y un máximo de 15 clústeres.

Luego, con la función “fviz\_nbclust” se grafica la función previamente ejecutada.

**Figura 12** Captura de R-Studio, Número óptimo de clúster



Como tercer paso, una vez calculado el número óptimo de clústeres ya se procede a encontrar grupos con observaciones similares, mediante la función:

```
k=kmeans(kRotacionIESC, centers = 2, nstart = 25)
```

Como cuarto paso, se procedió a graficar con la función “fviz\_cluster” los grupos con el siguiente código:

```
fviz_cluster(k, data = kRotacionIESC, ellipse.type = "euclid", repel = TRUE,  
star.plot = TRUE)
```

Como quinto paso, se va a establecer la clasificación a la base principal, creando así una nueva variable llamada “rotación”.

```
kRotacionTratados=kRotacion1
```

```
kRotacionTratados$Rotacion=as.factor(k$cluster)
```



**Figura 13** Captura de R-studio, datos con la nueva variable

	CI.TI	EGRESOS	P.U	VALORT	Rotacion
1	8761.0	8364.0	0.5	4378.4	2
2	2.0	1.0	144.4	288.9	2
3	120.0	67.0	6.2	739.8	2
4	100.0	21.0	1.2	120.0	2
5	5.1	3.2	113.6	579.4	2
6	5.4	3.6	68.1	368.0	2
7	16.5	9.8	70.8	1167.7	2
8	145.2	128.4	43.9	6370.0	2
9	57.0	47.5	30.4	1734.7	2
10	2.4	2.1	119.6	287.1	2
11	82.0	14.0	1.0	83.5	2
12	243.0	206.0	0.3	80.6	2
13	761.0	640.0	0.6	432.8	2

Como último paso, se ejecuta una función extra que no forma parte necesaria de lo que es el algoritmo k-means, esta función se realiza para una interpretación sobre el nivel de frecuencia entre ambos clústeres.

```
x=kRotacionTratados$Rotacion
```

```
f=as.data.frame(table(x))
```

```
tablafrec=transform(f,
```

```
Rel= round(prop.table(f$Freq), 3),
```

```
FreqAC= cumsum(f$Freq),
```

```
RealAC= cumsum(round(prop.table(f$Freq), 3)))
```

### *Árbol de decisión y Random forest (RF)*

En este paso, partiendo con la base previamente tratada en el K-Means, *ClasRotacion=kRotacionTratados* y creando un *attach(ClasRotacion)* para mayor comodidad al momento de correr el modelo. Se procede a descargar los respectivos paquetes para la ejecución Árbol y el Random Forest, estos son:

- **Caret:** Este paquete permitirá mediante sus utilidades la clasificación y la realización de la regresión. Por ende, obrará la matriz de confusión, a su vez permite la división de los datos de prueba y entrenamiento.
- **Ggplot2:** Su utilidad es para la resolución de gráficos.
- **Lattice:** Complementa al paquete de ggplot2, por su sistema alto nivel de visualización.
- **Rpart:** Su función principal permitirá que a partir de los conjuntos de datos y la predicción se cree el árbol que pueda predecir de igual forma.
- **Rpart.plot:** Complementa al paquete previamente instalado, para realizar el gráfico.
- **RandomForest:** Este paquete será utilizado específicamente para la regresión y clasificación basada en árboles utilizando las entradas aleatorias.

De igual forma como en el k-means, después de descargarlos se los llama con el comando **library()**.

Antes de la realización el árbol, se procede a convertir la variable categórica a Factor que en este caso es “Rotacion”, en el R se lo ejerce de esta manera **“ClasRotacion\$Rotacion=factor(ClasRotacion\$Rotacion, levels = c("1", "2"), labels = c("RotBaja", "RotAlt"))”**; este paso da apertura a la mejor visualización al momento de la clasificación ya que se torna el factor a argumento.

Para el inicio del árbol es vital plantar semilla, existen variados tipos semillas, para este modelo de clasificación se utilizará la semilla correspondiente la cual se la ejecuta con el comando y su numeración **“set.seed(123)”**. Posteriormente, como el objetivo principal es el modelo predictivo, es significativo poseer una data de entrenamiento en un conjunto, que a su vez se deberá hacer con un conjunto de prueba que facultará verificar la eficiencia del Random Forest al instante de ejecutar las predicciones.

A fin de efectuar el entrenamiento de los datos, se procede a dividir los datos de los que se van a clasificar, se utiliza la función `createDataPartition` que viene incluido en el paquete `Caret`, quedando de la siguiente manera en R, ***Entrenamiento = createDataPartition(ClasRotacion\$Rotacion,p=0.70, list = FALSE)***, por la cantidad de datos que se posee, la partición más viable está en 70% - 30%.

Por consiguiente se procede a efectuar el árbol de clasificación como tal, por ende se utiliza `Rpart`, esta función exige la variable objeto de clasificación, y el `minspl` se utiliza debido a que a diferencia de otros parámetros, este carece de una caída abismal en la exactitud del modelo en el caso que aumente, recalcando que este determina la cantidad menor de observaciones para el intento de fraccionar un nodo, **`arbol=rpart(Rotacion~.,data=ClasRotacion[Entrenamiento,],method = "class",control = rpart.control(minsplit = 300,cp=0.01))`**; aclarando que los signos “~.” significa que la variable se posiciona en relación con las otras variables.

Se llama al árbol y queda de esta forma:

**Figura 14** Captura de R-Studio, árbol

```
node), split, n, loss, yval, (yprob)
* denotes terminal node

1) root 283 6 RotAlt (0.02120141 0.97879859) *
```

Ya concluido el árbol y verificando que no tenga una desviación muy alta, se procede a realizar el Random Forest, lo que permitirá tener un mejor análisis de la clasificación de los datos y una predicción estimada. Como este modelo lo realizamos en el mismo ambiente del árbol, se utiliza la semilla ya previamente implantada.

Antes de realizar el Random Forest, se ejecuta un segundo entrenamiento de datos, pero esta vez con 75% - 25%,

**`Entrenamiento2=createDataPartition(ClasRotacion$Rotacion,p=0.75, list = FALSE)`**, para abarcar más cantidad de datos para su prueba. Ahora sí, con los datos entrenados se procede a ejecutar el RF, gracias al paquete instalado de Random Forest que permitirá ejecutar el bosque, se establece las variables dependientes e independientes y el número de árboles, en este caso cinco mil (5000), **`bosque=randomForest(x=ClasRotacion[Entrenamiento2,1:4], y=ClasRotacion[Entrenamiento2,5],ntree = 5000,keep.forest = TRUE)`**.

Para continuar con el proceso, se ejecuta la predicción mediante el comando `predict`, **`Prediccion=predict(bosque,ClasRotacion[Entrenamiento2,])`**, es recomendable realizar este paso previo a la matriz de confusión ya que esta función permite hacer las predicciones a raíz de los resultados de variedad de funciones que ajuste el modelo.

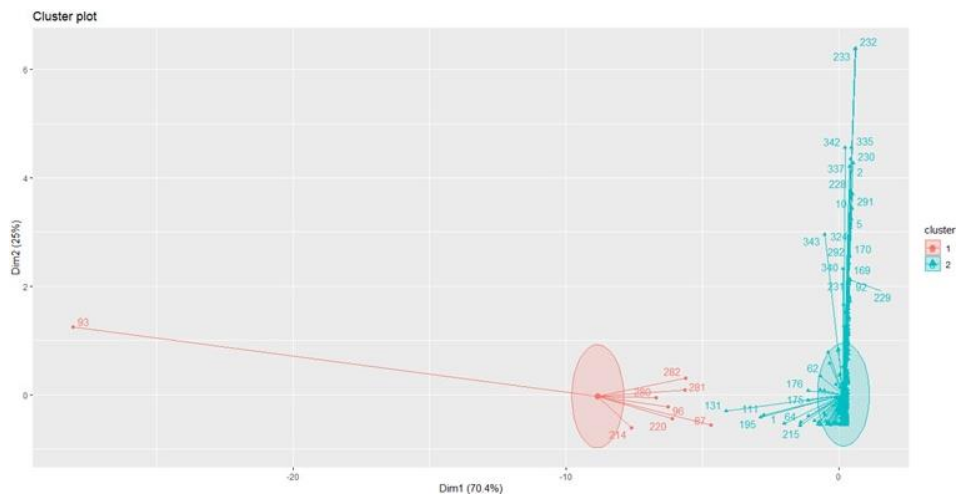
Ahora se procede a la realización de la matriz confusión Debido a que la misma muestra los valores predichos por el RF frente a los datos observados, quedando de la siguiente manera: *matriz=table(ClasRotacion[Entrenamiento2, "Rotacion"],Prediccion,dnn = c("Actual","Predicho"))*. El siguiente procedimiento, permite visualizar la probabilidad de existente en el modelo, ya que este verificará que datos puedan tornarse a otro grupo de clasificación. *Probabilidad = predict(bosque,ClasRotacion[-Entrenamiento2,], type="prob")*, los resultados que va a ejecutar esta función será la división de las observaciones por los nodos terminales que consiguen la pronosticada observación al interior del conjunto de los árboles.

Finalmente, se añade los valores que fueron clasificados en el dataframe para así visualizar los resultados del RF, a su vez verificar los errores que pudieron surgir, *ClasRotacion[Entrenamiento2,"Prediccion"]=predict(bosque, ClasRotacion[Entrenamiento2,])*.

## Resultados

Mediante los modelos empleados en esta investigación, previo al Random Forest, el K-Means realizado logró crear una clasificación adecuada de los datos, dando como resultado el número de conjuntos para el análisis. En este caso se evidencio que no existe punto medio, se clasificó en dos grupos por nivel de rotación de inventario, siendo el 1 = “Baja” y 2 = “Alta”.

**Figura 15** *Captura de R-Studio, Clústeres*



Por otra parte, en el modelo de Random Forest mediante la siguiente matriz de confusión, ofrece observaciones significativas para comprender la aceleración de la rotación por los niveles.

**Figura 16** *Captura de R-Studio, Matriz de confusión*

```
Confusion matrix:
      RotBaja RotAlt class.error
RotBaja      5      1 0.166666667
RotAlt       1     296 0.003367003
> |
```

A simple vista no se puede determinar con claridad lo que arroja la matriz a continuación, pero gracias a la ayuda de una operación matemática se puede interpretar de mejor manera, por ende, se escogió el total de la data de **entrenamiento = 303** y se dividió entre la cantidad de rotación alta de lo **predicho = 297**, quedando la operación,  $297/303 = 0.98$ , indicando que el 98% del inventario tiene buena rotación.

**Figura 17** *Resultados de la matriz*

```
> matriz
      Predicho
Actual RotBaja RotAlt
RotBaja      6      0
RotAlt       0     297
```

### **Análisis de resultados**

Se evidenció mediante los clústeres creados, que en el grupo 2 que corresponde a Rotación Alta, las marcas que prevalecen como favoritas para los clientes son Plastigama, aunque la empresa tenga alternativas más económicas en lo que respecta las tuberías, como es el caso de la marca Plastidor, se evidencia que se inclinan por el producto con el valor un poco más elevado, representa que es bueno con el impulso del producto. La otra marca favorita es Intaco, aquí no existe alternativa más económica, pero se infiere que la marca es muy representativa al momento de las construcciones en acabado de obra.

*En los anexos se encontrará la tabla con los productos de rotación alta.*

De la mano se identifica que de 100 elementos que ingresen al almacén, 16 de ellos no tendrán rotación, es decir, aproximadamente el 20% del inventario se estaría quedando, aunque no parezca un número representativo es importante recordar que existen materiales como el cemento, tablas y demás que se perciben como perecibles y se pueden dañar lo que causaría pérdidas, inclusive lo que respecta al almacenamiento quita espacio para productos que sí tienen mayor rotación y que no se abastece lo suficiente por el espacio reducido por consecuencia del grupo de productos con rotación baja.

Adicionalmente, se descubrió que en lo que respecta la rotación alta tiene un des aceleramiento del proceso del 0.33%, es mínimo lo que se difiere buena señal para la optimización del inventario y almacenamiento que se tiene previsto. Por ende, el manejo del inventario no estaba tan alejado a una buena rotación, pero sí con posibles problemas en futuro no tan lejano, entonces se consideró como una preventiva que se obtuvo en la investigación.

## Conclusiones

- La inteligencia de los negocios o Business Intelligence, cada vez más va ganando empoderamiento en las compañías, ya sea para crear estrategias comerciales, efectuar decisiones acertadas o como ayuda de pronóstico para estudios en general. Recalcando la importancia del uso del B.I, aunque en Ecuador no era muy común esta herramienta tecnológica para la toma de decisiones, se evidencia el incremento del uso de este, por su gran aporte tanto al área comercial y la prevención de error en otros procesos.
- Los modelos utilizados para la optimización del almacenamiento e inventario, para tener clasificados los productos que no tengan una rotación considerable, se pudo evidenciar que productos que se consideraban buenos para la venta, en realidad ocupaban el puesto dentro de la bodega innecesario para que productos que si sobresalen ocupen el espacio correspondiente. Paralelo a lo anterior, la empresa Disdurán S.A tiene la capacidad de tener el beneficio del ajuste de su inventario para un mejor almacenamiento, y evitar pérdidas contraproducentes en el ámbito económico, inclusive por la prevención del caso tener un retorno considerable.
- Para concluir se define cuán importante es la utilización del B.I en las empresas, dejando a un lado poco a poco los métodos tradicionales que simplemente atrasan las soluciones que se necesitaban de manera inmediata. Dejando en claro que la implementación efectiva bajo herramientas sostenibles como es el R Studio, que son gratuitas, de uso estadístico y el lenguaje óptimo para la lectura de los algoritmos para la optimización de procesos que comúnmente están presente en el área empresarial.



## **Recomendaciones**

Para este tipo de investigaciones, se recomienda tener muy en claro los conceptos de machine learning en general. Existen diferentes tipos de aprendizajes en los cuales se usan parámetros distintos, que a la hora de hacer un análisis se debe saber cuál es la mejor opción para poderse realizar. Además, elegir el lenguaje que mejor se adapte, en el caso de este trabajo fue el lenguaje R, y el programa para ejecutarlo R-Studio.

También se recomienda poseer una base de datos apropiada para el análisis, en muchas ocasiones no se poseen la cantidad de datos necesaria, por lo tanto, no se consiguen los resultados esperados, por eso es mejor que mientras más grande sea una base resultará más beneficioso para los interesados en la materia.

Gracias a esta investigación se pudo demostrar que las herramientas de negocios son bastante oportunas para conocer las falencias de una empresa, por eso también se aconseja implementar estos análisis a las empresas que quisieran mejorar su situación, tomando las mejores decisiones para tener éxito.

## Bibliografía

- Abbas, H., & Farooque, J. (2019, november 27). Reverse logistics practices in Indian pharmaceutical supply chains: a study of manufacturers. *Logistics Systems and Management*, 35(1), 72-89. Récupéré sur <https://www.inderscienceonline.com/doi/pdf/10.1504/IJLSM.2020.103863>
- Aguirre, J., González, A., & Doug, A. (2021, marzo). A methodology for fresh tomato maturity detection using computer vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, 146, 43-50. doi:10.1016/j.compag.2018.01.011
- Akdogan, S., Gulu, K., & Uyar, K. (2021). Problems Encountered by the Exporting Firms: An Application in the City of Kayseri. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, XXIV, 790-808. Récupéré sur <https://pdf.sciencedirectassets.com/277811/1-s2.0-S1877042811X00174/1-s2.0-S1877042811015874/main.pdf?X-Amz-Security->
- Arteaga, J. (2019, mayo 3). *Latin Pyme*. (G. Brown, Éditeur) Récupéré sur <https://www.latinpymes.com/sin-tecnologia-no-hay-empresa/>
- Benites, C., & Arteaga, E. (2022). *Aplicación de modelos de machine learning para clasificación de clientes en una empresa*. Tesis Doctoral, Universidad Central del Ecuador, Quito. Récupéré sur <http://www.dspace.uce.edu.ec/bitstream/25000/27960/1/UCE-FCE-CPO-Consuelo-Benites-Edgar-Arteaga.pdf>
- Bernal, C. (2020). *Metodología de la Investigación: administración, economía, humanidades y ciencias sociales* (Vol. III). Bogotá D.C.: Pearson Educación. Récupéré sur <https://abacoenred.com/wp-content/uploads/2019/02/El-proyecto-de-investigacion-F.G.-Arias-2012-pdf.pdf>
- Bonaccorso, G. (2017). *Machine learning algorithms : reference guide for popular algorithms for data science and machine learning*. Birmingham, United Kingdom: Packt Publishing.
- Borodin, Shash, Panaedova, Frumina, & Mityushina. (2019). The impact of the publication of non-financial statements on the financial performance of companies with the identification of intersectoral features. *Belgrad National Research University*. Récupéré sur <http://dspace.bsu.edu.ru/handle/123456789/30650>
- Camarillo, A., & Ortega, A. (2020). *Universidad de las Américas Puebla*. Récupéré sur [http://catarina.udlap.mx/u\\_dl\\_a/tales/documentos/lat/camarillo\\_durana/etd\\_2011015254482.pdf](http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lat/camarillo_durana/etd_2011015254482.pdf)
- Cameron, P. (2021, agosto 12). *Fortra*. Consulté le octobre 10, 2022, sur <https://www.helpsystems.com/es/recursos/guias/automatizacion-de-procesos-5-principales-beneficios-en-empresas>

- Cárdenes, J. (2022). *La aplicación de Big Data e Inteligencia Artificial en logística y transporte para la optimización de procesos en empresas*. Tesis de Posgrado, Universidad Pontificia de Madrid, Madrid. Recuperé sur <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/56434/TFG-Cardenes-Doctor-Javier.pdf?sequence=2&isAllowed=y>
- Carrión, R. (2020, Junio). *Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial*. Recuperé sur [http://oa.upm.es/62842/1/TFG\\_Rafael\\_Carrion\\_Perez.pdf](http://oa.upm.es/62842/1/TFG_Rafael_Carrion_Perez.pdf)
- Castillo, A. (2020, Junio). *Universidad de Barcelona*.
- Castro, J. (2021). *Dicotomía sobre el Mérito Probatorio del Peritaje Judicial en el Proceso Penal de Corte Adversarial*. Tesis Posgrado, Universidad San Gregorio de Portoviejo, Departamento de Posgrado, Portoviejo. Recuperé sur <http://repositorio.sangregorio.edu.ec:8080/bitstream/123456789/2093/1/2021-MDER-030.pdf>
- Chien, D. (2019). Application of Blockchain Technology in Food Traceability: The Case of Dragon Fruits in Vietnam. *Institute of Policy and Strategy for Agriculture and Rural Development*, 3(2), 12-24. Recuperé sur [https://www.fftc.org.tw/upload/files/activities/20191018101451/07\\_Mr\\_Chien\\_Duc\\_Dang\\_Full.pdf](https://www.fftc.org.tw/upload/files/activities/20191018101451/07_Mr_Chien_Duc_Dang_Full.pdf)
- Choque, C., & Enciso, J. (2020). *Impacto en los estados financieros en la aplicación de la NIC 12 entre Perú y Ecuador 2020*. Tesis de Grado, Repositorio Institucional de la Universidad Tecnológica de Perú. Recuperé sur <https://repositorio.utp.edu.pe/handle/20.500.12867/4083>
- Cipollina, M., & Demaria, F. (2020, septiembre 9). The Trade Effect of the EU's Preference Margins and Non-Tariff Barriers. *Journal of Risk Financial Management*, XIII(9), 1-23. doi:10.3390/jrfm13090203
- Coba, G. (2020, junio 6). PREMCIAS. *EY*. Recuperé sur <https://www.primicias.ec/noticias/economia/empresas-ecuador-brecha-tecnologica-cubrir/>
- Cortés, M., & Iglesias, M. (2018). *Generalidades sobre Metodología de la Investigación*. (A. Polkey, Éd.) Ciudad del Carmen: Universidad Autónoma del Carmen. Recuperé sur [https://www.unacar.mx/contenido/gaceta/ediciones/metodologia\\_investigacion.pdf](https://www.unacar.mx/contenido/gaceta/ediciones/metodologia_investigacion.pdf)
- Costanza, R., Kubiszewski, I., Stoeckl, N., & Kompas, T. (2021, mayo). Pluralistic discounting recognizing different capital contributions: An example estimating the net present value of global ecosystem services. *Ecological Economics*, 183, 2-28. doi:10.1016/j.ecolecon.2021.106961
- Craig, J., & Aron, O. (2022). *The antecedents of export marketing performance: an Australian perspective*. Southern Cross University, School of Commerce and Management. Recuperé sur [https://www.researchgate.net/profile/Aron-Ocass/publication/41938566\\_The\\_antecedents\\_of\\_export\\_marketing\\_perfor](https://www.researchgate.net/profile/Aron-Ocass/publication/41938566_The_antecedents_of_export_marketing_perfor)

mance\_An\_Australian\_perspective/links/0deec52cdbc1a2c18b000000/The-antecedents-of-export-marketing-performance-An-Australian-perspective.pdf

- Dabic, M., Vlacic, B., Paul, J., & Dana, L. (2020, mayo). Immigrant entrepreneurship: A review and research agenda. *Journal of Business Research*, *113*, 25-38. doi:10.1016/j.jbusres.2020.03.013
- Das, K., & Behera, R. N. (february de 2017). A Survey on Machine Learning: Concept, Algorithms and Applications. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, *5*(2), 1301-1309. doi:10.15680/IJIRCCE.2017. 0502001
- Dey, A. (2016). Machine Learning Algorithms: A Review. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, *7*(3), 1174-1176.
- Diez, F., Blanco, A., & Prado, C. (2019, mayo 18). Research Challenges in Digital Marketing: Sustainability. *Sustainability*, *11*(10). doi:10.3390/su11102839
- Doyle, L., McCabe, C., Keogh, B., Brady, A., & McCann, M. (2019, diciembre 18). An overview of the qualitative descriptive design within nursing research. *Journal of Research in Nursing*, 329-342. doi:10.1177/1744987119880234
- Espinoza, V., & Benavides, L. (2018). *Impacto de la aplicación del impuesto sobre las ganancias NIC-12 en la industria alimenticia de Quito*. Tesis de Grado, Universidad Central del Ecuador, Quito. Récupéré sur <http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/16332>
- Estrella, J. (2019). *Análisis Situacional y Propuesta de Plan Estratégico de Marketing para el Área Comercial de la Empresa Alimentos Don Diego de la ciudad de Quito para el período 2014-2018*. Tesis, Universidad Técnica Particular de Loja, Área Administrativa, Loja. Récupéré sur <https://dspace.utpl.edu.ec/bitstream/20.500.11962/21220/1/Estrella%20Caiza%20Juan%20Carlos.pdf>
- Farinloye, T., Adeola, O., & Mogaji, E. (2020). Typology of Nigerian universities: A strategic marketing and branding implication. *Understanding the Higher Education Market in Africa*, 31-63. Récupéré sur <https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.4324/9780429325816-14/typology-nigerian-universities-temitope-farinloye-ogechi-adeola-emmanuel-mogaji>
- Ferdinand, R., & Payne, T. (7 de marzo de 2016). *Binomial Distribution: Definition, Formula & Examples*. Obtenido de <https://study.com/academy/lesson/binomial-distribution-definition-formula-examples.html>
- Fikry, M., Zainol, Z., Yin, S., & Hisham, N. (2022). Big Data in Criteria Selection and Identification in Managing Flood Disaster Events Based on Macro Domain PESTEL Analysis: Case Study of Malaysia Adaptation Index. *Big Data Cognitive*, *VI*(1), 25-50. doi:10.3390/bdcc6010025

- Gandhi, R. (07 de junio de 2018). *Support Vector Machine — Introduction to Machine Learning Algorithms*. Obtenido de <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>
- Gavilanes, C. (2021, octubre 1). Análisis para la Aplicación de Nuevos Accesos para el Sistema Nacional del Ecuador. *Regional Issues*, 19, 50-72. doi:10.1016/j.vhri.2019.08.395
- Jamaldeen, F. (2020, febrero 27). Financial Reporting Differences of Profit and Loss Sharing Investment Deposits in Islamic banks: A Cross-Country Study. *Preprints*. doi:10.20944/preprints202002.0401.v1
- Jiménez, D. (2019). *Universidad del País Vasco*.
- Keating, D., & Kelly, D. (2019). Cognitive and Neurocognitive Development in Adolescence. *Reference Module in Neuroscience and Biobehavioral Psychology*, 38-49. Recuperé sur <https://www.sciencedirect.com/topics/psychology/deductive-reasoning>
- Lluís, J. (2021). *Business Inteligence: Competir con Información*. Recuperé sur [https://itemsweb.esade.edu/biblioteca/archivo/Business\\_Intelligence\\_competir\\_con\\_informacion.pdf](https://itemsweb.esade.edu/biblioteca/archivo/Business_Intelligence_competir_con_informacion.pdf)
- Macías, L., Mero, C., Montalvan, J., & Granoble, P. (2021, septiembre 7). Exportaciones ecuatorianas: un análisis a la producción no afectada por la. *Polo del Conocimiento*, 5(10), 89-103. doi:10.23857/pc.v5i10.1790
- Madan, I., Saluja, S., & Zhao, A. (2022). *Stanford University*. Recuperé sur IA & Research Department: <http://cs229.stanford.edu/proj2014/Isaac-Madan,Shaurya-Saluja,-Aojia-Zhao,Automated-Bitcoin-Trading-via-Machine-Learning-Algorithms.pdf>
- Manrique, A. (2021, octubre 15). *Esan Business*. Recuperé sur <https://www.esan.edu.pe/conexion-esan/importancia-del-analisis-de-datos-en-la-toma-de-decisiones>
- Martínez, M., & Sánchez, A. (2019). La contabilidad ambiental en Colombia: una revisión de las publicaciones en revistas contables nacionales en el periodo: 1982-2015. *Libre Empresa*, XVI(2), 97-124. Recuperé sur <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7579802>
- Mendoza, S. (10 de mayo de 2020). *Generalized Linear Models*. Obtenido de <https://towardsdatascience.com/generalized-linear-models-9ec4dfe3dc3f>
- Mitchell, T. (2021). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Mitchell, T., Buchanan, B., & DeJong. (2022). Machine learning. *Annual review of computer science*, 417-433.
- Narkhede, S. (9 de mayo de 2021). *Understanding Confusion Matrix*. Obtenido de <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>

- Orozco, M. (2021). Nova alimentos quiere conquistar el mundo con su producto estrella. *Líderes*, En prensa. Recuperé sur <https://www.revistalideres.ec/lideres/nova-alimentos-quiere-conquistar-mundo.html>
- Osores, M. (2021, septiembre 10). *Computer Weekly*. Recuperé sur <https://www.computerweekly.com/es/noticias/252506560/Siete-de-cada-10-empresas-de-AL-estan-invirtiendo-en-automatizar-sus-procesos>
- Pasto, M., & de Torre, P. (2018). *Universidad Complutense Madrid*. Recuperé sur Grado en Ingeniería del Software: [https://eprints.ucm.es/id/eprint/56582/1/1138427559-361266\\_Pablo\\_de\\_Torre\\_Barrio\\_130\\_-\\_Elaboracion\\_de\\_un\\_algoritmo\\_predictivo\\_MEMORIA\\_3940146\\_2112992786.pdf](https://eprints.ucm.es/id/eprint/56582/1/1138427559-361266_Pablo_de_Torre_Barrio_130_-_Elaboracion_de_un_algoritmo_predictivo_MEMORIA_3940146_2112992786.pdf)
- Pauly, S. (2019, abril 29). *SlimStock*. Recuperé sur <https://www.slimstock.com/es/aprendizaje-automatico-en-la-gestion-de-inventarios/>
- Peña, J. (2021). *La Prueba Pericial Criminalística: Particularidades en Ecuador*. Tesis Doctoral, Universidad de Cuenca, Facultad de Jurisprudencia, Cuenca. Recuperé sur <http://dspace.ucuenca.edu.ec/retrieve/48a5142a-eea3-4916-9f69-b24e554b6a6a/documento.pdf>
- Provost, F., & Kohavi, R. (1998). On applied research in machine learning. *Machine Learning Boston*, 127-132.
- Pulido, S. (2020). *Repositorio de la Universidad Nacional de Colombia*. Recuperé sur <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/79251/Factores-que-Influyen-en-la-Adopcion-de-Machine-Learning-en-Empresas-Colombianas.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Rendón, M., Villasís, M., & Miranda, M. (2016, octubre 30). Estadística descriptiva. *Metodología de la Investigación*, LXIII(4). Recuperé sur <https://revistaalergia.mx/ojs/index.php/ram/article/view/230>
- Revilla, J. (2021, diciembre 18). *Dell Technologies Forum*. Recuperé sur <https://www.itespresso.es/empresas-sin-sistemas-automatizados-mas-problemas-rendimiento-119247.html#:~:text=El estudio-demuestra-que-las,ciclos-de-trabajo-mas-lentos.>
- Romero, G., Macgluf, A., & Rodríguez, Á. (2021, Enero 31). *Universidad Veracruzana*. Recuperé sur Interconectando Saberes: <https://is.uv.mx/index.php/IS/article/view/2692/4575>
- Salado, J. (2018, junio 06). *España Exportación e Inversiones*. Reporte Anual, Oficina Económica y Comercial de España en Cantón, Cantón. Recuperé sur [http://www.iberchina.org/files/2018/ai\\_china.pdf](http://www.iberchina.org/files/2018/ai_china.pdf)
- Sánchez, S., & Villamarín, E. (2021). *Aplicación web basado en machine learning para el fortalecimiento de la gestión y logística de servicio a domicilio en la empresa MobilFoods de la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas*. Tesis de Postgrado, Pontificia Universidad Católica del Ecuador Sede Santo

- Domingo. Récupéré sur [https://issuu.com/pucesd/docs/4434-\\_4446sandra\\_patricia\\_s\\_nchez\\_ram\\_rez](https://issuu.com/pucesd/docs/4434-_4446sandra_patricia_s_nchez_ram_rez)
- Sharma, S., Lilhore, U., Simaiya, S., & Trivedi, N. (2021). An improved random forest algorithm for predicting the COVID-19 pandemic patient health. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, 25.
- Signorell, A., Saric, J., & Appenzeller, C. (2021, diciembre 27). Methodological approaches for conducting follow-up research with clinical trial participants: a scoping review and expert interviews. *Trials*, 22, 961-998. Récupéré sur <https://trialsjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13063-021-05866-6>
- Smith, C. (2021, 12 13). Fed to pivot to swift action on inflation in face of rising prices. *The Financial Times*, pp. 1-4.
- Valdeolmillos, C. (2019, febrero 4). *McPro*. Consulté le octobre 2022, sur <https://www.muycomputerpro.com/2019/02/04/china-estados-unidos-lideran-inteligencia-artificial>
- Valencia, L. (2019). *Implementación de un sistema de control de inventario en la empresa Ferretería Benjumea & Benjumea ubicada en el municipio de Cerete Córdoba*.
- Vargas, H. (2020). *Universidad de Los Andes*. Récupéré sur Departamento de Ingeniería de Sistemas y Computación: <https://repositorio.uniandes.edu.co/bitstream/handle/1992/48617/u833163.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Wakefield, K. (2021). *A guide to the types of machine learning algorithms and their applications*. Obtenido de SAS: [https://www.sas.com/en\\_gb/insights/articles/analytics/machine-learning-algorithms.html#:~:text=There-are-four-types-of,-supervised-un-supervised-and-reinforcement.](https://www.sas.com/en_gb/insights/articles/analytics/machine-learning-algorithms.html#:~:text=There-are-four-types-of,-supervised-un-supervised-and-reinforcement.)
- Wood, C., Daley, N., & Powell, R. (2019). Using Interviewing in Public Health Research: Experiences of Novice Researchers. *The Qualitative Report*, XXIV(10), 2441-2452. Récupéré sur <https://www.proquest.com/openview/2d4264fcf5aed4cd4ad7499418ea0d26/1?pq-origsite=scholar&cbl=55152>
- World Energy Trade. (2019, abril 7). *World Energy Trade*. Consulté le octobre 2022, sur <https://www.worldenergytrade.com/energias-alternativas/investigacion/eeuu-20-millones-para-acelerar-machine-learning-e-inteligencia-artificial-en-la-tecnologia-energetica?dt=1667117438267>
- Yiu, T. (12 de junio de 2019). *Understanding Random Forest*. Obtenido de <https://towardsdatascience.com/understanding-random-forest-58381e0602d2>
- Zannella, J., & Clow, R. (2020). The effects of race and criminal history on landlords' (un)willingness to rent to exonerates. *Law and Human Behavior*, 44(4), 300–310. doi:10.1037/lhb0000419

## Anexos

### Anexo 1 Script completo en R-Studio

```
setwd("C:/Users/andre/Desktop/B.I R/Data")
kRotacion=read.csv2("../Data/NUEVA DATA.csv")
kRotacion1=kRotacion
attach(kRotacion1)

#instalo los paquetes
install.packages(c("fpc","tidyverse","cluster","factoextra","NbClust","tidyr"))

library(tidyverse)
library(fpc)
library(cluster)
library(factoextra)
library(NbClust)
library(tidyr)
library(ggplot2)

kRotacion1$i..PRODUCTO=NULL

#paso 1. Escalamiento de los datos
kRotacion1ESC=data.frame(scale(kRotacion1))
head(kRotacion1ESC)

#paso 2. Estimo el numero de clusteres
NCluster=NbClust(kRotacion1ESC,distance = "euclidean",min.nc=2,max.nc=15,method="f")

fviz_nbclust(NCluster)

#paso 3. calculamos los clusteres
k=kmeans(kRotacion1ESC, centers = 2, nstart = 25)
k
str(k)
```



```

k
str(k)

#paso . Graficamos los lclusteres
fviz_cluster(k, data = kRotacion1ESC)
fviz_cluster(k, data = kRotacion1ESC,ellipse.type = "euclid", repel = TRUE, star.plot = TRUE)

#establecer la clasificacion en mi base principal
kRotacionTratados=kRotacion1
kRotacionTratados$Rotacion=as.factor(k$cluster)
kRotacionTratados
view(kRotacionTratados)

###frecuencia###
x=kRotacionTratados$Rotacion

f=as.data.frame(table(x))

tablafrec=transform(f,
                    Rel= round(prop.table(f$Freq), 3),
                    FreqAC= cumsum(f$Freq),
                    RelAC= cumsum(round(prop.table(f$Freq), 3)))

tablafrec
|

```

```

1 ClasRotacion=kRotacionTratados
2 attach(ClasRotacion)
3
4
5
6 #Paquetes###
7 install.packages(c("caret", "rpart", "rpart.plot", "randomForest"))
8 library(caret)
9 library(ggplot2)
10 library(rpart)
11 library(rpart.plot)
12 library(lattice)
13 library(randomForest)
14
15 #transformacion
16
17
18 ClasRotacion$Rotacion=factor(ClasRotacion$Rotacion,
19                             levels = c("1", "2"),
20                             labels = c("RotBaja", "RotAlta"))
21
22
23 # PLANTAMOS SEMILLA###
24 set.seed(123)
25
26 #Entrenamos los datos###
27 Entrenamiento = createDataPartition(ClasRotacion$Rotacion,p=0.70, list = FALSE)
28
29 #Creamos el arbol de clasificacion###
30 arbol=rpart(Rotacion~.,data=ClasRotacion[Entrenamiento,],method = "class",control = rpart.control(minsplit = 300,cp=0.01))
31 arbol
32
33 #Forma bonita
34 rpart.plot(arbol, type = 1, extra = 0, digits = -1,
35            cex = 0.7, nn= TRUE, fallen.leaves = TRUE,box.palette="Blues")
36
37 #recorrido de decision###

```

```

36
37 - #Bosque de decision####
38 - #Paso 1: transformar la variable de clasificacion a factor####
39 ClasRotacion$Rotacion=factor(ClasRotacion$Rotacion)
40
41
42 #entramiento 2
43 Entrenamiento2 = createDataPartition(ClasRotacion$Rotacion,
44                                     p=0.75, list = FALSE)
45 - #Paso 4: creamos el bosque aleatorio####
46 bosque=randomForest(x=ClasRotacion[Entrenamiento2,1:4],
47                    y=ClasRotacion[Entrenamiento2,5],
48                    ntree = 5000,keep.forest = TRUE)
49 bosque
50
51 #Paso 5: Realizo las pruebas
52 Prediccion=predict(bosque,ClasRotacion[Entrenamiento2,])
53 Prediccion
54 Rotacion
55 #Paso 6: Armo mi matriz de confusion
56 matriz=table(ClasRotacion[Entrenamiento2,
57              "Rotacion"],Prediccion,dnn = c("Actual","Predicho"))
58 matriz
59 #Paso 7: Calculamos la probabilidad de exito de los datos de prueba
60 Probabilidad=predict(bosque,ClasRotacion[-Entrenamiento2,],
61                    type="prob")
62 Probabilidad
63
64 #Paso 8: Clasificamos los valores
65 ClasRotacion[Entrenamiento2,"Prediccion"]=predict(bosque,
66                                                    ClasRotacion[Entrenamiento2,])
67 table(ClasRotacion$Rotacion)
68
69 table(ClasRotacion$Prediccion)
70 view(Prediccion)
71
71:1 # Paso 4: creamos el bosque aleatorio ↕

```

## Anexo 2 Productos de rotación alta

NUMERO	PRODUCTO	CI+TI	EGRESOS	P.U	VALOR T
1	ARENA GRUESA SACO	8761	8364	0,5	4378,4
2	ARENA MULA 14 MTRS	2	1	144,4	288,9
3	BARRA CUADRADA LAMINADA 11 X 06 MM - ADELCA	120	67	6,2	739,8
4	CABLE CONCENTRICO THHN 2 X 12 AWG MT	100	21	1,2	120
5	CABLE GEMELO PIATINA SPT 2X12	5,1	3,2	113,6	579,4

6	CABLE GEMELO PIATINA SPT 2X14	5,4	3,6	68,1	368
7	CABLE LUZ THHN #10 UNILAY/FLEXIBLE	16,5	9,8	70,8	1167,7
8	CABLE LUZ THHN #12 UNILAY/FLEXIBLE	145,2	128,4	43,9	6370
9	CABLE LUZ THHN #14 UNILAY/FLEXIBLE	57	47,5	30,4	1734,7
10	CABLE THHN #8 7 HILOS	2,4	2,1	119,6	287,1
11	CAJA CUADRADA DOBLE - PLASTIGAMA	82	14	1	83,5
12	CAJA OCTOGONAL - PLASTIDOR	243	206	0,3	80,6
13	CAJA OCTOGONAL - PLASTIGAMA	761	640	0,6	432,8
14	CAJA RECTANGULAR - PLASTIGAMA	1411	1260	0,6	795,6
15	CAJA RECTANGULAR PLASTIDOR/PACIFICO	159	139	0,3	53,7
16	CAÑA ROLLISA 6 METROS	4182	3872	1,8	7527,6
17	CANAL 35 X 50 X 20 X 2MM OMEGA	66	33	19,8	1307,8
18	CANAL C 200X50X2.0 MM	6	4	39,5	236,9
19	CANAL DECORATIVO BLANCO - PLASTIGAMA	38	30	16,3	620,5
20	DISCO ZIRCONIO 4-1/2" X 7/8" Z60	260	257	2,3	587,8
21	DUCHA CREIN AUTOLIMPIANTE 0120.10 DH CR - FV	55	11	5,4	297,9
22	Empaque Espumoso y Pernos Anclaje para Instalación	22	6	1,6	35
23	GUANTE NAPA/CUERO (PAR)	344	125	1,4	476,4

24	GUANTES DE CUERO PARA SOLDAR	12	2	3,1	37,7
25	HOLCIM MAESTRO TIPO N SACO 50 KG GU	750	497	6	4492,5
26	IMPERMEABILIZANTE TECHOPROTEC 3.8L 3Y BLANCO - GACOFLEX	8	4	17,3	138,4
27	IMPERMEABILIZANTE TECHOPROTEC 3.8L 5Y GRIS - GACOFLEX	12	4	19,6	235,2
28	LLAVE AJUSTABLE FRANCESA 10 1-1/4 MAVIJU	7	1	5,4	38,1
29	LLAVE ANGULAR FV INODORO CON MANGUERA FLEXIBLE DE 16	59	53	9	533,3
30	LLAVE ANGULAR FV LAVAMANOS CON MANGUERA FLEXIBLE DE 16	68	53	8,8	599,6
31	LLAVE COCINA P/PARED BETTER ISO 2001	3	1	9,8	29,4
32	LLAVE DE PARED PICO ALTO PARA COCINA ( E420.01/13 CR )	10	8	17,8	177,6
33	LLAVE DE PARED PICO ALTO PLUS COCINA FV ( E 420.03/13 CR)	14	6	23,7	331,8
34	LLAVE DE PARED PICO ALTO PLUS COCINA FV ( E 420.03/Y4 CR )	12	1	23,7	284,4
35	MARTILLO MAVIJU 20 OZ	33	24	4,3	140,4
36	MAXIEMPASTE EXTERIOR 20KG - INTACO	399	242	13,5	5398

37	MAXIEMPASTE INTERIOR 20KG - INTACO	942	892	7,2	6742,5
38	MAXIMIX CELULAR 40KG - INTACO / MAXILEVEL	124	81	3,1	390,1
39	MAXITEX ACRILICO COLOR BEIGE (CANECA)	4	3	59,1	236,3
40	NEPLO FLEX ½ - PLASTIGAMA	196	86	0,2	32,2
41	NEPLO FLEX 1 - PLASTIGAMA	15	4	0,3	4,7
42	NEPLO FLEX 3/4 - PLASTIGAMA	143	10	0,1	18,6
43	NEPLO PP R/R 2"*6CM	15	1	2,5	37,1
44	NEPLO R/R PP ½ CON TUERCA - PLASTIGAMA	523	491	0,3	147,5
45	NEPLO R/R PP ½ X 06 CM - PLASTIGAMA	265	168	0,2	47,7
46	NEPLO R/R PP ½ X 10 CM - PLASTIGAMA	156	126	0,3	45,5
47	NEPLO R/R PP ¾ CON TUERCA - PLASTIGAMA	157	37	0,4	67,8
48	NEPLO R/R PP ¾ X 06 CM - PLASTIGAMA	183	125	0,2	38
49	NEPLO R/R PP ¾ X 10 CM - PLASTIGAMA	78	49	0,3	27,2
50	NEPLO R/R PP 1 ½ CON TUERCA - PLASTIGAMA	68	49	1,7	117,5
51	NEPLO R/R PP 1 CON TUERCA - PLASTIGAMA	38	10	0,7	25,8
52	PORCELANA GROUTEX FINO BEIGE 2KG	198	196	1,6	318,7

53	PROMO FV COMBO BÁSICO MILÁN BLANCO ( 4 PIEZAS SIN PEDESTAL )	52	46	47,1	2451,1
54	PROMO FV COMBO BÁSICO MILÁN BONE ( 4 PIEZAS - SIN PEDESTAL )	14	13	51,2	716,9
55	RASTRILLO	8	6	10,5	84,2
56	SOPORTE CANAL DECORATIVO METALICO - PLASTIGAMA	30	23	2,9	87,5
57	SOPORTE CANAL DECORATIVO PLASTIGAMA	257	162	0,7	188,1
58	SOPORTE DE TUBO BAJANTE - PLASTIGAMA	39	9	0,7	27,3
59	SUPERTECHO 1.10 ANCHO X 3.60 MTRS LARGO X 0.30 MM	834	761	13,7	11392, 8
60	SUPERTECHO 1.10 ANCHO X 4.20 MTRS LARGO X 0.30 MM	361	322	16,4	5905,2
61	SUPERTECHO 1.10 ANCHO X 5.00 MTRS LARGO X 0.30 MM	433	326	19,8	8586,5
62	SUPERTECHO 1.10 ANCHO X 6.00 MTRS LARGO X 0.30 MM	1403	1258	23,6	33160, 3
63	SUPERTECHO 1.10 ANCHO X 7.00 MTRS LARGO X 0.30 MM	386	382	26,5	10217, 4
64	TIRA SEMIDURA 6 CM X 2 CM X 4 M	6125	5977	1,1	6743,7
65	TIRAFONDO ¼ X 2 (6.35 X 50.8)	157	155	0	5,5

66	TIRAFONDO ¼ X 3 (6.35 X 76.2)	219	30	0,1	15,6
67	TIRAFONDOS 2 1/2" (6.35X6.35MM)	499	376	0,1	33,1
68	TOMA TV / TELEFONO MARFIL MAVIJU	6	2	1	6
69	TORNILL AVELLAN P/BROCA 1-1/2X8	1848,6	25	0	35,3
70	TRASLUCIDA TECHO TRAPEZOIDAL 3.60	62	60	36,7	2277
71	UNION CANAL BAJANTE DECORATIVO - PLASTIGAMA	23	20	4,3	98,5
72	UNION CANAL DECORATIVO - PLASTIGAMA	24	14	3,6	86,8
73	UNION DE BAJANTE - PLASTIGAMA	11	2	1,4	15,2
74	UNION DESAGUE 050 MM - PLASTIGAMA	97	35	0,9	89,8
75	UNION DESAGUE 110 MM - PLASTIGAMA	34	27	2,1	70,6
76	UNION DESAGUE 160MM	26	18	4	102,7
77	UNION DESAGUE 75MM	51	48	0,9	43,4
78	UNION ESQUINA EXTERIOR DECORATIVA - PLASTIGAMA	5	1	8,7	43,4
79	UNION FLEX 1"	56	7	0,2	10
80	UNION FLEX 3/4	107	3	0,1	15,9
81	UNION PEGABLE 1/2"	64	9	0,2	10,7
82	UNION R/R PP 1 1/2"	27	19	2,1	56,7
83	ADAPTADOR TANQUE ¾ PP PLASTIGAMA	52	13	2,1	111,4
84	ADAPTADOR TANQUE 1 PP PLASTIGAMA	38	13	3,9	148,8

85	ADOQUIN HOLANDES 6 CM COLORES VARIOS - (50 PIEZAS)	212,2	170,4	9,9	2102,3
86	BLOQUE SEMIMACIZO 10 X 10 X 30 LISO ROJO	4246	3698	0,4	1644,1
88	BOMBA DE AGUA 0.5 HP - P	15	10	70,4	1055,6
89	CAÑERIA ISO - II GAL. 1/2"	20	12	10,9	218,1
90	CAÑERIA ISO -II GAL. 3/4" X 6MTS	30	25	16	480,9
91	CARRETILLA IMESCO REFORZADA RUEDA MACIZA	143	135	53,6	7660,5
92	CARRETILLA IMESCO RUEDA INFLABLE	4	3	80	320
94	CONECTOR P/CONDUIT CON TUERCA ½ - PLASTIGAMA	762	369	0,3	206,4
95	CONECTOR P/CONDUIT CONTUERCA ¾ - PLASTIGAMA	390	165	0,3	122,9
97	ENLUMAX FINO 40KG - INTACO	531	501	4,1	2180,5
98	ESCUADRA STANLEY 12-MANGO PLÁSTICO	7	1	4,2	29,2
99	LLAVE FV PICO ROSCA PESADA JARDIN	89	83	5,8	518,3
100	LLAVE LAVAMANOS/ LAVABO EDESA ( ECONOMICA )	5	2	2,5	12,4
101	LLAVE PARA LAVABO FV E220.01/71 CR	20	10	11	220,5
102	LLAVE PARA URINARIO FV E118.09	3	2	25,6	76,8



103	LLAVE PARED PICO ALTO PLUS COCINA FV ( E420.03/71 CR )	49	47	22,5	1102,9
104	LLAVE PASO FV 1/2" PESADA	90	81	7,5	673,8
105	LLAVE PLUS PARA LAVABO FV E226/71 CR	46	38	11,6	532,3
106	NEPLO R/R PP 1 X 06 CM - PLASTIGAMA	41	27	0,3	13
107	NEPLO R/R PP 1 X 10 CM - PLASTIGAMA	34	10	0,4	13,3
108	NEPLO R/R PP 2" CON TUERCA - PLASTIGAMA	25	10	2,5	61,3
109	PALO DURO 4 X 4 X 4	164	134	10	1640,3
110	PEDESTAL FV BLANCO O BONE	11	8	14,9	163,5
111	PEGABLOK TIPO N 40KG	9920	9371	2,8	27467
112	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/2 X 1 - PLASTIGAMA	25	19	1	25,7
113	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/2 X 1 1/4 - PLASTIGAMA	20	10	0,9	17
114	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/2 X 1/2 - PLASTIGAMA	22	3	0,9	19,9
115	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/2 X 3/4 - PLASTIGAMA	48	37	1,2	58,4
116	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/4 X 1 - PLASTIGAMA	48	18	0,8	38,6

117	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/4 X 1/2 - PLASTIGAMA	95	25	1,1	103,8
118	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 1/4 X 3/4 - PLASTIGAMA	79	33	1	77,8
119	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 X 1/2 - PLASTIGAMA	163	136	0,9	143,3
120	REDUCTOR BUJE R MH PP 1 X 3/4 - PLASTIGAMA	94	72	0,9	85,6
121	REDUCTOR BUJE R MH PP 2 X 3/4 - PLASTIGAMA	5	2	3,8	19
122	REDUCTOR BUJE R MH PP 3/4 X 1/2 - PLASTIGAMA	271	225	0,2	49,7
123	REDUCTOR DESAGUE 075 A 50 MM - PLASTIDOR	43	7	1	41,4
124	REDUCTOR DESAGUE 110 MM A 50 MM - PLASTIGAMA	60	49	2,9	176,7
125	REDUCTOR DESAGUE 110 MM A 75 MM - PLASTIGAMA	73	60	2,9	214,9
126	REDUCTOR DESAGUE 160 MM A 110 MM	41	27	3,9	161
127	REDUCTOR DESAGUE 75 MM A 50 MM - PLASTIGAMA	109	76	2	214,4
128	REJILLA DESAGUE 110 MM - PLASTIGAMA	141	88	1,3	177,6

129	REJILLA DESAGUE 75 MM	68	47	1	67,1
130	REJILLA FV INOXIDABLE 2 DE BRONCE E586.00.07 DH	55	49	4,1	226,1
131	TABLA SEMIDURA 20 CM X 2 CM X 4 M	13666, 5	13346	3,4	46387, 7
132	TABLON SEMIDURO 20 CM X 4 CM X 4 M	617	562	6,7	4112,9
133	TUB FLEX B DEN 1* 100M*72PSI	16,5	11,5	52,7	868,9
134	TUB. (T.E.G.R) 1 1/2" X 2 MM	49	34	19	931,7
135	TUBO (T.E.N.C) 100 X 100 X 2.0 MM	348	330	40,1	13943, 2
136	TUBO (T.E.N.C) 25 X 25 X 2.0 MM	228	212	9	2053,6
137	TUBO (T.E.N.C) 50 X 50 X 2.00 MM	176	150	22,7	3990,1
138	TUBO (T.E.N.C) 75 X 75 X 2.0 MM	226	195	31,2	7043,8
139	TUBO CONDUIT 1" X 3 MTRS PLASTIDOR	181	170	1,4	256,1
140	TUBO CONDUIT 1/2" X 3 MTRS PLASTIDOR	1807	1595	0,7	1273,4
141	TUBO CONDUIT 3/4" X 3 MTRS PLASTIDOR	501	460	1	523,2
142	TUBO CONDUIT 40 MM X 3 MTRS PLASTIDOR ECONOMICO	103	85	2,6	270,3
143	TUBO CONDUIT PESADA 1 X 3 M - PLASTIGAMA	63	14	3,5	221,8

144	TUBO CONDUIT PESADA 1/2" X 3 MTRS - PLASTIGAMA	897	840	0,8	702,9
145	TUBO CONDUIT PESADA 3/4" X 3 MTRS - PLASTIGAMA	236	210	1,4	326,3
146	TUBO CONDUIT PESADA 40 MM X 3M - PLASTIGAM	89	60	3,8	336,7
147	TUBO CUADRADO NEGRO (T.E.N.C) 100 X 100 X 3.0 MM	139,1	118,1	65,6	9118,1
148	UNION R/R PP 1 1/4" - PLASTIGAMA	21	4	1,8	37,7
149	UNION R/R PP 1" - PLASTIGAMA	87	33	1	86,1
150	UNION R/R PP 1/2" - PLASTIGAMA	671	616	0,4	299,5
151	UNION R/R PP 3/4" - PLASTIGAMA	306	211	0,5	152,9
152	UNION REDUCTORA R/R PP 1" X 3/4" - PLASTIGAMA	51	5	0,8	43
153	UNION REDUCTORA R/R PP 3/4" X 1/2" - COPA	59	44	0,8	49,2
154	UNION UNIVERSAL R/R PP 1 1/2" - PLASTIGAMA	88	67	7	617,3
155	UNION UNIVERSAL R/R PP 1 1/4"	13	4	4,7	61,3
156	UNION UNIVERSAL R/R PP 1" - PLASTIGAMA	110	47	3	329,1
157	UNION UNIVERSAL R/R PP 1/2" - PLASTIGAMA	487	397	0,8	400

158	UNION UNIVERSAL R/R PP 2" - PLASTIGAMA	39	32	8,9	346,6
159	UNION UNIVERSAL R/R PP 3/4" - PLASTIGAMA	166	141	1,5	253,3
160	VALVULA BOLA RH 3/4 UNIVERSAL ROSCABLE	39	1	2,4	95,3
161	VÁLVULA ESFÉRICA ESTÁNDAR 3/4 0655.10.19 CR - FV	15	1	3,8	56,9
162	VALVULA ESFERICA RH 2" UNIV BSPT	36	12	5,5	197,3
163	VARILLA CORRUGADA 08 MM X 12 M - NOVACERO	102	20	4	406,8
164	VARILLA CORRUGADA 08 MM X 12 MTRS - ANDEC	909	890	5,6	5068,9
165	VARILLA CORRUGADA 10 MM X 12 MTRS - ANDEC	503,5	446	8,5	4273
166	VARILLA CORRUGADA 12 MM X 12 M - NOVACERO	563	38	9	5045,3
167	VARILLA CORRUGADA 14 MM X 12 MTRS - ANDEC	191	189	16,8	3218,1
168	ALAMBRE GALVANIZADO # 12	2	1	41,2	82,4
169	ALAMBRE GALVANIZADO # 14	31,3	30,7	89,1	2785,3
170	ALAMBRE GALVANIZADO # 16	22,3	20,2	93,4	2079,5
171	ALAMBRE GALVANIZADO # 18	20,2	18,3	39,1	792,3

172	ALAMBRE PUAS 500 MTS ADELCA	23	19	43,4	998,5
173	ALAMBRE RECOCIDO #18	764,6	704,6	31,4	24019,3
174	BONDEX PLUS CERAMICA 25 KG - INTACO	930	650	5,8	5366,2
175	BONDEX PREMIUM PORCELANATO 25 KG - INTACO	3198	2710	10,3	32825,7
176	BONDEX PREMIUM PORCELANATO 40 KG - INTACO	2571	2483	15,1	38765,1
177	BONDEX STANDARD 5 KILOS PEQUEÑO	20	2	1,1	22,8
178	BONDEX STANDARD CERAMICA 25 KG - INTACO	4511	3983	3,5	15913,9
179	BONDEX STANDARD CERAMICA 40 KG - INTACO	2336	2247	5,3	12334,6
180	BONDEX ULTRA FLEX 25 KG	209	204	21,5	4494,9
181	CINTA AISLANTE PVC (NEGRA/BLANCA)	368	235	0,7	266,4
182	CINTA EMBALAJE 48MM X 80YDS 3M	105	21	0,6	64,7
183	CINTA MASKING TAPE 25MM 1"	113	54	0,6	67,4
184	CINTA METRICA LARGA 3/8 50M/164 STANLEY	6	4	17,7	106,1
185	CINTA TEFLON PLASTIGAMA 12MM X 10M CON CARRETE PEQUEÑO	763	495	0,3	203,2
186	CLAVO GARRA 2.5" X 11 25 KG	5	2	69	344,8

187	CLAVOS PARA CONSTRUCCIÓN 1 ½	32,7	25,8	64,1	2097,4
188	CLAVOS PARA CONSTRUCCIÓN 2	47,4	37,9	43,7	2071,3
189	CLAVOS PARA CONSTRUCCIÓN 2 ½	368,1	361,9	39,3	14461,7
190	CLAVOS PARA CONSTRUCCIÓN 3	18	11,4	49,9	898,8
191	CLAVOS PARA CONSTRUCCIÓN 4	63,5	58,8	49,2	3129,1
192	CORREA G 080 X 40 X 15 X 1.5 MM X 6 MTRS	105	85	14,9	1563,9
193	CORREA G 080 X 40 X 15 X 1.8 MM X 6 MTRS	1444	1373	16,4	23700,4
194	CUARTÓN DURO 4 METROS	212	211	4,8	1018,4
195	CUARTON SEMIDURO 4 CM X 4 CM X 4 M	10580	10328	2,2	23304,8
196	CUMBRERO PARA TECHO 0.30 X 407 X 3M	192	140	4,5	863
197	CURVO (ALUTECHO) PARA TECHO 1.50 MTRS X 0.30 MM	26	16	6,1	158,1
198	CURVO PARA SUPERTECHO 1.40 MTRS X 0.30 MM	123	100	5,9	721
199	ESTRIBO 08 MM 15X15 CM	3133	1600	0,3	972,1
200	ESTRIBO 08 MM 15X20 CM - IDEAL ALAMBREC	500	360	0,4	221,2
201	ESTRIBO 08 MM 20X20 CM	2937	2637	0,4	1244,5

202	ESTRIBO 08 MM 25X25 CM - NOVACERO	540	15	0,4	240
203	EXTRACTOR DE AIRE - FV-	3	1	12,3	37
204	KALIPEGA 0125 CC - PLASTIGAMA	147	79	2,4	354,2
205	KALIPEGA 0250 CC - PLASTIGAMA	263	151	3,9	1038,1
206	KALIPEGA 0946 CC LITRO - PLASTIGAMA	143	118	13,7	1954,3
207	KALIPEGA GALON 3785 CC	5	4	45	225
208	KUBIZINC 0.20 X 800 X 2400 ( 8 PIES )	2323	2306	4,5	10548, 2
209	KUBIZINC 0.20 X 800 X 3000 ( 10 PIES )	515	502	5,5	2847,1
210	KUBIZINC 0.20 X 800 X 3600 ( 12 PIES )	462	283	7,3	3368
211	KUBIZINC 0.20 X 800 X 4200 ( 14 PIES )	207	136	8,4	1734,4
212	LADRILLO TIPO BLOQUE 14 CM X 6 CM X 28 CM	3876	3549	0,2	753,9
213	LADRILLO TIPO BURRITO 12 X 8 X 24 CM	1111	1093	0,2	167,2
215	LADRILLO TIPO PAYO 7 CM X 4 CM X 14 CM	6660	6601	0	326,3
216	PERNOS EXPANSION 3" X 1/2"	238	148	0,3	76,6
217	PICAPORTE LATINA 110 X 12 REFORZADO	25	12	3	73,8
218	RUEDA MACIZA ROJA CON EJE - IMESCO	16	3	12,8	204,2
219	RUEDA REFORZADA P/ CARRETILLA TRUPER REFORZADA	13	9	22,6	293,4
221	SACO DE PIEDRA CHISPA 3/8"	2785	2573	1,4	3813,3



222	SELLANTE 100 CM3 NTE POLIMEX	149	67	8,9	1323,2
223	SIFON DESAGUE 110 MM - PLASTIDOR	41	20	5,9	242,8
224	SIFON DESAGUE 50 MM - PLASTIGAMA	276	234	3	827,5
225	SIFON DESAGUE LAVAMANOS 1 1/4" - FV	60	49	4,9	292,1
226	SIFON U CON REGISTRO 050 MM - PLASTIGAMA	27	22	3,6	96,2
227	SIKA 1 ( 4 KG ) - IMPERMEABILIZANTE ENLUCIDOS	60	59	7,8	467,2
228	TANQUE BOTELLA 1100 LTRS + KIT 3/4 - PLASTIGAMA	21	20	129,4	2716,4
229	TANQUE CILINDRICO STANDARD 500 LITROS	9	7	80,3	722,7
230	TANQUE CONICO STANDARD 1000 LTRS + KIT 1/2 - PLASTIGAMA	29	26	146,5	4249,1
231	TANQUE CONICO STANDARD 500 LTRS + KIT 1/2 - PLASTIGAMA	20	19	80,2	1603,5
232	TANQUE DE 2000 LITROS STANDARD APILABLE	4	3	208,1	832,4
233	TANQUE TIPO BOTELLA 2500 LTRS + KIT 3/4 - PLASTIGA	9	8	207,4	1866,7
234	TAPA CIEGA OCTOGONAL	105	9	0,3	33,6

235	Tapa Ciega para Caja Cuadrada 4x4 - Plastigama	20	3	0,4	7,7
236	TAPA EXTERNA IZQUIERDA DECORATIVA - PLASTIGAMA	21	8	2,6	53,7
237	TAPA INTERNA IZQUIERDA DECORATIVA - PLASTIGAMA	24	12	0,9	22,8
238	TAPON H DESAGUE 050 MM - PLASTIGAMA	45	25	0,6	25,7
239	TAPON H DESAGUE 110 MM	30	11	1,3	40,2
240	TAPON H DESAGUE 75MM	37	2	1,1	40,3
241	TAPON M DESAGUE 110 MM - PLASTIGAMA	70	23	1,3	93,2
242	TAPON M DESAGUE 160MM	28	8	4,4	123,2
243	TAPON M DESAGUE 75MM	17	5	1,1	19,4
244	TAPON RH PP ½ - PLASTIGAMA	329	269	0,3	110,3
245	TAPON RH PP ¾ - PLASTIGAMA	81	45	0,3	28,2
246	TAPON RM PP ½ - PLASTIGAMA	547	458	0,3	171,1
247	TAPON RM PP ¾ - PLASTIGAMA	132	69	0,4	50,8
248	TAPON RM PP 1 - PLASTIGAMA	16	6	0,7	10,7
249	TEE DESAGUE 050 MM - PLASTIDOR	109	23	0,7	73,6
250	TEE DESAGUE 050 MM - PLASTIGAMA	158	142	1,2	192,4
251	TEE DESAGUE 110 MM - PLASTIGAMA	112	102	3,9	432
252	TEE DESAGUE 160 MM	34	25	9,6	325,8

253	TEE DESAGUE 200MM	6	2	28,5	170,8
254	TEE DESAGUE 75 MM - PLASTIGAMA	61	42	2,6	161,4
255	TEE R/R PP ½ - PLASTIGAMA	1166	1011	0,4	505,4
256	TUBO DESAGUE 110 MM X 3 MTRS - PACIFICO	100	22	7,8	781,8
257	TUBO DESAGUE 110 MM X 3 MTRS - PLASTIDOR	185	170,5	8,3	1537,6
258	TUBO DESAGUE 110 MM X 3 MTRS - PLASTIGAMA	1122	1063,3	9,5	10625,6
259	TUBO DESAGUE 160 MM X 3 MTRS - PLASTIDOR	304	298	18,8	5711,4
260	TUBO DESAGUE 200 MM X 6 MTRS - RIVAL	27	23	55,1	1488,1
261	TUBO DESAGUE 50 MM X 3 MTRS - PACIFICO	150	61	3,1	458,9
262	TUBO DESAGUE 50 MM X 3 MTRS - PLASTIDOR	106,1	102,1	3,2	334,3
263	TUBO DESAGUE 50 MM X 3 MTRS - PLASTIGAMA	765,7	642,7	3,7	2829
264	TUBO DESAGUE 75 MM X 3 MTRS - PACIFICO	50	21	6,1	305,1
265	TUBO DESAGUE 75 MM X 3 MTRS - PLASTIDOR	121,8	110,8	6,8	823,9

266	TUBO DESAGUE 75 MM X 3 MTRS - PLASTIGAMA	245	237	8,5	2080,3
267	TUBO FLEX B DEN 1/2 * 80 PSI ( MANGUERA NEGRA )	32,3	25,5	25	805,6
268	TUBO GALVANIZADO REDONDO (T.E.G.R) 2" X 2 MM	23	22	25,1	577,8
269	TUBO NEGRO RECTANGULAR (T.E.N.REC) 80 X 40 X 1.8 MM	20	19	24,3	485,2
270	TUBO PP ROSCABLE 1 1/4" X 6 MTRS - PLASTIDOR	8	6	12,9	103
271	TUBO PP ROSCABLE 1" X 6 MTRS - PACIFICO/PLASTIDOR	19	7	11,7	222,2
272	TUBO PP ROSCABLE 1" X 6 MTRS - PLASTIGAMA	60,3	50,8	16,9	1021,6
273	TUBO PP ROSCABLE 1/2" X 6 MTRS - PLASTIDOR	83,3	80,8	3,6	297,2
274	TUBO PP ROSCABLE 1/2" X 6 MTRS - PLASTIGAMA	761,2	673,2	5,9	4463,1
275	TUBO PP ROSCABLE 3/4" X 6 MTRS - PLASTIDOR	110	75	6,6	721,5
276	TUBO PP ROSCABLE 3/4" X 6 MTRS - PLASTIGAMA	292,3	264,7	9,4	2759,4
277	TUBO PVC ALC DURAFOT 160 MM X 6 M S5 ES - PLASTIDO	43	18	29,3	1259,5

278	VARILLA CUADRADA 11 MM X 6 M - ANDEC	107	99	5,8	620,5
279	VARILLA GRAFILADA 5.5 MM X 5.90 M - ANDEC	2500	2306	1,3	3136,8
283	VARILLA LAM CORRUG AS42 14MM X 12M - ADELCA	1751,5	1608,5	16,2	28307, 9
284	VARILLA LAMINADA CORRUGADA AS42 16MM X 12M - ADEL	642	629	20,9	13423, 4
285	VARILLA LAMINADA CORRUGADA AS42 18MM X 12M - ADEL	135	122	26,5	3573,3
286	ANGULO GALVANIZADO 0.45 MM X 3 MTRS. ( GYPSUM )	122	116	1,1	137,2
287	ANGULO LAMINADO 20 X 20 X 3 MM ( 3/4" X 1/8" )	23	12	3,1	71,3
288	ANGULO LAMINADO 50 X 50 X 6 MM ( 2" X 1/4" )	47	35	29,1	1367
289	ANGULO LAMINADO 65 X 65 X 6 MM ( 2 1/2" X 1/4" )	48	39	46,8	2248,1
290	ANILLO DE CERA PARA SANITARIO	53	41	1,8	97,3
291	CAB CONCENTRICO #3X12 AWG 100MT	1,2	1	127,5	155,6
292	CLAVOS PARA TECHO ZINC	29,9	26,1	92,5	2769,4
293	CODO BAJANTE 45 - PLASTIGAMA	40	10	2,3	90,2

294	Codo Cachimba PP R/R M/H ½ x 90 - Plastigama	22	3	0,6	13,9
295	CODO CONDUIT 1/2" X 90 - PLASTIGAMA	2307	2192	0,1	230,7
296	CODO CONDUIT 3/4" X 90 - PLASTIGAMA	781	663	0,2	148,4
297	CODO CONDUIT 40 MM	258	144	0,8	217,2
298	CODO CONDUIT 50MM X 90	35	22	1,9	66,5
299	CODO CONDUIT LR 1" X 90 - PLASTIGAMA	558	189	0,4	218,8
300	CODO DESAGUE 110 MM X 45 - PLASTIDOR	40	39	2,4	95,1
301	CODO DESAGUE 110 MM X 45 - PLASTIGAMA	246	150	3,5	855,1
302	CODO DESAGUE 110 MM X 90 - PLASTIGAMA	534	528	2,9	1569,5
303	CODO DESAGUE 110 MM X 90 - RIVAL	106	68	2,1	224,3
304	CODO DESAGUE 50 MM X 90 TIGRE	220	172	0,6	142,6
305	CODO DESAGUE 75 MM X 45 - PLASTIGAMA	202	146	2,5	514,4
306	CODO DESAGUE 75 MM X 90 - PLASTIDOR	63	49	1,4	89,5
307	CODO DESAGUE 75 MM X 90 - PLASTIGAMA	213	204	2,2	459,9

308	CODO DESAGUE E/C 050 MM X 45 - PLASTIGAMA	436	285	1	430,5
309	CODO DESAGUE E/C 050 MM X 90 - PLASTIGAMA	1331	1270	0,9	1240,8
310	CODO DESAGUE E/C 160MM * 90	106	94	5	532,9
311	CODO DESAGUE E/C 200MM * 45	34	2	15,9	539
312	CODO DESAGUE E/C 200MM * 90	43	14	6,3	273
313	CODO PP ROSCABLE 1 1/2"X 90 - PLASTIGAMA	142	120	3,3	472,4
314	CODO PP ROSCABLE 1 1/4"X 90 - PLASTIGAMA	50	19	2,6	130,1
315	CODO PP ROSCABLE 1"X 90 - PLASTIGAMA	252	163	1,2	297,8
316	CODO PP ROSCABLE 1/2" X 90 - PLASTIGAMA	2686	2524	0,3	905,4
317	CODO PP ROSCABLE 1/2"X 45 - PLASTIGAMA	63	26	0,6	35,2
318	CODO PP ROSCABLE 2"X 90 - PLASTIGAMA	49	39	4,8	235,3
319	CODO PP ROSCABLE 3/4"X 45 - PLASTIGAMA	4	3	1	3,9
320	CODO PP ROSCABLE 3/4"X 90 - PLASTIGAMA	503	423	0,6	290,6

321	CODO RAMAL 110MM A 50MM X 90° PLASTIDOR/TUBYTEK	36	13	2,7	98,8
322	CODO RAMAL DESAGUE 110 MM A 50 MM X 90 - PLASTIGAMA	42	41	3,5	148,9
323	CODO REDUCTOR ROSCABLE PP 3/4 X 1/2 - PLASTIGAMA	95	31	1,3	126,7
324	COMBO MILAN FV BONE SANITARIO COMPLETO	19	11	108,7	2065,8
325	DESTORNILLADORES 4 PIEZAS MAVIJU	9	6	2,7	24
326	DISCO CORT MULTIMAT 4 1/2X 1MM - 115MM	20	3	4,9	97,4
327	DISCO CORTE METAL 14" TRONZADORA	129	101	4,8	618,8
328	DISCO CORTE METAL 4 1/2"	2133	1332	1,1	2368,3
329	DISCO CORTE METAL 7"	3924	3133	1,5	5699,3
330	DISCO CORTE METAL 9"	61	28	2,5	153,9
331	FIBROC ETERBOARD 10MM (1.22X2.44)	21	20	24,4	512,4
332	GANCHO J ¼ X 5 (6.35 X 127)	1717	112	0,1	114,5
333	LAVAMANOS FV BLANCO	33	29	8,7	287,8
334	MACHETE YEGUA REFORZADO 24"	24	22	3,2	77
335	MALLA 8.0 MM (10X10)CM (2.4X6.25)M - ELECTROMALLA	25	9	152,8	3819,9
336	MALLA ELECTROSOLD CORRUG A50 5-10 ADL	101	97	61,4	6198,4



337	MALLA ELECTROSOLDADA 10.0 MM (15 CM X 15 CM) - (2.44 X 6.15) ADELCA	41	40	142,2	5831,8
338	MALLA ELECTROSOLDADA 5.0 MM (10 CM X 10 CM) - (2.44 X 6.15) ADELCA	65	60	53,4	3472,6
339	MALLA ELECTROSOLDADA 5.0 MM (15 CM X 15 CM) - (2.44 X 6.15) ADELCA	731	692	37,4	27322,1
340	MALLA ELECTROSOLDADA 6.0 MM (10 CM X 10 CM) - (2.44 X 6.15) ADELCA	139	135	84,8	11783,2
341	MALLA ELECTROSOLDADA 6.0 MM (15 CM X 15 CM) - (2.44 X 6.15) ADELCA	86	61	51,7	4447,6
342	MALLA ELECTROSOLDADA 8.0 MM (10 CM X 10 CM) - (2.44 X 6.15)	91	84	151,7	13804,6
343	MALLA ELECTROSOLDADA 8.0 MM (15 CM X 15 CM) - (2.44 X 6.15) ADELCA	420	391	100,8	42355,7
344	MALLA PARA CERNIR ARENA 30X90 (1/8)MALLA TEJIDA 1M	231	102	4,1	940,8
345	MALLA PARA TUMBADO 10X2.21X0.60	716	530	13,9	9940,6
346	MALLA SOLD GALV 50/25 X 1.01MT C/METRO	82	44,5	4	324,4
347	MANGUERA FLEXIBLE FV 16" PARA INODORO (SERPENTINA)	52	36	3,6	189
348	MANO DE GATO (BLANQUEADOR) 25KG - INTACO	51	41	10,6	541,2

349	PLANCHA GAL.(4X8) 1.4MM - 1/16	30	17	57,8	1735,5
350	PLASTOCRETE 161 HE ( 10 KG ) ACELERANTE DE HORMIGON	312	280	22,5	7014,5
351	PLASTOCRETE 161-HE ( 2 KG ) ACELERANTE DE HORMIGON	26	21	4,5	117,2
352	PLASTOCRETE DM 10 KG IMPERMEABILIZANTE	100	88	23,6	2357,9
353	PLASTOCRETE DM 2 KG - IMPERMEABILIZANTES	34	27	4,8	164,1
354	PLASTOCRETE DM 4 KG - IMPERMEABILIZANTES LOSAS MUR	126	109	9,2	1154,9
355	PLATINA LAMINADA 1 1/2X1/4 - (40X6)	3	2	14,4	43,1
356	PLATINA LAMINADA 1/2X1/8 - (12X3)	21	1	1,2	24,7
357	SIKA 2 ( 4 KG ) - ACELERANTE SELLADOR FILTRACIONES	23	14	16,6	381,1
358	SIKA ANCHORFIX-1 CARTUCHOS 300CC	6	4	26,4	158,7
359	SIKA BOOM 500 ML	58	55	6,4	370,2
360	SIKA EMPASTE EXTERIOR 20 KG	11	1	24,7	271,8
361	SIKA EMPASTE INTERIOR 20 KG	56	45	10,3	574,2
362	SIKA GROUT EC 30 KG	264	261	18,5	4876,6
363	SIKA SELLADOR 5KG - SELLADOR UPERFIECIES POROSIDAD	30	29	11,2	337,3

364	SIKACRYL BLANCO 1.5 KG - MASILLA CUBRE FISURAS	27	23	11,4	307,7
365	SIKACRYL BLANCO 5 KG - MASILLA CUBRE FISURAS EN PARED	6	2	36,4	218,4
366	SIKADUR 32 MAESTRO 0.9KG	59	50	26,7	1575,4
367	SIKADUR 32 PRIMER N 2.5 KG	8	4	23,4	187
368	SIKAFLEX 11 FC GRIS/BLANCO CARTUCHO	72	71	12,7	912,8
369	SIKANOL M 10 KG ADITIVO SUPERFICIES EXTERIORES	9	8	23,2	208,9
370	SIKASIL UNIVERSAL (NEGRO) - SILICONA MULTIPROPOSITO 280 ML	14	9	2,6	36,8
371	SIKASIL UNIVERSAL (TRANSPARENTE) - SILICONA MULTIPROPOSITO 280 ML	64	44	3,4	215,8
372	SIKATOP 144 BLANCO 5 KG	110	93	21,6	2378
373	SIKATOP 77 10 KG ADHERENCIA A LOS MORTEROS	34	32	62,1	2110,9
374	SIKATOP 77 2 KG - ADHERENCIA A LOS MORTEROS	44	37	14,2	626,6
375	SIKATOP 77 4 KG - ADHERENCIA A LOS MORTEROS	116	109	25,1	2906,6
376	SIKAWALL SIKA - 52 SELLADOR MAESTRO (25 KG)	24	20	68,3	1640,2

377	SILICON SANISIL TRANSP CART 280 ML/ 3M	166	160	4	663,4
378	SOLD.INDURA E-6011 (230-S) 1/8	11	6,1	67,9	746,8
379	TEE R/R PP ¾ - PLASTIGAMA	222	213	0,9	189,3
380	TEE R/R PP ROSCABLE AGUA 1 1/2"	93	65	3,3	311,3
381	TEE R/R PP ROSCABLE AGUA 1 1/4"	47	28	2,6	122,1
382	TEE R/R PP ROSCABLE AGUA 1"	56	46	1,5	83,8
383	TEE R/R PP ROSCABLE AGUA 2"	17	5	5,2	87,6
384	TEE RED 1"*3/4	64	1	2,1	136,3
385	TEE RED. DES. 160 MM A 110 MM	16	10	6,5	104
386	TEE RED. R/R P/P 3/4"*1/2	83	18	1,3	107
387	TEE REDUCTORA 110 MM - 50 MM - TUBOS PACÍFICO	17	13	2,1	35,4
388	TEE REDUCTORA DESAGUE 110 MM A 50 MM - PLASTIGAMA	147	95	3	441
389	TEFLON INDUSTRIAL AMARILLO (GRANDE )	2514	788	0,4	1034
390	TUBO R/R PP ROSCABLE 1" X 6 MTRS (ROJO AGUA CALIENTE ) - PLASTIGAMA	33	18	18,5	610,8
391	TUBO R/R PP ROSCABLE 1/2" X 6 MTRS (ROJO AGUA CALIENTE ) - POLIMEX	127	104	7,8	984,9
392	TUBO R/R PP ROSCABLE 3/4" X 6 MTRS (ROJO AGUA CALIENTE ) - PLASTIGAMA	46	21	11,3	518,6

393	VIGA V5 10X15X15/9/5.5 6.5M - ADELCA	110	93	25,3	2786,6
394	VIGAS / COLUMNAS 12.0 MM (15X25 CM) 6.50 M V9 - IDEAL	39	32	46,8	1827,1
395	VIGAS / COLUMNAS 9.0 MM (15 CM X 10 CM) 6.50 M - V5	29	25	23,4	679,8
396	VIGAS / COLUMNAS 9.0 MM (15X15 CM) 6.50 M - V6	162	138	25,5	4134,4
397	YEE DESAGUE 050 MM - PLASTIGAMA	95	70	1,7	163,2
398	YEE DESAGUE 110 MM - PLASTIDOR	21	10	4,8	100,4
399	YEE DESAGUE 110 MM - PLASTIGAMA	80	56	4,4	353,7
400	YEE DESAGUE 160 MM	24	16	11,4	272,7
401	YEE DESAGUE 75 MM - PLASTIGAMA	69	37	4,2	286,5
402	YEE REDUCTORA DESAGUE 110 MM A 50 MM - PLASTIGAMA	229	170	3,5	793,2
403	ZAPAPICO PUNTA Y PALA ANCHA - IMESCO	48	32	8,9	429,2

### **Anexo 3** *Productos de rotación baja*

NUMERO	PRODUCTO	CI+TI	EGRESOS	P.U	VALOR T
87	BLOQUE TIPO LIVIANO PL-1ST-9 (39 CMS X 19 CMS X 9 CMS )	19570	18221	0,3	6238,4

93	SACO DE RECINA 25KG	73000	70000	6,7	48910 0
96	ENLUMAX CAPA GRUESA 40KG	20147	19360	3,6	71921, 9
214	LADRILLO TIPO JABONCILLO 5 CM X 4 CM X 12 CM	30799	30529	0	924
220	SACO DE PIEDRA 3/4"	22703, 5	22249, 5	1,4	30948, 4
280	VARILLA LAM CORRUG AS42 08MM X 12M - ADELCA	19482, 5	18819, 5	5,2	10203 2,7
281	VARILLA LAM CORRUG AS42 10MM X 12M - ADELCA	14143, 5	13886, 5	8,1	11523 9,5
282	VARILLA LAM CORRUG AS42 12MM X 12M - ADELCA	11962	11782	11,8	14061 0,1



## DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Nosotros, **Merchán Alvarado Javier Andrés**, con C.C: #0952018745 y **Angeline Del Rocío Padilla Barros** con C.C: # 1205891714 autores del trabajo de integración curricular: **Inteligencia de negocios aplicada a la optimización inventario y almacenamiento de bodega para la empresa Disdurán S.A, franquicia Disensa**, previo a la obtención del título de **Licenciado en negocios internacionales** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaramos tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de integración curricular para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizamos a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de integración curricular, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, 7 de febrero del 2023

f. \_\_\_\_\_

Nombre: **Merchan Alvarado Javier Andrés**  
C.C: **0952018745**

f. \_\_\_\_\_

Nombre: **Padilla Barros Angeline Del Rocío**  
C.C: **1205891714**



## REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA

### FICHA DE REGISTRO DE TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

<b>TEMA Y SUBTEMA:</b>	Inteligencia de negocios aplicada a la optimización inventario y almacenamiento de bodega para la empresa Disdurán S.A, franquicia Disensa.		
<b>AUTOR(ES)</b>	Javier Andrés Merchan Alvarado Angeline del Rocío Padilla Barros		
<b>REVISOR(ES)/TUTOR(ES)</b>	Ing. Félix Miguel Carrera Buri, Mgs.		
<b>INSTITUCIÓN:</b>	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil		
<b>FACULTAD:</b>	Facultad de Economía y Empresa		
<b>CARRERA:</b>	Negocios Internacionales		
<b>TITULO OBTENIDO:</b>	Licenciado en Negocios Internacionales		
<b>FECHA DE PUBLICACIÓN:</b>	07 de febrero del 2023	<b>No. DE PÁGINAS:</b>	82
<b>ÁREAS TEMÁTICAS:</b>	Control de Inventarios, Aprendizaje Automático, Inteligencia de Negocios		
<b>PALABRAS CLAVES/ KEYWORDS:</b>	Inteligencia de Negocios, Machine Learning, aprendizaje supervisado, K-means, Árbol de Decisión, Random Forest, Aprendizaje no Supervisado		

#### RESUMEN:

El mundo se encuentra en constante evolución, como necesidad del ser humano es acompañar y adaptarse a las nuevas tendencias. En el ámbito empresarial, es primordial que estén a la par con las nuevas herramientas tecnológicas, que ayudan a la mejora continua y optimización de procesos. En esta época la inteligencia de los negocios es la primera opción para la toma de decisiones significativas que permitan una solución a corto y largo plazo. En este trabajo se propone demostrar la inteligencia de los negocios permite la optimización del almacenamiento e inventario de la Distribuidora Disdurán S.A. Mediante los modelos Bosques aleatorios, Árbol de Decisión y como complementario K-Means. Dando como resultado, agrupaciones de productos por sus niveles de rotación y gracias a eso analizar cuáles son los productos que deberían darse de baja y cuáles se les debería promover más su venta.

<b>ADJUNTO PDF:</b>	<input checked="" type="checkbox"/> SI	<input type="checkbox"/> NO
<b>CONTACTO CON AUTOR/ES:</b>	<b>Teléfono:</b> +593 983227731 +593 963893228	E-mail: <a href="mailto:jmerchan001@gmail.com">jmerchan001@gmail.com</a> <a href="mailto:angeroci1129@gmail.com">angeroci1129@gmail.com</a>
<b>CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN (COORDINADOR DEL PROCESO UIC):</b>	<b>Nombre:</b> Román Bermeo, Cynthia Lizbeth <b>Teléfono:</b> +593-984228698 <b>E-mail:</b> cynthia.roman@cu.ucsg.edu.ec	

#### SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA

<b>Nº. DE REGISTRO (en base a datos):</b>	
<b>Nº. DE CLASIFICACIÓN:</b>	
<b>DIRECCIÓN URL (tesis en la web):</b>	