

SISTEMA DE INFORMACIÓN Y DE APOYO A LA TOMA DE DECISIONES EN
LOS PROCESOS DE COMPRA Y VENTA DEL ESTABLECIMIENTO
PÚBLICO *ROGER'S*

JUAN SEBASTIÁN MEJÍA GOYENECHE¹



UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y CIENCIAS DE LA
COMPUTACIÓN

INGENIERÍA DE SISTEMAS

TULUÁ

ABRIL DE 2017

¹ sebastian.mejia.710@gmail.com

SISTEMA DE INFORMACIÓN Y DE APOYO A LA TOMA DE DECISIONES EN
LOS PROCESOS DE COMPRA Y VENTA DEL ESTABLECIMIENTO PÚBLICO
ROGER'S

TRABAJO DE GRADO PRESENTADO COMO REQUISITO PARA OPTAR
POR EL TÍTULO DE INGENIERO DE SISTEMAS

DIRECTOR DE TRABAJO DE GRADO
ING. ROYER DAVID ESTRADA ESPONDA²



UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y CIENCIAS DE LA
COMPUTACIÓN

INGENIERÍA DE SISTEMAS

TULUÁ

ABRIL DE 2017

²royer.estrada@correounivalle.edu.co

NOTA DE ACEPTACIÓN

Ing. Royer David Estrada Esponda
Director

Jurado 1

Jurado 2

DEDICATORIAS

A Dios, porque a lo largo de la vida me ha dado la fuerza, la voluntad y la fortaleza para emprender distintas metas y luchar una y otra vez hasta alcanzarlas.

A mis padres, Albeiro y Luz Elena, porque gracias a ellos, a sus enseñanzas, a sus sacrificios, a sus consejos, he tenido las herramientas para encaminarme hacia distintas metas y alcanzarlas de buena manera; a mis hermanas, Luisa Fernanda y María Camila, por ser parte esencial en mi vida, por el apoyo y la compañía incondicional que significan para mí; a mi novia, Vidalia, por demostrarme que todo es posible con esfuerzo, paciencia y voluntad; a mis abuelos maternos, por sus consejos, su bendición y sus palabras de aliento.

A mis amigos y compañeros de carrera, porque de cada uno de ellos aprendí cómo ser mejor persona, cómo ser un buen profesional y porque junto a ellos he vivido experiencias muy enriquecedoras.

Sebastián.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco inmensamente a mi familia y a mi novia por el apoyo incondicional que me brindan en cada uno de los procesos que emprendo y por ser mis más confiables consejeros.

A los profesores, que en su ardua labor dan lo mejor de sí para lograr la transmisión de su conocimiento de tal manera que podamos formarnos como buenos profesionales y como mejores personas.

A mi director de trabajo de grado por el apoyo, los consejos, el esfuerzo, el tiempo que invirtió para guiarme en este proceso de tal manera que fuese exitoso, y sobre todo, por la motivación que supo brindarme en todo momento.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIAS.....	II
AGRADECIMIENTOS.....	III
RESUMEN.....	7
ABSTRACT	8
1. INTRODUCCIÓN.....	9
1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.....	10
1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	11
1.3. OBJETIVOS	11
1.3.1. OBJETIVO GENERAL.....	11
1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	11
1.3.3. RESULTADOS ESPERADOS	11
1.4. ALCANCE	12
2. MARCO REFERENCIAL	13
2.1. MARCO TEÓRICO	13
2.1.1. Sistema de Información	13
2.1.2. Inteligencia de Negocio	14
2.1.3. Sistema de Recomendación	15
2.2. MARCO CONCEPTUAL	17
2.2.1. Inventario.....	17
2.2.1.1. Inventario físico	17
2.2.1.2. Tipos de Inventario.....	18
2.2.2. Minería de datos.....	18
2.2.3. Data Warehouse.....	20
2.2.4. Data Mart.....	21
2.2.5. Metodología SCRUM.....	22
2.3. ANTECEDENTES	24
3. DESARROLLO DEL PROYECTO	27
3.1. DISEÑO.....	30
3.1.1. HISTORIAS DE USUARIO	30
3.1.2. DIAGRAMAS DE SECUENCIA	35
3.2. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA	39
3.2.1. MÓDULO DE USUARIOS	40
3.2.2. MÓDULO DE PRODUCTOS	40

3.2.2.1.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR PRODUCTO	40
3.2.2.2.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR CATEGORÍAS DE PRODUCTOS	41
3.2.3.	MÓDULO DE TERCEROS	41
3.2.3.1.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR PROVEEDORES	41
3.2.3.2.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR CLIENTES	42
3.2.3.3.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR PERSONAS	43
3.2.4.	MÓDULO DE TRÁMITES	43
3.2.4.1.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR COMPRAS	43
3.2.4.2.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR TRASLADOS DE BODEGA	44
3.2.4.3.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR VENTAS	44
3.2.5.	MÓDULO DE DATOS BÁSICOS	45
3.2.5.1.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR BODEGAS	45
3.2.6.	MÓDULO DE INTELIGENCIA DE NEGOCIO	45
3.2.6.1.	SUBMÓDULO ADMINISTRAR DATOS DE ANÁLISIS	46
3.2.6.2.	SUBMÓDULO ANÁLISIS DE DATOS	46
3.3.	ARQUITECTURA DEL SISTEMA IMPLEMENTADO	47
3.4.	DETALLES DE IMPLEMENTACIÓN	49
3.5.	PRUEBAS	59
3.5.1.	PRUEBAS DE SISTEMA	59
3.6.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	67
4.	CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	83
4.1.	CONCLUSIONES	83
4.2.	TRABAJOS FUTUROS	83
A.	APÉNDICE A	84
B.	APÉNDICE B	87
C.	APÉNDICE C	89
5.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	90

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.2.5.1 Metodología SCRUM.	23
Figura 2.2.5.2 Roles de la metodología SCRUM	24
Figura 3.1.2.1 DS5: Registro de Personas.....	35
Figura 3.1.2.2 DS9: Registro de Clientes.....	36
Figura 3.1.2.3 DS13: Registro de Productos.....	36
Figura 3.1.2.4 D17: Registro de Ingredientes.....	37
Figura 3.1.2.5 DS22: Registro de Compras	37
Figura 3.1.2.6 DS23: Registro de Ventas.....	38
Figura 3.1.2.7 DS24: Sincronizar Data Mart.....	38
Figura 3.1.2.8 DS25: Analizar compras	39
Figura 3.1.2.9 DS26: Analizar ventas.....	39
Figura 3.2.1.1 Formulario registro de usuario	40
Figura 3.2.2.1.1 Formulario registro de producto	41
Figura 3.2.3.1.1 Formulario registro de proveedor	42
Figura 3.2.3.2.1 Formulario registro de cliente.....	42
Figura 3.2.4.1.1 Formulario registro de compra	44
Figura 3.2.4.3.1 Formulario registro de venta	45
Figura 3.2.6.1.1 Sincronización de datos	46
Figura 3.2.6.2.1 Formulario Analizar venta	47
Figura 3.2.6.2.2 Formulario Analizar compra	47
Figura 3.3.1 Arquitectura del sistema.....	48
Figura 3.3.2 Patrón de diseño MVC vs Patrón de diseño HMVC	49
Figura 3.4.1 FP-Tree	52
Figura 3.4.2 FP-Tree aplicando umbral.....	53
Figura 3.4.3 FP-Diagrama de Flujo – Complejidad Ciclomática FP Growth	57
Figura 3.4.4 FP-Diagrama de Flujo – Complejidad Ciclomática KNN.....	58
Figura A.1 DS Consultar Cliente	84
Figura A.2 DS Consultar Compra	84
Figura A.3 DS Consultar Ingrediente	85
Figura A.4 DS Consultar Producto.....	85
Figura A.5 DS Consultar Proveedor.....	86
Figura A.6 DS Consultar Venta.....	86

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.3.3.1 Resultados esperados.....	11
Tabla 2.2.4.1 Comparación entre Data Warehouse y Data Mart	22
Tabla 3.1.1.1 HU1 - Registro de proveedores.....	31
Tabla 3.1.1.2 HU9 – Registro de Clientes	31
Tabla 3.1.1.3 HU13 – Registro de Productos.....	32
Tabla 3.1.1.4 HU17 – Registro de ingredientes	32
Tabla 3.1.1.5 HU22 – Registro de compras	33
Tabla 3.1.1.6 HU23 – Registro de Ventas.....	33
Tabla 3.1.1.7 HU24 – Sincronizar Data Mart.....	34
Tabla 3.1.1.8 HU24 – Analizar compra	34
Tabla 3.1.1.9 HU24 – Analizar venta	35
Tabla 3.4.1 Comparación algoritmos asociativos	51
Tabla 3.4.2 Conjunto de transacciones.....	52
Tabla 3.4.3 Evaluación Complejidad Ciclomática.....	56
Tabla 3.5.1.1 Prueba de Sistema - Registrar Compra.....	60
Tabla 3.5.1.2 Prueba de Sistema - Actualizar Inventario por Compra.....	62
Tabla 3.5.1.3 Prueba de Sistema - Registrar Venta	62
Tabla 3.5.1.4 Prueba de Sistema - Actualizar Inventario por Venta	64
Tabla 3.5.1.5 Prueba de Sistema – Sincronizar Data Mart.....	65
Tabla 3.5.1.6 Prueba de Sistema – Analizar compras	65
Tabla 3.5.1.7 Prueba de Sistema – Analizar ventas.....	66
Tabla 3.6.1 Criterios Análisis de ventas por lapso.....	67
Tabla 3.6.2 Resultado esperado: Clientes frecuentes por lapso	68
Tabla 3.6.3 Resultado esperado: Productos frecuentes por Cliente.....	68
Tabla 3.6.4 Resultado esperado: Productos recomendados por Cliente	69
Tabla 3.6.5 Resultado esperado: Productos recomendados por lapso	69
Tabla 3.6.6 Resultado obtenido: Clientes frecuentes por lapso.....	69
Tabla 3.6.7 Profiler – Obtener clientes frecuentes	70
Tabla 3.6.7 Resultado obtenido: Productos frecuentes por Cliente	70
Tabla 3.6.8 Resultado obtenido: Productos recomendados por Cliente	71
Tabla 3.6.10 Profiler – Recomendar productos por cliente.....	71
Tabla 3.6.9 Criterios Análisis de ventas por cliente	72
Tabla 3.6.10 Resultado esperado: Cliente específico para procesar.....	72
Tabla 3.6.11 Resultado esperado: Productos frecuentes por Cliente específico	72
Tabla 3.6.12 Resultado esperado: Productos recomendados por Cliente específico ..	73
Tabla 3.6.13 Resultado esperado: Productos recomendados por cliente.....	73
Tabla 3.6.16 Resultado obtenido: Cliente específico a procesar.....	73
Tabla 3.6.17 Profiler – Validar cliente a procesar.....	73
Tabla 3.6.15 Resultado obtenido: Productos frecuentes por Cliente	74
Tabla 3.6.19 Resultado obtenido: Productos recomendados para el cliente	74
Tabla 3.6.20 Profiler – Recomendar productos por cliente.....	74
Tabla 3.6.17 Resultado obtenido: Productos recomendados por cliente	75
Tabla 3.6.18 Criterios Análisis de compras por lapso	76
Tabla 3.6.19 Resultado esperado: Proveedores frecuentes por lapso	76
Tabla 3.6.20 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por Proveedor	77
Tabla 3.6.21 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por lapso.....	77
Tabla 3.6.26 Resultado obtenido: Proveedores frecuentes por lapso	77

Tabla 3.6.27 Profiler – Obtener proveedores frecuentes.....	78
Tabla 3.6.28 Resultado obtenido: Ingredientes recomendados por Proveedor	78
Tabla 3.6.27 Profiler – Recomendar ingredientes por proveedor	78
Tabla 3.6.24 Ingredientes recomendados por lapso	79
Tabla 3.6.25 Criterios Análisis de compras por proveedor	79
Tabla 3.6.32 Resultado esperado: Proveedor específico para procesar	80
Tabla 3.6.27 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por Proveedor específico	80
Tabla 3.6.28 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por Proveedor	80
Tabla 3.6.29 Resultado obtenido: Proveedor específico a procesar	80
Tabla 3.6.36 Profiler – Validar proveedor a procesar	81
Tabla 3.6.30 Resultado obtenido: Ingredientes recomendados para el proveedor	81
Tabla 3.6.38 Profiler – Recomendar ingredientes por proveedor	81
Tabla 3.6.31 Resultado obtenido: Ingredientes recomendados por proveedor.....	81

ÍNDICE DE FÓRMULAS

Fórmula 3.4.1 Valor de divergencia	54
Fórmula 3.4.2 Distancia euclidiana	54
Fórmula 3.4.3 Distancia euclidiana para la similitud entre productos.....	54
Fórmula 3.4.4 Distancia euclidiana para la similitud entre productos.....	54
Fórmula 3.4.5 Distancia euclidiana para la similitud entre productos.....	55
Fórmula 3.4.6 Valor de recomendación.....	55
Fórmula 3.4.7 Complejidad Ciclomática – Forma 1.....	56
Fórmula 3.4.8 Complejidad Ciclomática – Forma 2.....	56
Fórmula 3.4.9 Complejidad Ciclomática – Forma 3.....	56

RESUMEN

La ausencia de una herramienta tecnológica para administrar los procesos de compra y venta llevados a cabo dentro del establecimiento público *Roger's*, dedicado a la producción y venta de comida rápida, asados y productos light, puede significarle al establecimiento atraso en la competitividad en el mercado en el que se desempeña y desorden en el manejo de la información de sus procesos. Debido a esto surge la necesidad de sistematizar los procesos de compra y venta llevados a cabo.

En este trabajo de grado se desarrolló un sistema que no solamente se enfocará en administrar la información resultante de los procesos diarios del establecimiento público *Roger's* sino que también, por medio de la minería de datos, apoyará la toma de decisiones en los procesos de compra de ingredientes y venta de productos; buscando así mejorar la eficiencia y competitividad.

ABSTRACT

The absence of technological tool to manage the processes of purchase and sale carried out within the public establishment Roger's, dedicated to the production and sale of fast food, roast and light products, can mean to the establishment delay in competitiveness in the market and disorder in the handling of its information. Due to this, arises the need to systematize the processes of purchase and sale carried out.

In this work a system was developed that will not only focus on the management of information resulting from the daily processes of the Roger's public establishment, but also, through data mining, will support the decision making in the purchase of ingredient and the sale of food; seeking to increase efficiency and competitiveness.

1. INTRODUCCIÓN

El poder competitivo de una organización, independientemente del sector en el que se desempeñe, se basa en la calidad y en la cantidad de información que utilice para la toma de decisiones [1]; las cuales determinan su perfil competitivo y tienen como objetivo encontrar posibilidades de éxito y de mejoras, asociadas a la consolidación en el mercado y a la fidelización de clientes. Debido a esto, la administración y el manejo de la información se vuelven vitales al interior de la organización. Sin embargo, estos aspectos son un factor del que carecen algunas empresas pequeñas enfocadas en la producción y venta de alimentos (restaurantes), ya que en ellas se suele evidenciar falta de apoyo en herramientas tecnológicas para la gestión del conocimiento; lo cual conlleva a atrasos en el desarrollo, en la competitividad y a la falta de claridad en la toma de decisiones en las dos puntas de la cadena que la componen: los suministros (a quién comprarlos) y los clientes (qué venderles). En una organización de este tipo es de gran relevancia saber interpretar la información que se recolecta del entorno para desarrollar habilidades competitivas que se basen en la capacidad de análisis estratégico [2]. Una forma de hacerlo es por medio de la Inteligencia de Negocios o *Business Intelligence* (BI), la cual proporciona herramientas para explotar los datos almacenados en un sistema de información de tal manera que la información obtenida a partir de ellos se pueda utilizar como respaldo en la toma de decisiones, reduciendo los efectos negativos en la organización [1].

La inteligencia de Negocios hace uso de la técnica de Minería de Datos, la cual consiste en identificar tendencias, comportamientos y patrones, no muy evidentes en la mayoría de los casos, a partir de una colección amplia de datos (base de datos). En otras palabras, la Minería de Datos permite descubrir la información oculta en los datos, la cual pasa a ser de gran importancia estratégica, siendo este factor el que permite determinar el valor real de los datos reside en la información que contienen, a partir de la cual se puede apoyar la toma de decisiones y/o mejorar la comprensión de los fenómenos presentes en el entorno de operación [3].

El establecimiento público Roger's alberga procesos que van desde el suministro de las materias primas, pasando por el manejo y control de su inventario, hasta los procesos de venta y facturación de los productos. Además se llevan a cabo procesos de administración tradicionales, donde los datos se conservan de manera física (como por ejemplo, en facturas), lo que dificulta su consulta y posterior análisis. Partiendo de esta situación, la aplicación de Inteligencia de Negocios, haciendo uso de la Minería de Datos como una de sus técnicas, se muestra favorable para el desarrollo de la actividad productiva del establecimiento público Roger's.

Durante el presente documento se expondrán y sistematizarán los procesos de compra y venta llevados a cabo en *Roger's*, y la determinación de los datos

más relevantes en cada uno de ellos para la aplicación de la minería de datos, con el fin de obtener información significativa que apoye la toma de decisiones a nivel general.

1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Con el paso del tiempo, las organizaciones han empezado a considerar la información como un recurso principal, ya que ésta no solo es un producto de sus procesos sino también una fuente que alimenta los negocios y que puede ser determinante para lograr el éxito o caer en el fracaso. Sin embargo, para encaminarse hacia la vía de la explotación de la información y obtener de ella apoyo para la toma de decisiones, es necesario primero aplicar métodos adecuados para la producción, distribución, almacenamiento y recuperación de dicha información; de tal manera que de ésta se pueda obtener conocimiento nuevo acerca del negocio [13].

Actualmente el establecimiento público *Roger's* no cuenta con la implementación de un mecanismo que garantice la información oportuna, permitiéndole coordinar y responder eficientemente a las demandas del mercado y a las necesidades presentes en cada uno de sus procesos. Estos procesos involucran tanto a clientes como a proveedores y el eje entre ambas partes es la administración del inventario, cuya finalidad es contar con los suministros necesarios para suplir la demanda por parte de los clientes y para reducir las pérdidas en dichos suministros. La información de estos procesos se maneja de forma manual y se almacena en archivos físicos, lo cual dificulta el aprovechamiento que se puede obtener de ella ya que al no estar organizada no se puede consultar de manera rápida ni se pueden determinar patrones y tendencias de comportamiento en los procesos.

Ahora bien, no es suficiente con tener la información almacenada dentro de un sistema si no se tienen las herramientas para sacar provecho de ella, es decir, algo peor que no tener información disponible es tener demasiada información y no saber qué hacer con ella [3]. En ese caso, lo ideal es que por medio de dicha información se puedan generar escenarios, pronósticos y reportes que apoyen la toma de decisiones, lo que se traduce en una ventaja competitiva [3]. Sin embargo, en este caso, no se dispone de información de calidad y detallada para apoyar la toma de decisiones ni se cuenta con una herramienta tecnológica adecuada para la explotación y el análisis de datos que permita el descubrimiento de conocimiento nuevo alrededor del negocio.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, se hace necesario establecer control y orden en el manejo de la información, y obtener apoyo en la toma de decisiones de compra (suministros) y venta (productos) de *Roger's*, el cual no cuenta con la capacidad de innovación tecnológica de las grandes organizaciones. Como resultado, se espera una mejora notable en la gestión

de la relación con los clientes (fidelización y satisfacción del cliente) y en la gestión de la cadena de suministro (control en la obtención y almacenaje de las materias primas/ingredientes).

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Cómo gestionar la información y apoyar la toma de decisiones a la hora de comprar y vender en el establecimiento público *Roger's*?

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema de información que permita la administración de la información y que por medio de la minería de datos, apoye la toma de decisiones en los procesos de compra y venta llevados a cabo en el establecimiento público *Roger's*.

1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Implementar un sistema para la administración de la información.
2. Implementar una técnica de Minería de Datos para determinar patrones y reglas en los datos almacenados por el sistema de información.
3. Determinar predicciones automatizadas de tendencias y comportamientos en los procesos de compra y venta.

1.3.3. RESULTADOS ESPERADOS

Resultado esperado	Descripción	Objetivo Específico
R01	Sistema de información web implementado	OE01
R02	Mecanismo de minería de datos integrado al sistema de información	OE02
R03	Funcionalidad del sistema que permita generar las recomendaciones a partir de las tendencias y los comportamientos evidenciados en los procesos de compra y venta por medio de la inclusión de técnicas de minería de datos	OE03

Tabla 1.3.3.1 Resultados esperados

1.4. ALCANCE

El presente proyecto comprende el planteamiento y desarrollo de un sistema web que permita la administración (adquisición, almacenamiento, organización y recuperación) de la información correspondiente a las compras y ventas del establecimiento público *Roger's*; aplicando conceptos propios del desarrollo de software, complementándose con la aplicación de conceptos asociados a la inteligencia de negocios.

Se tomará como fuente inicial de datos la información registrada en las facturas de compra y de venta que se tienen almacenadas, para llevar a cabo el proceso de extracción, transformación y carga de datos (ETL) [21]. Igualmente, se implementará un mecanismo de apoyo a la toma de decisiones en los procesos de compra y venta de *Roger's*, haciendo uso de la minería de datos y de sus técnicas, como clasificación y asociación, obteniendo de éstas árboles de decisión y reglas de asociación a partir de la información almacenada en el sistema. Será necesario entonces, modelar los datos en un Data Mart [22] para posteriormente obtener información que pueda ser utilizada de manera estratégica en el negocio y por medio de la cual se determinen variables que indiquen qué materias primas obtener, qué productos vender y que sean presentadas al usuario por medio del sistema.

Adicional a esto, el sistema contará con los siguientes módulos:

- 1) Autenticación
- 2) Usuarios
- 3) Productos
- 4) Terceros
- 5) Trámites
- 6) Datos Básicos
- 7) Inteligencia de Negocio

Quedará por fuera del alcance del sistema cualquier otro módulo y/o funcionalidad que no se haya especificado en este documento.

2. MARCO REFERENCIAL

2.1. MARCO TEÓRICO

2.1.1. Sistema de Información

Una de las definiciones más precisas de lo que es un sistema de información es la siguiente:

«Es el conjunto formal de procesos que operando sobre una colección de datos estructurada de acuerdo con las necesidades de una empresa, recopila, elabora y distribuye la información necesaria para la operación de dicha empresa y para las actividades de dirección y control correspondientes, apoyando, al menos en parte, los procesos de toma de decisiones necesarios para desempeñar las funciones de negocio de la empresa de acuerdo con su estrategia» [8].

La base de los sistemas de información son los datos. Éstos se almacenan, procesan y transforman para obtener la información, la cual se puede poner en poder de aquellos miembros de la empresa que la requieran para la toma de decisiones, para el control estratégico o para la puesta en práctica de las decisiones adoptadas [9]. Además de los datos, otros dos componentes importantes dentro de un sistema de información son los usuarios (personal directivo, empleados y en general cualquier agente de la organización empresarial que utilice la información en su puesto de trabajo) y los equipos (informáticos, software, hardware y tecnologías de almacenamiento de la información y de las telecomunicaciones). Normalmente se presenta confusión respecto a lo que es un sistema de información ya que se suele relacionar el término directamente con estos últimos componentes; los cuales hacen parte de un sistema informático [10]. En realidad, un sistema de información es mucho más que un sistema informático. Los sistemas informáticos nacen de la interconexión de numerosos componentes de hardware y software, y son básicamente sistemas deterministas y formales, de tal forma que a partir de una entrada determinada siempre se va a obtener una misma salida. Por su parte, los sistemas de información son sistemas sociales cuyo comportamiento se ve influenciado por los objetivos, valores y creencias de individuos y grupos, así como por el desempeño de la tecnología; lo cual hace que su comportamiento no sea determinista ni se ajuste a la representación de ningún modelo algorítmico formal [11].

La implementación de un sistema de información dentro de la organización tiene como finalidad:

- Apoyar los objetivos y estrategias de la empresa; ya que se busca suministrar a la organización toda la información necesaria para su correcto funcionamiento.

- Controlar las actividades de la empresa y comprobar el cumplimiento de las metas establecidas por la organización.
- Adaptar las necesidades de información a la evolución de la empresa; ya que conforme la empresa va creciendo y desarrollándose, surgen nuevas necesidades que han de ser satisfechas por el sistema de información, por lo que es necesario que éste evolucione y se adecue a las nuevas circunstancias del entorno.
- Satisfacer las necesidades de los diferentes agentes de la organización de manera rápida y eficaz. La interactividad y flexibilidad de los sistemas de información constituyen un punto clave en el éxito o fracaso [10].

Para alcanzar estos objetivos, el sistema de información debe recibir y procesar los datos de manera eficaz y sin errores, suministrar los datos en el momento preciso, evaluar la calidad de los datos de entrada, eliminar la información poco útil, evitar redundancias, almacenar los datos y asegurar su disponibilidad para el usuario, proporcionar seguridad evitando la pérdida de información o la intrusión de personal no autorizado o agentes externo a la compañía y generar información de salida útil para los usuarios, que ayude en el proceso de toma de decisiones [10].

2.1.2. Inteligencia de Negocio

Es la habilidad corporativa para tomar decisiones a partir del conocimiento obtenido una vez aplicada la recolección, depuración y transformación de datos; identificando así los problemas del negocio que pueden ser corregidos y las oportunidades que pueden ser aprovechadas [1]. De esta manera, el principal objetivo de la inteligencia de negocios es apoyar de forma sostenible y continuada a la organización para mejorar su competitividad, facilitando la información necesaria para la toma de decisiones. Su origen va ligado a proveer acceso directo a la información para ayudar en la toma de decisiones. Otros beneficios que BI brinda a la organización son:

- Beneficios tangibles como la reducción de costos, generación y/o aumento de ingresos y reducción de tiempos para las distintas actividades del negocio.
- Beneficios intangibles; como el hecho de tener disponible la información para la toma de decisiones.
- Beneficios estratégicos; a través de la obtención del conocimiento que indique a qué clientes, a qué mercados o con qué productos dirigirse [12].

La inteligencia de negocios cubre cuatro etapas primordiales:

- **Análisis:** Se determinan los datos a recopilar, a partir del entendimiento básico de cómo opera la organización, además de aspectos que son relevantes para los clientes, proveedores, empleados; y factores que afectan los insumos, la producción, el costo y la calidad.
- **Reflexión:** Nace de un análisis libre de preguntas encaminadas a descubrir patrones relevantes. Es un estudio minucioso de hechos y de la situación de la organización, con el fin de determinar el rumbo que tomará el caso de estudio.
- **Acción:** Se lleva a cabo el proceso de toma de decisiones, en donde las acciones son el resultado de dichas decisiones. La toma de decisiones, al estar basada en la Inteligencia de Negocios, ofrece mejores condiciones para identificar oportunidades, orientar las acciones, la experimentación, la prueba y la retroalimentación.
- **Medición:** Se evalúan los resultados al compararlos contra los estándares cuantitativos y las expectativas planteadas originalmente; con lo cual se da vida a otro ciclo de análisis, reflexión, acción y medida. En la Inteligencia de Negocios se pueden establecer estándares para pruebas de comparación que faciliten monitorear el desempeño y proveer retroalimentación para cada área funcional del negocio [13].

La inteligencia de negocios o BI (*Bussiness Intelligence*) permite soportar las decisiones que se toman al interior de una organización y a nivel externo produce ventajas sobre los competidores. Sin embargo, en la implementación de la inteligencia de negocios se pueden cometer errores en la definición del planteamiento de las necesidades de conocimiento de la organización, que pueden evitar que se logren todos los beneficios brindados por BI e incluso pueden repercutir en el fracaso del proyecto [1].

2.1.3. Sistema de Recomendación

Un sistema de recomendación es una aplicación que ayuda a los usuarios a encontrar elementos u objetos útiles de manera automática, reduciendo el conjunto de opciones de tal manera que se mantengan solamente las más relevantes dentro del dominio; es decir, un sistema de recomendación es un amigo virtual que mezcla los gustos de los miembros de una comunidad de usuarios al fin de determinar los gustos más relevantes dentro de dicha comunidad [17]. Los sistemas de recomendación manejan algoritmos que operan sobre tensores (objetos geométricos que describen relaciones lineales entre vectores, escalares, tensores y otros) de segundo orden, o matrices, que representan relaciones binarias entre usuarios y recursos (por ejemplo, el historial de compra de un usuario en un sitio de comercio electrónico), con el objetivo de recomendar al usuario ciertos recursos adaptados a sus gustos, o, en ocasiones, que no estaba esperando encontrar pero que le resultan útiles [32]. Dos ejemplos claros de sistemas de recomendación son los sitios de

comercio electrónico Amazon 3, que proporciona recomendación de productos (por ejemplo, libros), y Netflix, que se centra en la recomendación de películas.

Las principales clasificaciones que se dan a los sistemas de recomendación a partir del método que utilizan son: Los sistemas basados en contenido y los sistemas basados en el filtrado colaborativo. Los sistemas basados en contenido permiten sugerir al usuario elementos similares a los elementos que el usuario ha calificado anteriormente. Esta similitud entre elementos se determina partiendo del contenido (descripción) de los mismos. Como resultado, el sistema presentará al usuario los elementos que más se aproximen a sus preferencias (perfil de usuario), las cuales son obtenidas explícitamente, mediante formularios o cuestionarios, o implícitamente, analizando los registros de compra, enlaces visitados, artículos vistos o votados, entre otros [33].

Por otra parte, los sistemas de recomendación basados en el filtrado colaborativo suelen utilizar el algoritmo basado en memoria (o también conocido como el algoritmo de los vecinos cercanos) o el algoritmo basado en modelo para hacer las sugerencias al usuario. El primero de ellos, utiliza toda la base de datos de elementos y usuarios para generar predicciones. Este algoritmo parte de técnicas estadísticas para encontrar los vecinos, es decir, usuarios con un historial de valoraciones sobre los elementos similar al usuario actual. Una vez que se han identificado los vecinos, se combinan sus preferencias para generar una lista con los N elementos más recomendables para el usuario actual. La ventaja que tiene es que presenta elementos dentro del sistema que el usuario actual desconoce pero que de alguna forma le pueden interesar. Por otra parte, presenta la desventaja de que necesita disponer de un número mínimo de usuarios con un número mínimo de predicciones sobre diferentes elementos del sistema, incluido el usuario para el que se pretende realizar la recomendación [33]. El segundo algoritmo trata el problema como un problema de predicción estadística, es decir, calcula el valor esperado para elemento en función de los ratings anteriores. Para ello utiliza distintos algoritmos de aprendizaje Clustering o redes neuronales como las Redes de Funciones de Base Radial (RBFN)³. Por ejemplo utilizando clustering se trata de clasificar a un usuario en particular dentro de una clase de usuarios y a partir de ahí se estiman las probabilidades condicionadas de esa clase hacia los elementos a evaluar. Este tipo de algoritmo presenta la ventaja de responder más rápido que los basados en memoria, pero tiene la desventaja de que inicialmente necesita de un proceso de aprendizaje intensivo [33].

Un problema común de los sistemas de recomendación se presenta cuando un usuario nuevo usa el sistema y no es posible generar recomendaciones hasta que su perfil no se encuentre lo suficientemente determinado como para encontrar su grupo de vecinos cercanos o elementos que puedan ser de su interés. A este problema se le conoce como *Cold Start* y se puede presentar también con la llegada de un nuevo elemento al sistema, debido a que no

³ https://en.wikipedia.org/wiki/Radial_basis_function_network

cuenta aún con calificaciones por parte de los usuarios. En la mayoría de los casos, se ataca el problema exigiendo a los usuarios nuevas calificaciones sobre una serie de elementos a manera de poder determinar un perfil inicial para realizar las primeras recomendaciones [40].

2.2. MARCO CONCEPTUAL

2.2.1. Inventario

Es el conjunto de mercancías o artículos que tiene la organización para comerciar, permitiendo la compra y venta o la fabricación primero, antes de venderlos, en un periodo económico determinado. El manejo de inventarios dentro de la organización surge del desfase que existe entre la demanda de los consumidores y la producción o suministro de los productos y a las fluctuaciones aleatorias de la demanda y de los tiempos de reposición [28].

2.2.1.1. Inventario físico

Es la verificación que realizan las organizaciones de manera periódica sobre la existencia e integridad de los productos y materiales por medio de conteo físico con el objetivo de garantizar su existencia real.

Las fases para la toma física de inventarios son:

1. Preparación del inventario. Es el proceso previo a la realización del conteo físico (inventario) en el cual se deben tener en cuenta los siguientes elementos
 - a. Documentos: Se deben tener en cuenta todos aquellos documentos que estén dentro de la fecha de corte programada para el inventario y que registren entradas y salidas del almacén, facturas, recibos de caja, así como el kárdex⁴ de productos.
 - b. Recurso humano.
 - c. Área a inventariar.
 - d. Papelería. Se determinarán formatos para el registro de los productos a inventariar junto con la fecha en la que se realiza el proceso y las cantidades a registrar una vez finalizado dicho proceso.
 - e. Jefe de inventario. Debe garantizar que el proceso de inventario cumpla con su objetivo.
2. Conteo físico. Se procede a realizar el conteo de los elementos definidos y a registrar la información correspondiente (código del elemento, nombre, fecha, cantidad, unidad) a ellos en los formatos establecidos. Al finalizar el conteo, se consolida la información obtenida.

⁴ <http://empresayeconomia.republica.com/aplicaciones-para-empresas/kardex-que-es.html>

3. Post-inventario. Se procede a recopilar, organizar y clasificar la información resultante del inventario físico. Posteriormente, se confronta la información obtenida durante este proceso con la información registrada en las bases de Datos, aplicativos, hojas de cálculo, kárdex; que reflejen movimientos de entrada y salida de inventario a modo de determinar posibles diferencias. En caso de haber diferencias, se procederá a determinar sus causantes [28].

2.2.1.2. Tipos de Inventario

1. Inventario de materia prima, el cual comprende una variedad de elementos básicos y materiales que serán sometidos a un proceso para obtener un artículo terminado o producto.
2. Inventario de productos en proceso, el cual comprende productos parcialmente terminados cuyo valor aumenta a medida que se transforma de materia prima al producto terminado como consecuencia del proceso de producción.
3. Inventario de productos terminados, el cual comprende los artículos transferidos por el departamento de producción al almacén de productos terminados por haber alcanzado su grado de terminación total y que a la hora de la toma física de inventarios se encuentran aún en los almacenes, es decir, los que todavía no han sido vendidos. El nivel de inventario de productos terminados va a depender directamente de las ventas, es decir su nivel está dado por la demanda.
4. Inventarios de materiales y suministros
 - a. Materias primas secundarias.
 - b. Artículos de consumo, los cuales están destinados para ser usados en la operación de la industria.
 - c. Los artículos y materiales de reparación y mantenimiento de las maquinarias y aparatos operativos.
5. Inventario de Seguridad, el cual comprende los artículos, materias primas y/o elementos utilizados para impedir la interrupción en el aprovisionamiento causado por demoras en la entrega o por el aumento imprevisto de la demanda durante un periodo de reabastecimiento [28].

2.2.2. Minería de datos

La minería de datos se encarga de agrupar las ventajas presentes en las áreas de la estadística, la inteligencia artificial, la computación gráfica, las bases de

datos y el procesamiento masivo, utilizando como materia prima las bases de datos [14] para obtener como resultado *el descubrimiento automático de patrones o de modelos interesantes y no obvios escondidos en una base de datos, los cuales tienen un gran potencial para contribuir en los aspectos principales del negocio*; apoyado la definición de estrategias y tácticas encaminadas a cumplir con los objetivos de la organización.

Es decir, la minería de datos se puede ver como un sistema de extracción de relaciones que agrupa métodos basados en la inteligencia artificial (redes neuronales artificiales, árboles de decisión, inducción de reglas, lógica difusa y algoritmos genéticos) y que requiere poca participación por parte del analista en la obtención de información relevante [15].

Con el tiempo, la minería de datos ha conllevado a la sustitución del análisis tradicional de datos por el análisis de datos dirigido al descubrimiento del conocimiento; diferenciándose estos dos tipos de análisis de datos en que el enfoque hacia el descubrimiento del conocimiento no requiere de una formulación de una hipótesis previa. Al intentar explorar datos precedentes de repositorios de gran tamaño y complejidad, la minería de datos se muestra ventajosa ya que permite la aplicación automatizada de algoritmos que pueden detectar patrones en los datos, mientras que los métodos tradicionales de análisis de datos no son capaces de encontrar toda la información útil. Las técnicas utilizadas dentro de la minería de datos se encuentran en constante evolución como resultado de la colaboración entre campos de investigación como bases de datos, reconocimiento de patrones, inteligencia artificial, sistemas expertos, estadística, visualización, recuperación de información, y computación de altas prestaciones [16].

Sin embargo, existe un concepto más amplio de la minería de datos el cual incluye, además de lo mencionado anteriormente, la confirmación o prueba de las relaciones reveladas por medio de la aplicación de métodos estadísticos clásicos y Bayesianos. En este caso, el analista entra a desarrollar un rol más importante a la hora de obtener información relevante y el proceso de minería de datos pasa a ser semiautomático [15].

Debido a esto, el concepto de minería de datos ha evolucionado al generalizarse como el proceso de descubrir conocimiento en las bases de datos (KDD *Knowledge Discovery in Databases*), por medio del uso de diversas técnicas (algoritmos), y el análisis de los datos [15].

Los objetivos de la aplicación de la minería de datos son:

- Descripción. El principal resultado del proceso de minería de datos es el descubrimiento de patrones y reglas en los datos, lo cual dejará ver relaciones entre las diferentes variables del negocio, enriqueciendo el análisis y la descripción de la forma en que opera la organización y

ayudando a planificar y diseñar futuros cambios que puedan mejorar los diversos procesos llevados a cabo.

- Predicción. A partir de los patrones y reglas descubiertas, se pueden estimar algunas variables de salida, complementando las técnicas estadísticas tradicionales con aquellas provenientes de la inteligencia artificial (como algoritmos genéticos y redes neuronales). El uso complementario de las técnicas de inteligencia artificial permite realizar predicciones más acertadas, especialmente en casos de gran complejidad [14].

2.2.3. Data Warehouse

Es un depósito de datos utilizado por las organizaciones para adaptarse a los cambios del mercado, en el cual se almacenan datos del negocio para ser optimizados y analizados [17]. La creación de un *Data Warehouse* implica la aplicación de metodologías y técnicas con el fin de que la estructura que se le defina refleje las necesidades y características del negocio; necesarias para responder a los interrogantes presentes a la hora de tomar decisiones, y que con el tiempo se convierta en la memoria corporativa; la cual describa el pasado y presente de la organización [1].

El *Data Warehouse* suele ser la base de los sistemas de información gerencial al integrar datos tácticos y estratégicos provenientes de diversas fuentes (bases corporativas, bases propias) y aplicaciones (internas y externas), y al permitir desglosar, resumir, ordenar y comparar dichos datos; pero por sí sólo no permite el descubrimiento del conocimiento ni la predicción de comportamientos del negocio [1]. A pesar de esto, es posible aplicar minería de datos para obtener información oculta en ellos. La información obtenida puede incluir movimientos que modifican el estado del negocio, interacciones que se tengan con los clientes y proveedores, y demás datos que ayuden a comprender la evolución del negocio. Como consecuencia del uso del *Data Warehouse* en la organización, se puede dar respuestas a preguntas propias del negocio, que apoyen la toma de decisiones para lograr ventajas competitivas en el mercado, como por ejemplo:

- ¿Cuál es el perfil de los clientes?
- ¿Cómo es el comportamiento de los clientes?
- ¿Qué productos consumen los clientes?
- ¿Qué productos son los más consumidos por los clientes?
- ¿Qué productos son los menos consumidos por los clientes?
- ¿Qué productos son los que más se consumen juntos por los clientes?
- ¿Qué productos/materias primas comprar?
- ¿Qué cantidad de productos/materias primas comprar en una semana, en un mes?
- ¿Qué productos/materias primas comprar juntos?
- ¿Cuál es la rentabilidad que me deja?

- ¿Cuál es el riesgo que corro?
- ¿Qué servicios y productos utilizar y cómo puedo incrementarlos?

Además, se aplican técnicas de limpieza e integración de datos, esto asegura la existencia de estructuras homogéneas persistentes en el tiempo [17].

En la construcción de un Data Warehouse se establecen tres etapas:

- Examinar el esquema entidad relación de la base de datos operacional, generando los esquemas multidimensionales candidatos.
- Recoger los requisitos de usuario por medio de entrevistas, para obtener información acerca de las necesidades de análisis de estos.
- Contrastar la información obtenida en la segunda etapa, con los esquemas multidimensional candidatos formados en la primera etapa generando así, una solución que refleja los requisitos de usuario [1].

2.2.4. Data Mart

Es una base de datos que se especializa en el almacenamiento de datos de un área de negocio específica. El Data Mart cuenta con una estructura óptima de datos para analizar la información al detalle desde todas las perspectivas que afecten a los procesos del departamento. Un Data Mart puede alimentarse desde los datos de un Data Warehouse o integrar por sí mismo un compendio de distintas fuentes de información [27].

A continuación se detallan las principales diferencias entre un Data Warehouse y un Data Mart:

	Data Warehouse	Data Mart
Alcance	Construido para satisfacer las necesidades de información de toda la organización.	Construido para satisfacer las necesidades de información de un área de negocios específica.
Objetivo	Diseñado para optimizar la integración y la administración de los datos fuente.	Diseñado para optimizar la entrega de información de soporte de decisiones.
Características de los datos	Administra grandes cantidades de datos históricos a nivel atómico.	Se concentra en administrar resúmenes y/o datos totalizados.
Pertenencia	Pertenece a toda la organización	Pertenece al área de negocio a la cual está orientado.
Administración	Es administrado por la unidad de sistema de la organización.	Es administrado por el personal de sistema de la unidad propietaria del Data mart.

Tabla 2.2.4.1 Comparación entre Data Warehouse y Data Mart. Tomado de [27]

2.2.5. Metodología SCRUM

Bajo la metodología *SCRUM* se aplica un conjunto de mejores prácticas para trabajar en equipo, en las cuales se realizan entregas parciales del producto, priorizadas por el beneficio que aportan al cliente; enmarcadas bajo una serie de iteraciones. Cada iteración proporciona un resultado completo que implica un incremento al producto final que puede ser entregado al cliente.

El proceso que sugiere la metodología *SCRUM* consta de [36]:

1. Planificación de la iteración (*Scrum panning*)
 - a. Selección de requisitos; en la cual el cliente presenta la lista de requisitos priorizada del producto al equipo de trabajo para determinar los requisitos que se completarán y, si es el caso, que entregarán al finalizar la iteración.
 - b. Planificación de la iteración; en la cual se elabora una lista de tareas necesaria para completar cada requisito que se ha comprometido y se estima el esfuerzo necesario para llevar a cabo cada tarea.
2. Ejecución de la iteración (*Daily Scrum*).
 - a. Diariamente se comunica al equipo las tareas realizadas (*done*), las tareas en progreso (*in progress*) y las tareas por realizar (*to do*).

do) durante el día y se evalúan los impedimentos que se han presentado o que se pueden presentar en la consecución de las mismas para darles solución, buscando siempre aumentar la productividad.

3. Inspección y adaptación.

- a. Revisión del Sprint (*Sprint Review*); en la cual se presentan al cliente los requisitos completados durante la iteración para determinar si es necesario realizar ajustes sobre los mismos o para aprobar lo entregado, con el fin de crear el producto de software con los requisitos exactos del cliente.
- b. Retrospectiva del Sprint (*Sprint Retrospective*); en la cual se evalúan los aciertos y desaciertos durante la ejecución de la iteración con el fin de reducir los errores y mejorar la ejecución del siguiente Sprint.

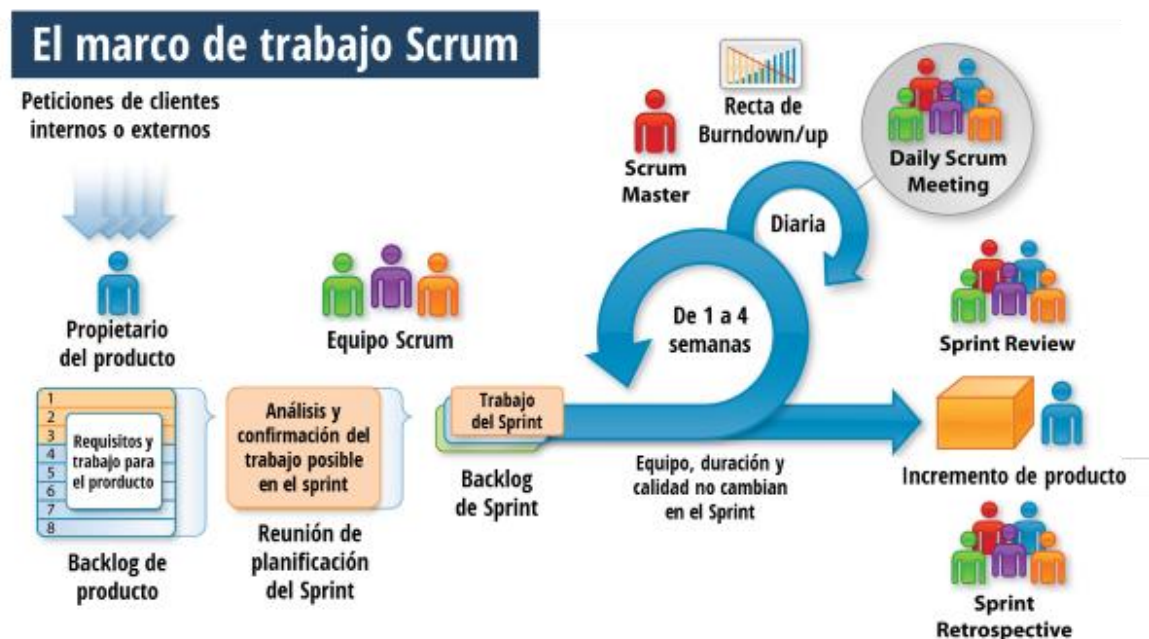


Figura 2.2.5.1 Metodología SCRUM. Tomado de [29]

Adicional a lo anterior, SCRUM cuenta con los siguientes roles [36]:

1. Dueño del producto (*Product Owner*); representado por las personas que requieren el software.
2. Director Scrum (*Scrum Master*); es la persona que supervisa al equipo para que se lleven a cabo las reuniones, se haga uso de los artefactos, apoya y orienta la toma de decisiones y provee solución a los problemas e impedimentos que se puedan presentar.

3. Miembros del equipo (*Team Members*); compuesto por las personas encargadas de desarrollar el software.

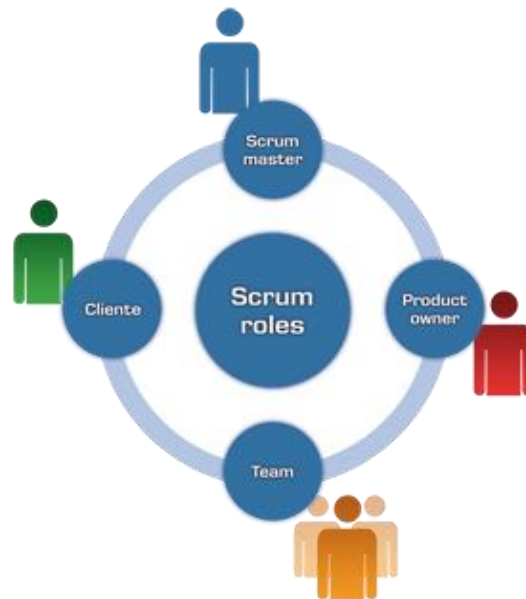


Figura 2.2.5.2 Roles de la metodología SCRUM. Tomado de [30]

2.3. ANTECEDENTES

La implementación de herramientas BI en la organización permite el apoyo en la toma de decisiones produciendo ventajas sobre los competidores que se tengan en el mercado. En algunos casos no es posible obtener todos los beneficios que brinda BI debido a que se pueden cometer errores en la definición de las necesidades de conocimiento de la organización y en la determinación de la magnitud de los problemas de información. Actualmente, se está planteando un concepto llamado *Agile BI Governance*, el cual propone todo lo necesario para implantar una infraestructura para BI, combinando conceptos de *IT Governance* [23], Manifiesto Ágil [24] y *Data Governance* [25], para lograr un alcance que encierre las unidades de negocio y soporte el proceso estratégico de obtención de valor del BI en la organización. Como resultado de esto, se permite conocer cómo controlar un sistema de estas características, qué políticas se deben aplicar, qué métodos de control se deben que poner en marcha y cómo se debe gobernar los sistemas de BI.

Agile BI Governance establece los siguientes valores básicos:

- Adaptabilidad Continúa. En este tipo de proyectos, el punto de vista analítico es cambiante debido a que el cambio continuo es el estado natural de los sistemas de toma de decisiones.

- Trabajo Conjunto. El usuario operativo del software es parte activa dentro de los grupos de IT que desarrollan los sistemas de BI.
- Jerarquías Flexibles. Los grupos de trabajo dentro del *Agile BI Governance* se estructuran con jerarquías flexibles que fomentan el intercambio de información.
- Personas Antes que Procesos. Se da prioridad a la entrega de la información a las personas que controlan los procesos y no tanto a la definición de los procesos que han de controlar las personas [1].

En la tesis de maestría titulada “Las Redes Neuronales Artificiales como Elementos del Sistema de Soporte a las Decisiones en la Administración Universitaria” de la Universidad Nacional del Mar de la Plata, Argentina, se presenta una propuesta metodológica para el diseño de un sistema de soporte a las decisiones en el área académica de la universidad. El sistema busca analizar los datos de los estudiantes, como sexo, edad, dirección etc., y relacionarlos con otros datos como la duración de la carrera, la ubicación geográfica; para sacar distintas conclusiones. Este trabajo muestra un avance significativo ya que realiza una mezcla de datos y variables interesantes del contexto que maneja y da lugar a trabajos futuros que se encarguen de cubrir otras áreas dentro de la misma universidad, como por ejemplo recursos disponibles, tasas de deserción etc. [20].

Por el lado de la minería de datos, en la actualidad existen diversas técnicas las cuales abordan los problemas siguiendo aproximaciones distintas. Entre las técnicas de minería de datos se encuentran [5]:

- Análisis Factoriales Descriptivos. Permiten visualizar realidades multivariantes complejas y manifestar las regularidades estadísticas, así como eventuales discrepancias respecto de aquella y sugerir hipótesis de explicación.
- Análisis de la cesta de compras (Market Basket Analysis). Permite detectar qué productos se adquieren conjuntamente, y utiliza variables para determinar también el día de la semana, la localización, la forma de pago, entre otras, en los cuales se adquiere el/los producto/s.
- Técnicas de Clustering. Son técnicas que utilizan una medida de proximidad entre individuos para buscar los grupos de individuos más similares entre sí.
- Series Temporales. Parte de una serie de comportamiento histórico para realizar las predicciones futuras.
- Redes bayesianas. Se representan los posibles sucesos de interés mediante un grafo de probabilidades, permitiendo establecer relaciones causales y efectuar predicciones.
- Modelos Lineales Generalizados. Permiten tratar diferentes tipos de variables de respuesta, como la preferencia entre productos concurrentes en el mercado. A la vez, los modelos estadísticos se

enriquecen cada vez más y se hacen más flexibles y adaptativos, permitiendo abordar problemas cada vez más complejos.

- Previsión local. Parte de la idea de que individuos parecidos tendrán comportamientos similares respecto de una cierta variable de respuesta, por lo que dichos individuos se sitúan en un espacio euclídeo [26] y se hacen predicciones de su comportamiento a partir del comportamiento observado en sus vecinos.
- Redes neuronales. Aunque son generalizaciones de modelos estadísticos clásicos, presentan la capacidad de contar con aprendizaje secuencial al utilizar transformaciones de las variables originales.
- Árboles de decisión. Permiten obtener de forma visual las reglas de decisión bajo las cuales operan los consumidores, a partir de datos históricos almacenados.
- Algoritmos genéticos. Al igual que la técnica de redes neuronales, se simula el modelo biológico de la evolución de las especies, solo que a una velocidad infinitamente mayor. En principio cualquier problema que se plantee, como la optimización de una combinación entre distintas componentes, estando estas componentes sujetas a restricciones, puede resolverse mediante algoritmos genéticos.

Algunas herramientas que se han desarrollado para la aplicación de la Minería de Datos son:

- Weka, cuya principal característica es el aprendizaje automático y la minería de datos, siendo una plataforma de software en Java y desarrollado en la Universidad de Waikato. Ha sido utilizada como apoyo en el proceso de minería de datos aplicado en un caso de estudio referenciado en el proyecto “Minería de Datos con Weka para la Predicción del Precio de Automóviles de Segunda Mano” de la Universidad Politécnica de Valencia; del cual se concluye que la minería de datos es una herramienta con un potencial increíble y aplicable en un sinnúmero de proyectos, circunstancias y finalidades [18].
- RapidMiner, la cual permite el desarrollo de procesos de análisis de datos mediante el encadenamiento de operadores a través de un entorno gráfico. Se usa en investigación, educación, capacitación, creación rápida de prototipos y en aplicaciones empresariales; por lo que fue utilizada en el proyecto “Análisis para Predicción de Ventas Utilizando Minería de Datos en Almacenes de Ventas de Grandes Superficies” de la Universidad Tecnológica de Pereira, con el fin de encontrar relaciones entre dos o más productos implicados en las ventas. Como resultado, se obtuvo acceso fácil y rápido a la información pero hubo problemas en el manejo de las bases de datos, la extracción y limpieza de los datos [19].

3. DESARROLLO DEL PROYECTO

El desarrollo del presente trabajo de grado se llevó a cabo haciendo uso de la metodología ágil *SCRUM* debido a la necesidad de obtener resultados pronto y a la naturaleza del proyecto que suponía requisitos cambiantes o poco definidos y donde la innovación, la competitividad y la productividad son fundamentales. A continuación se detallan a fondo los criterios tenidos en cuenta para la selección de la metodología [41]:

- Presupuesto disponible: En el desarrollo de un proyecto de software los costos de implementación de cada metodología varían dependiendo de los requerimientos específicos que cada una de ellas posee, por lo cual Scrum, por ser metodología ágil, no demanda muchos gastos en cuestiones de personal y recursos para el desarrollo de los proyectos.
- Tamaño del proyecto: Las metodologías tradicionales van enfocadas principalmente hacia proyectos grandes que conlleven desarrollos a largo plazo. En el caso de Scrum, está orientada principalmente a proyectos no demasiado extensos.
- Tiempos límites de entrega: Las metodologías ágiles se caracterizan por tener tiempos cortos de diseño e implementación por sus cortas iteraciones. Por el contrario, las metodologías tradicionales poseen una mejor organización a la hora de la división del trabajo, conllevando iteraciones más prolongadas.
- Necesidad de documentación: Para diversos equipos de trabajo, dependiendo de su tamaño y organización, se hace necesaria la creación de documentos con una mayor o menor profundidad; es decir, no todos los proyectos requieren documentación exhaustiva sobre su software o los procesos para llevarlo a cabo. Scrum carece del manejo de una documentación formal para el desarrollo de los proyectos ya que la única documentación que ofrece es el código resultado de las diferentes iteraciones.
- Personal necesario: Scrum es la metodología que menos personal necesita ya que posee muy pocos roles y su tamaño crece dependiendo del grupo de programación.
- Adaptabilidad, respuesta a cambios: Scrum, como metodología ágil, posee gran flexibilidad respuesta a los cambios que se pueden presentar en el desarrollo del proyecto mientras que las metodologías tradicionales son sensibles a cambios, principalmente en etapas avanzadas del proyecto.
- Imposibilidad del cliente: Scrum tiene al cliente como parte del equipo llamándolo *Product Owner*, el cual participa constantemente de las correcciones y observaciones en las diferentes entregas de los Sprints.

A continuación se detallan los roles de la metodología Scrum dentro del proyecto:

1. Dueño del producto (*Product Owner*); en el desarrollo de este proyecto, este rol lo asumió el señor Andrés Tamayo quien fue la persona encargada de aclarar las necesidades del negocio y la forma en que se esperaba cubrir esas necesidades.
2. Director Scrum (*Scrum Master*); este rol lo asumió el profesor Royer Estrada quien supervisó el avance del proyecto y las actividades llevadas a cabo en cada etapa para alcanzar los objetivos planteados.
3. Miembros del equipo (*Team Members*); este rol lo asumió el estudiante Juan Sebastián Mejía, quien fue la persona encargada de diseñar y desarrollar el sistema SIATOD partiendo de las necesidades presentadas por el cliente, los requerimientos levantados a partir de dichas necesidades y la supervisión y guía brindada por el profesor y director de trabajo de grado, Royer Estrada.

A continuación se presentan las iteraciones llevadas a cabo dentro del desarrollo del proyecto y las actividades desarrolladas:

- *Iteración 1*
 - *Planificación de la iteración*
 - Levantamiento de requerimientos del módulo Login.
 - Planeación de desarrollo del módulo Login.
 - *Ejecución de la iteración*
 - Instalación del entorno de desarrollo.
 - Configuración del entorno de desarrollo.
 - Diseño del módulo Login.
 - Desarrollo del módulo Login.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.
 - *Inspección y adaptación*
 - Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.
 - Corrección de errores.
 - Actualización documento de trabajo de grado.

Con esta iteración se trabaja en la consecución del objetivo específico 1.

- *Iteración 2*
 - *Planificación de la iteración*
 - Levantamiento de requerimientos del módulo Usuarios.
 - Planeación de desarrollo del módulo Usuarios.
 - *Ejecución de la iteración*
 - Diseño del módulo Usuarios.
 - Desarrollo del módulo Usuarios.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.
 - *Inspección y adaptación*
 - Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.
 - Corrección de errores.

Con esta iteración se trabaja en la consecución del objetivo específico 1.

- *Iteración 3*
 - *Planificación de la iteración*
 - Levantamiento de requerimientos del módulo Productos.
 - Planeación de desarrollo del módulo Productos.
 - *Ejecución de la iteración*
 - Diseño del módulo Productos.
 - Desarrollo del módulo Productos.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.
 - *Inspección y adaptación*
 - Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.
 - Corrección de errores.

Con esta iteración se trabaja en la consecución del objetivo específico 1.

- *Iteración 4*
 - *Planificación de la iteración*
 - Levantamiento de requerimientos del módulo Terceros.
 - Planeación de desarrollo del módulo Terceros.
 - *Ejecución de la iteración*
 - Diseño del módulo Terceros.
 - Desarrollo del módulo Terceros.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.
 - *Inspección y adaptación*
 - Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.
 - Corrección de errores.

Con esta iteración se trabaja en la consecución del objetivo específico 1.

- *Iteración 5*
 - *Planificación de la iteración*
 - Levantamiento de requerimientos del módulo Trámites.
 - Planeación desarrollo del módulo Trámites.
 - *Ejecución de la iteración*
 - Diseño del módulo Trámites.
 - Desarrollo del módulo Trámites.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.
 - *Inspección y adaptación*
 - Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.

- Corrección de errores.

Con esta iteración se trabaja en la consecución del objetivo específico 1.

- **Iteración 6**

- *Planificación de la iteración*

- Levantamiento de requerimientos del módulo Datos básicos.
 - Planeación de desarrollo del módulo Datos básicos.

- *Ejecución de la iteración*

- Diseño del módulo Datos básicos.
 - Desarrollo del módulo Datos básicos.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.

- *Inspección y adaptación*

- Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.
 - Corrección de errores.

Con esta iteración se trabaja en la consecución del objetivo específico 1.

- **Iteración 7**

- *Planificación de la iteración*

- Levantamiento de requerimientos del módulo Inteligencia de negocio.
 - Planeación de desarrollo del módulo Inteligencia de negocio.

- *Ejecución de la iteración*

- Diseño del módulo Inteligencia de negocio.
 - Desarrollo del módulo Inteligencia de negocio.
 - Desarrollo documento de trabajo de grado.

- *Inspección y adaptación*

- Reunión con stakeholders (muestra de prototipo).
 - Pruebas.
 - Corrección de errores.
 - Desarrollo manual de instalación.
 - Desarrollo manual de usuario.

Con esta iteración se trabaja en la consecución de los objetivos específicos 2 y 3.

3.1. DISEÑO

3.1.1. HISTORIAS DE USUARIO

Historia de Usuario	
Número: 1	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado

Nombre historia: Registro de Proveedores	
Prioridad en negocio: Alta (Valor de priorización)	Riesgo en desarrollo: Baja (Impacto en el sistema)
Estimación: 4 (horas)	Iteración asignada: 4 (Iteración en la que se desarrolla)
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero registrar proveedores para almacenar de manera ordenada la información referente a ellos.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.1 HU1 - Registro de proveedores. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 9	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Registro de Clientes	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Estimación: 4	Iteración asignada: 4
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero registrar personas para almacenar de manera ordenada la información referente a ellas.	
Observaciones: Cada persona registrada en el sistema tendrá un usuario asignado con su respectiva contraseña para el acceso al sistema. El registro de personas busca controlar el acceso al sistema.	

Tabla 3.1.1.2 HU9 – Registro de Clientes. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 13	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Registro de Productos	

Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Estimación: 4	Iteración asignada: 3
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero registrar productos para almacenar de manera ordenada la información referente a ellos.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.3 HU13 – Registro de Productos. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 17	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Registro de Ingredientes	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Estimación: 4	Iteración asignada: 3
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero registrar ingredientes para almacenar de manera ordenada la información referente a ellos.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.4 HU17 – Registro de ingredientes. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 22	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Registro de Compras	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alta

Puntos estimados: 5	Iteración asignada: 5
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero registrar compras para mantener actualizado el inventario y almacenar información de la compra, correspondiente al proveedor, los ingredientes comprados, el valor total de la compra, hora de la compra, etc., la cuál será relevante al momento de aplicar minería de datos.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.5 HU22 – Registro de compras. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 23	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Registro de Ventas	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alta
Puntos estimados: 5	Iteración asignada: 5
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero registrar ventas para mantener actualizado el inventario y almacenar información de la venta, correspondiente al cliente, los productos vendidos, el valor total de la venta, hora de la venta, mesa, etc., la cuál será relevante al momento de aplicar minería de datos.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.6 HU23 – Registro de Ventas. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 24	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado

Nombre historia: Sincronizar Data Mart	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alta
Puntos estimados: 5	Iteración asignada: 7
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero disponer de información consistente en el sistema para generar recomendación en los proceso de compra y venta precisa.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.7 HU24 – Sincronizar Data Mart. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 25	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Analizar compra	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alta
Puntos estimados: 5	Iteración asignada: 7
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero consultar qué ingredientes podría comprarle a cada proveedor para apoyar el proceso de compra de ingredientes a los proveedores.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.8 HU24 – Analizar compra. Fuente: Elaboración propia

Historia de Usuario	
Número: 26	Usuario: Administrador, Usuario privilegiado
Nombre historia: Analizar venta	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alta
Puntos estimados: 5	Iteración asignada: 7
Programador responsable: Juan Sebastián Mejía Goyeneche	
Descripción: Como usuario Administrador quiero consultar qué productos podría ofrecerle a cada cliente para apoyar el proceso de venta logrando determinar ofertas de productos y consiguiendo la fidelización del cliente.	
Observaciones:	

Tabla 3.1.1.9 HU24 – Analizar venta. Fuente: Elaboración propia

3.1.2. DIAGRAMAS DE SECUENCIA

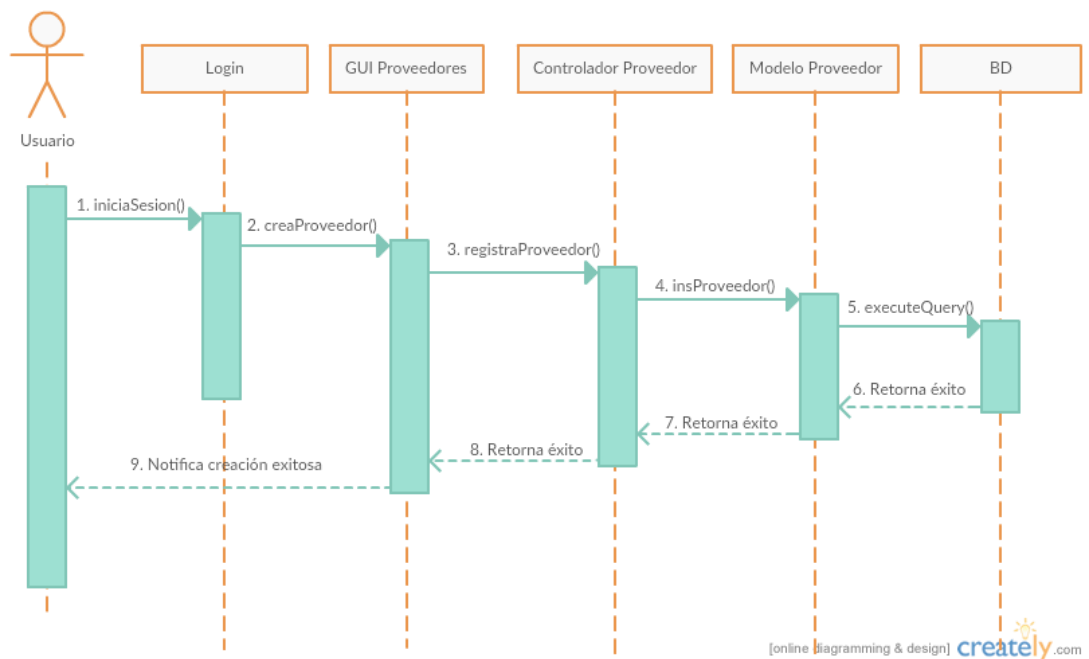


Figura 3.1.2.1 DS5: Registro de Personas. Fuente: Elaboración propia

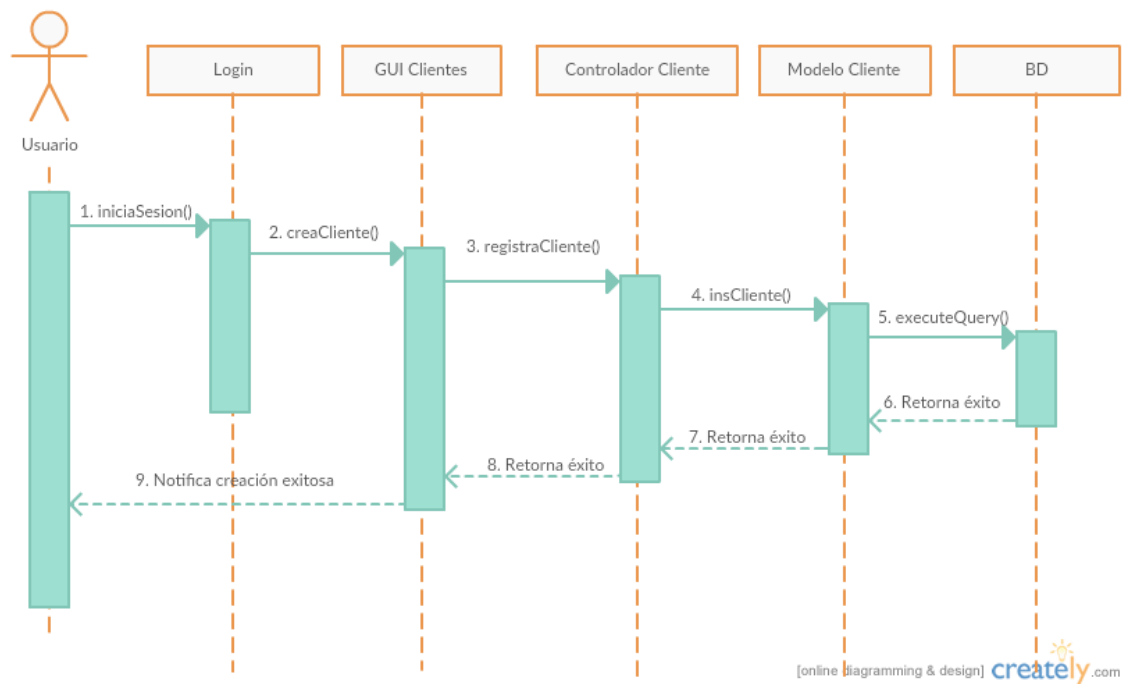


Figura 3.1.2.2 DS9: Registro de Clientes. Fuente: Elaboración propia

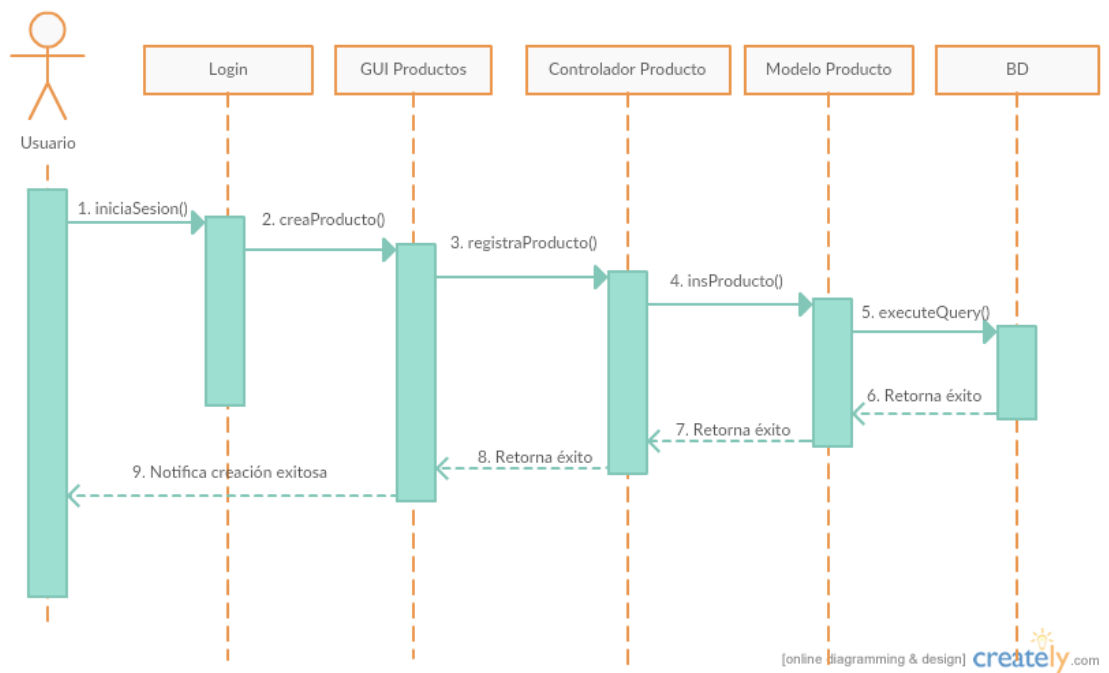


Figura 3.1.2.3 DS13: Registro de Productos. Fuente: Elaboración propia

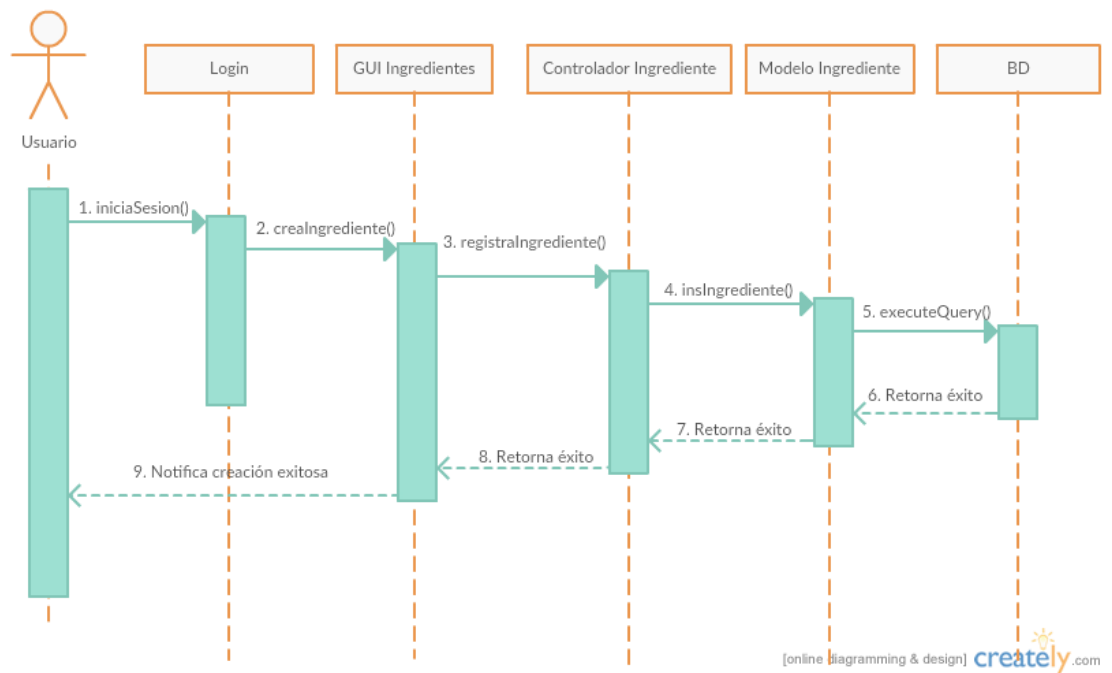


Figura 3.1.2.4 D17: Registro de Ingredientes. Fuente: Elaboración propia

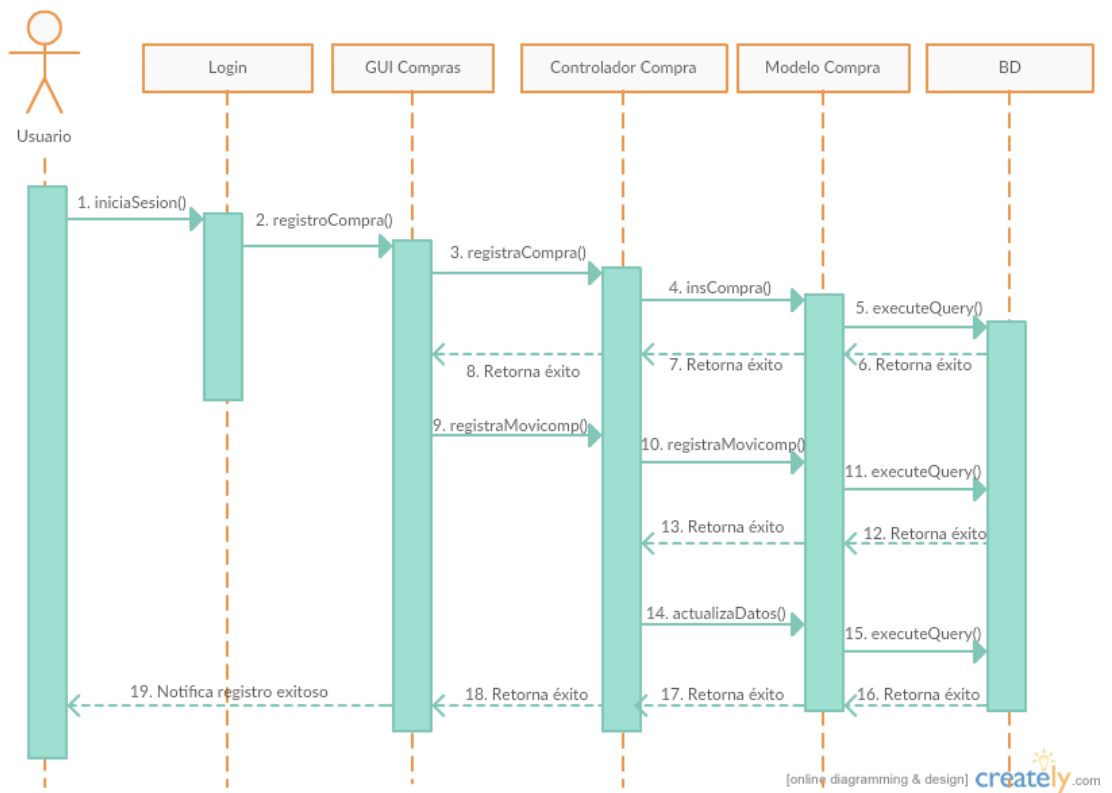


Figura 3.1.2.5 DS22: Registro de Compras. Fuente: Elaboración propia

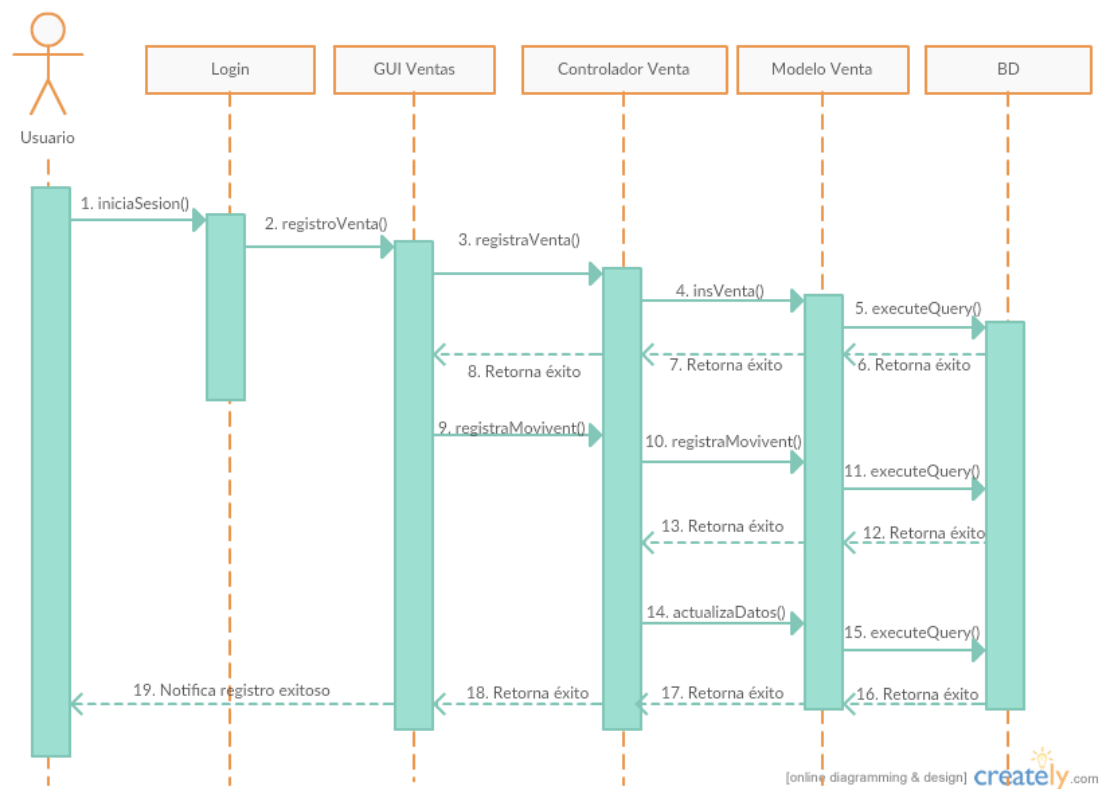


Figura 3.1.2.6 DS23: Registro de Ventas. Fuente: Elaboración propia

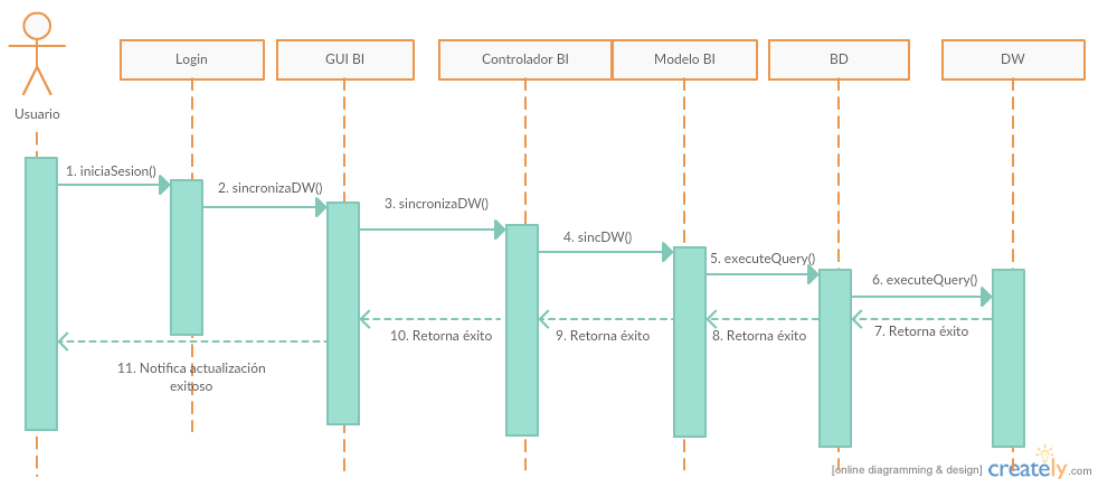


Figura 3.1.2.7 DS24: Sincronizar Data Mart. Fuente: Elaboración propia

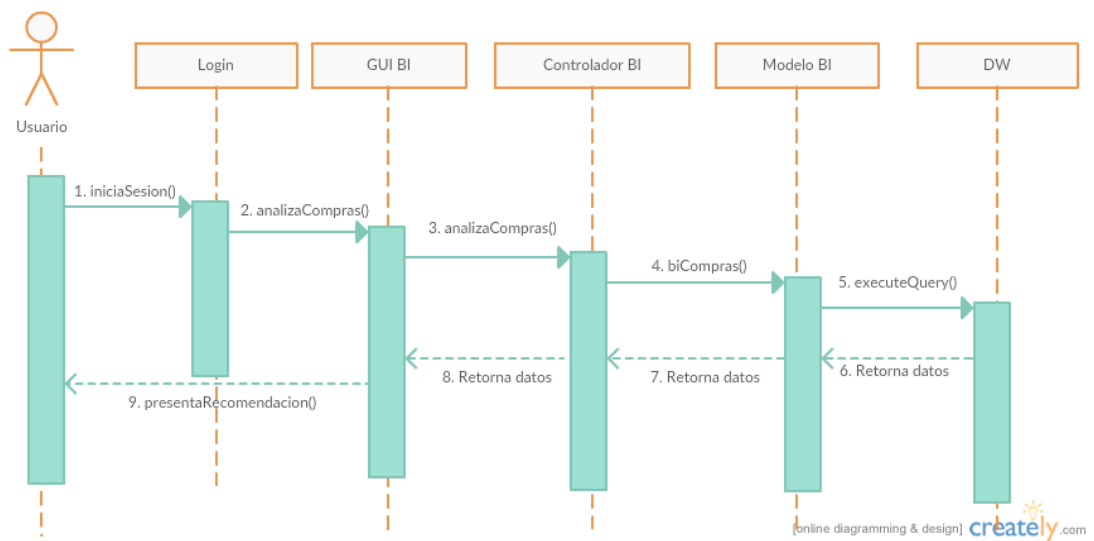


Figura 3.1.2.8 DS25: Analizar compras. Fuente: Elaboración propia

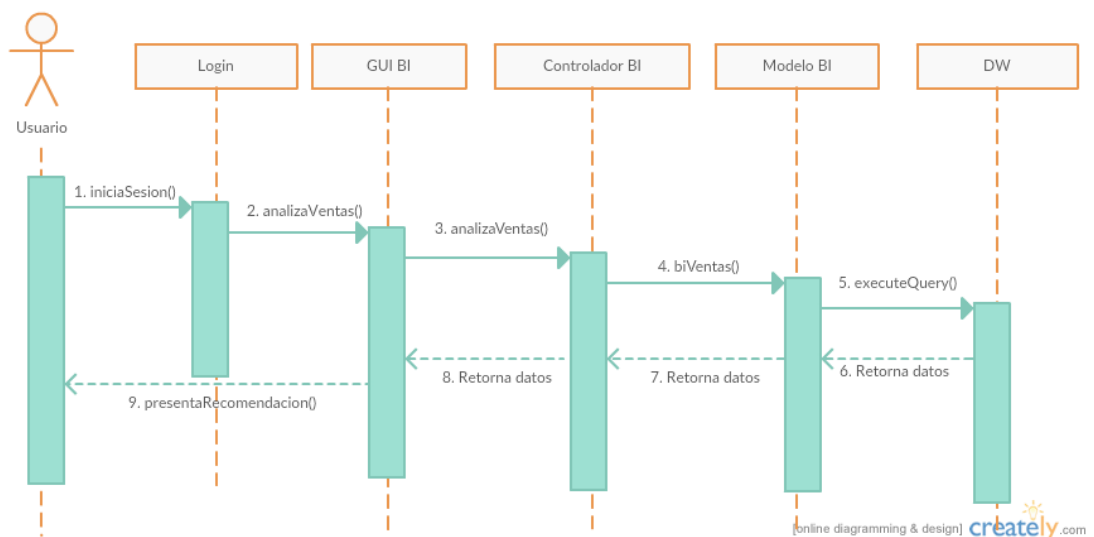


Figura 3.1.2.9 DS26: Analizar ventas. Fuente: Elaboración propia

3.2. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA

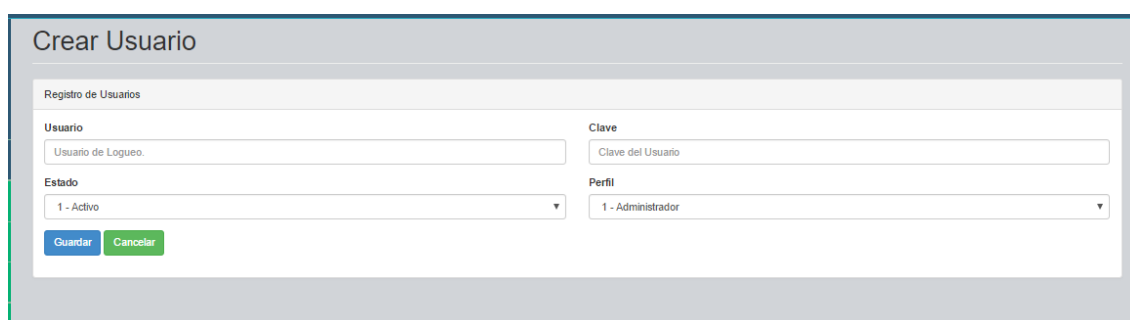
El sistema de información SIATOD (Sistema de información y de apoyo a la toma de decisiones) cuenta con seis módulos que brindan las funcionalidades necesarias para la sistematización de los procesos de compra y venta dentro del establecimiento público Roger's y la posibilidad de brindar apoyo en la toma de decisiones al determinar predicciones en las compras y ventas realizadas como consecuencia de explotar los datos contenidos en el sistema de

información, convirtiéndolos en un valor agregado para la organización y generando una ventaja competitiva en el sector.

3.2.1. MÓDULO DE USUARIOS

Este módulo permite la administración de los usuarios dentro del sistema. Por medio de la creación y la asignación de un usuario a una persona se permitirá el acceso de la persona al sistema y se brindarán permisos sobre las opciones del sistema dependiendo el perfil que se asocie al usuario. El módulo de usuarios cuenta con la el submódulo *Administrar Usuario* que a su vez cuenta con las opciones *Crear Usuario*, para el registro de nuevos usuarios en el sistema, y *Consultar Usuario*, por medio de la cual es posible consultar los usuarios existentes en el sistema, modificarlos y eliminarlos.

La información que se maneja por usuario es la siguiente: Usuario, clave, estado y perfil.



El formulario 'Crear Usuario' está diseñado con un encabezado gris que contiene el título 'Crear Usuario'. Debajo de este, hay una sección blanca con el subtítulo 'Registro de Usuarios'. Esta sección contiene cuatro campos de entrada: 'Usuario' (con el texto 'Usuario de Logueo.'), 'Clave' (con el texto 'Clave del Usuario'), 'Estado' (un menú desplegable con '1 - Activo' seleccionado) y 'Perfil' (un menú desplegable con '1 - Administrador' seleccionado). En la parte inferior izquierda de esta sección, hay dos botones: 'Guardar' (azul) y 'Cancelar' (verde).

Figura 3.2.1.1 Formulario registro de usuario. Fuente: Elaboración propia

3.2.2. MÓDULO DE PRODUCTOS

Este módulo permite la administración de los productos que ofrece el establecimiento público *Roger's* y cuenta con los submódulos *Administrar Producto* y *Administrar Categorías de Productos*.

3.2.2.1. SUBMÓDULO ADMINISTRAR PRODUCTO

Este submódulo cuenta con las opciones *Crear Producto*, para el registro de nuevos productos en el sistema; *Consultar Producto*, por medio de la cual es posible consultar los productos existentes en el sistema, modificarlos y eliminarlos; y *Composición de Producto*, por medio de la cual es posible indicar qué ingredientes componen un producto y en qué cantidad, a modo de generar

las actualizaciones correspondientes en el inventario al momento de registrar la salida de algún producto.

La información que se maneja por producto es la siguiente: Nombre, categoría y estado.

Crear Producto

Registro de Productos

Nombre

Descripción del Producto

Categoría

1 - CHUZO

Estado

1 - Activo

Guardar Cancelar

Figura 3.2.2.1.1 Formulario registro de producto. Fuente: Elaboración propia

3.2.2.2. SUBMÓDULO ADMINISTRAR CATEGORÍAS DE PRODUCTOS

Este submódulo cuenta con las opciones *Crear Categoría*, para el registro de nuevas categorías de productos en el sistema; y *Consultar Categoría*, por medio de la cual es posible consultar las categorías de productos existentes en el sistema, modificarlas y eliminarlas. Las categorías se asocian al producto en el momento en que éste se registra en el sistema por medio de la opción *Crear Producto*.

La información que se maneja por categoría es la siguiente: Nombre y estado.

3.2.3. MÓDULO DE TERCEROS

Este módulo permite la administración de los terceros relacionados al establecimiento público *Roger's* y cuenta con los submódulos *Administrar Proveedores*, *Administrar Clientes* y *Administrar Personas*.

3.2.3.1. SUBMÓDULO ADMINISTRAR PROVEEDORES

Este submódulo cuenta con las opciones *Crear Proveedor*, para el registro de nuevos proveedores en el sistema; y *Consultar Proveedor*, por medio de la cual es posible consultar los proveedores existentes en el sistema, modificarlos y eliminarlos. Los proveedores son aquellas personas o entidades a quienes se les compran los ingredientes que hacen parte del inventario y con los cuales se preparan los productos que se ofrecen a los clientes.

La información que se maneja por proveedor es la siguiente: Código, nombre, dirección, teléfono, estado y email.

Figura 3.2.3.1.1 Formulario registro de proveedor. Fuente: Elaboración propia

3.2.3.2. SUBMÓDULO ADMINISTRAR CLIENTES

Este submódulo cuenta con las opciones *Crear Cliente*, para el registro de nuevos clientes en el sistema; y *Consultar Cliente*, por medio de la cual es posible consultar los clientes existentes en el sistema, modificarlos y eliminarlos. Los clientes son aquellas personas que consumen los productos ofrecidos por el establecimiento público Roger's.

La información que se maneja por cliente es la siguiente: Código, nombres y apellidos, género, teléfono, ciudad, dirección, email, fecha de nacimiento y estado.

Figura 3.2.3.2.1 Formulario registro de cliente. Fuente: Elaboración propia

3.2.3.3. SUBMÓDULO ADMINISTRAR PERSONAS

Este submódulo cuenta con las opciones *Crear Persona*, para el registro de nuevas personas en el sistema; y *Consultar Persona*, por medio de la cual es posible consultar las personas existentes en el sistema, modificarlas y eliminarlas. Las personas son aquellos empleados del establecimiento público Roger's encargados de administrar el sistema. Cada persona tiene asociado un usuario único para controlar los accesos al sistema. El usuario a su vez está asociado a un perfil, otorgándole o denegándole así permisos sobre las opciones del sistema.

La información que se maneja por persona es la siguiente: Código, nombres, apellidos, email, ciudad, dirección, teléfono, usuario y estado.

3.2.4. MÓDULO DE TRÁMITES

Este módulo permite el registro de los trámites llevados a cabo en el establecimiento público *Roger's* y cuenta con los submódulos *Administrar Compras*, *Administrar Traslados de Bodega* y *Administrar Ventas*.

3.2.4.1. SUBMÓDULO ADMINISTRAR COMPRAS

Este submódulo cuenta con las opciones *Registrar Compra*, para el registro en el sistema de las compras de ingredientes llevadas a cabo; y *Consultar Compra*, por medio de la cual es posible consultar las compras realizadas, modificarlas y eliminarlas. Durante el registro de la compra se asocia el proveedor al cual se le está comprando la mercancía. Posteriormente, se registran los movimientos de compra donde se indica el ingrediente que se compra, su cantidad, su costo unitario y la bodega a la cual ingresa el ingrediente. Al registrarse la compra y sus movimientos, se actualizará el inventario con los ingredientes registrados.

La información que se maneja por compra es la siguiente: Código, proveedor, fecha, costo, estado y descripción.

La información que se maneja por movimiento de compra es la siguiente: Secuencia, ingrediente, cantidad, costo unitario, costo total, bodega y estado.

Crear Compra

Registro de Compras

Código Compra: 20160005

Proveedor: 0987-34 - RICA

Fecha: dd/mm/aaaa

Costo: 0

Estado: 1 - Activo

Descripción: Descripción de la Compra.

Añadir Compra **Cancelar**

Movimientos de Compra

Secuencia	Ingrediente	Cantidad	Costo Unitario	Costo Total	Bodega	Estado
1	2 - PRUEBA	Cantidad	Costo Unitario	0	BOD1 - BODEGA PRINCIPAL	1 - Activo

Figura 3.2.4.1.1 Formulario registro de compra. Fuente: Elaboración propia

3.2.4.2. SUBMÓDULO ADMINISTRAR TRASLADOS DE BODEGA

Este submódulo cuenta con las opciones *Registrar Traslado de Bodega*, para el registro en el sistema de los movimientos de los ingredientes de una bodega a otra; y *Consultar Traslado de Bodega*, por medio de la cual es posible consultar los movimientos entre bodegas de los ingredientes.

La información que se maneja por traslado de bodega es la siguiente: Bodega fuente, ingrediente, cantidad, bodega destino y observación.

3.2.4.3. SUBMÓDULO ADMINISTRAR VENTAS

Este submódulo cuenta con las opciones *Registrar Venta*, para el registro en el sistema de las ventas de productos llevadas a cabo; y *Consultar Venta*, por medio de la cual es posible consultar las ventas realizadas, modificarlas y eliminarlas. Durante el registro de la venta se asocia el cliente al cual se le está registrando la venta. Posteriormente, se registran los movimientos de venta donde se indica el producto que se vende, su cantidad, su costo unitario y la bodega de la cual se descuentan los ingredientes con los cuales se prepara el producto vendido. Al registrarse la venta y sus movimientos, se actualizará el inventario con los ingredientes afectados.

La información que se maneja por venta es la siguiente: Código, cliente, fecha, costo, estado y descripción.

La información que se maneja por movimiento de venta es la siguiente: Secuencia, producto, cantidad, costo unitario, costo total, bodega y estado.

Registrar Venta

Registro de Ventas

Código Venta	Cliente
20170012	1113219112 - MAIRA ALEJANDRA VICTORIA GOMEZ
Fecha	Costo
dd/mm/aaaa	0
Estado	Descripción
1 - Activo	Descripción de la Venta.

Movimientos de Venta

Secuencia	Producto	Cantidad	Costo Unitario	Costo Total	Bodega	Estado	
1	1 - COSTILLA AHUMADA	Cantidad	Costo Unitario	0	BOD1 - BODEGA PRINCIPA	1 - Activo	✓

Figura 3.2.4.3.1 Formulario registro de venta. Fuente: Elaboración propia

3.2.5. MÓDULO DE DATOS BÁSICOS

Este módulo permite la administración de los parámetros del sistema y cuenta con el submódulo *Administrar Bodegas*.

3.2.5.1. SUBMÓDULO ADMINISTRAR BODEGAS

Este submódulo cuenta con las opciones *Crear Bodega*, para el registro en el sistema de las bodegas en las cuales se almacenará el inventario; y *Consultar Bodega*, por medio de la cual es posible consultar las bodegas existentes en el sistema, modificarlas y eliminarlas.

La información que se maneja por bodega es la siguiente: Código, nombre y estado.

3.2.6. MÓDULO DE INTELIGENCIA DE NEGOCIO

Este módulo permite aplicar minería de datos sobre los datos registrados en el sistema con el fin de determinar tendencias y comportamientos en los procesos de compra y venta, y generar predicciones sobre éstos. Cuenta con los submódulos *Administrar Datos de Análisis* y *Análisis de Datos*.

3.2.6.1. SUBMÓDULO ADMINISTRAR DATOS DE ANÁLISIS

Este submódulo cuenta con la opción *Sincronizar Datos de Análisis*, para sincronizar los datos del almacén de datos (Data Mart) con los registrados en la base de datos transaccional, ya que la minería de datos se aplica sobre el almacén de datos.

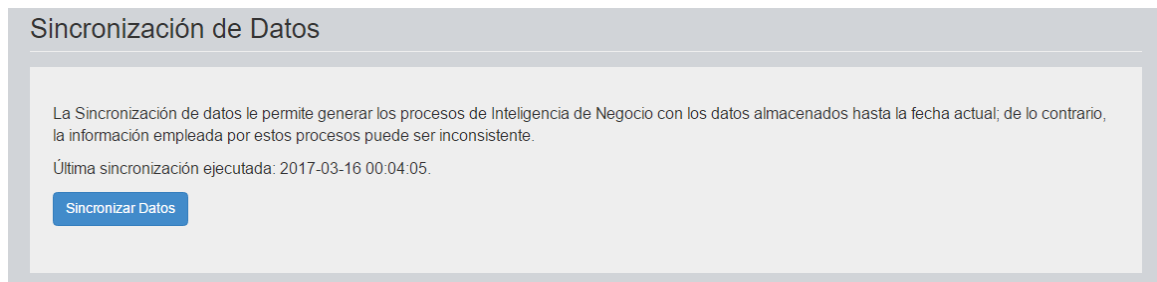


Figura 3.2.6.1.1 Sincronización de datos. Fuente: Elaboración propia

3.2.6.2. SUBMÓDULO ANÁLISIS DE DATOS

Este submódulo cuenta con las opciones *Analizar Compras*, para aplicar la minería de datos sobre los registros de las compras; y *Analizar Ventas*, para aplicar la minería de datos sobre los registros de las ventas. Por medio de estas opciones se determinan las tendencias de comportamiento en los procesos de compra y venta; y se generan las recomendaciones partiendo de los clientes más frecuentes y los productos más consumidos (para el caso de las ventas) y de los proveedores más frecuentes y los ingredientes más comprados (para el caso de las compras).

La información que se maneja para el análisis de las ventas es la siguiente: Fecha de inicio, fecha final, frecuencia mínima de ventas, porcentaje de recomendación mínimo y cliente.

Analizar Venta

Rango de Fechas

Fecha Inicio: dd/mm/aaaa

Fecha Final: dd/mm/aaaa

Frecuencia Mínima: 1

Porcentaje de Recomendación Mínimo: 1

Cliente:

Consulta de Clientes

Buscar

Código	Nombres y Apellidos	Género	Ciudad	Fecha Nacimiento	Total Ventas	Valor Acumulado Ventas
--------	---------------------	--------	--------	------------------	--------------	------------------------

Figura 3.2.6.2.1 Formulario Analizar venta. Fuente: Elaboración propia

La información que se maneja para el análisis de las compras es la siguiente: Fecha de inicio, fecha final, frecuencia mínima de compras, porcentaje de recomendación mínimo y proveedor.

Analizar Compras

Criterios de Análisis

Fecha Inicio: dd/mm/aaaa

Fecha Final: dd/mm/aaaa

Frecuencia Mínima de Compras: 1

Porcentaje de Recomendación Mínimo: 1

Proveedor:

Resultado Análisis

Código	Nombre	Valor Acumulado Compras	Total Compras
--------	--------	-------------------------	---------------

Figura 3.2.6.2.2 Formulario Analizar compra. Fuente: Elaboración propia

3.3. ARQUITECTURA DEL SISTEMA IMPLEMENTADO

La figura 3.3.1 describe el funcionamiento del sistema, los componentes que hacen parte de él y cómo se relacionan entre sí. El sistema cuenta con una arquitectura tipo cliente servidor, donde el servidor anfitrión, y sobre el cual está alojada la aplicación web, se encarga de procesar y dar respuesta a las peticiones recibidas por parte del cliente a través de una intranet o de internet.

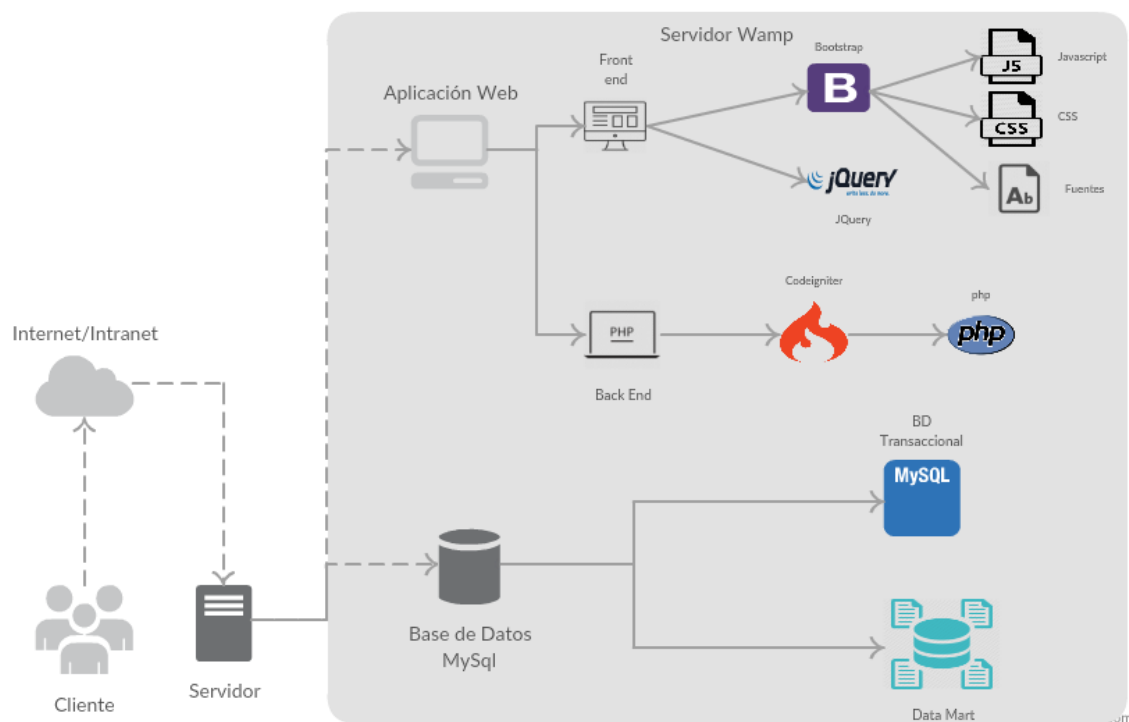


Figura 3.3.1 Arquitectura del sistema. Fuente: Elaboración propia

La aplicación web responde a un patrón de diseño hmvc: Modelo-vista-controlador jerárquico (*hierarchical model-view-controller*). El patrón de diseño mvc: modelo-vista-controlador separa los datos de la aplicación, la interfaz de usuario y la lógica de negocio en tres componentes distintos. Por su parte, el hmvc es una mejora del mvc donde su más grande característica y beneficio es dividir la aplicación en sub-aplicaciones (submódulos) donde cada sub-aplicación cuenta con su propio mvc.

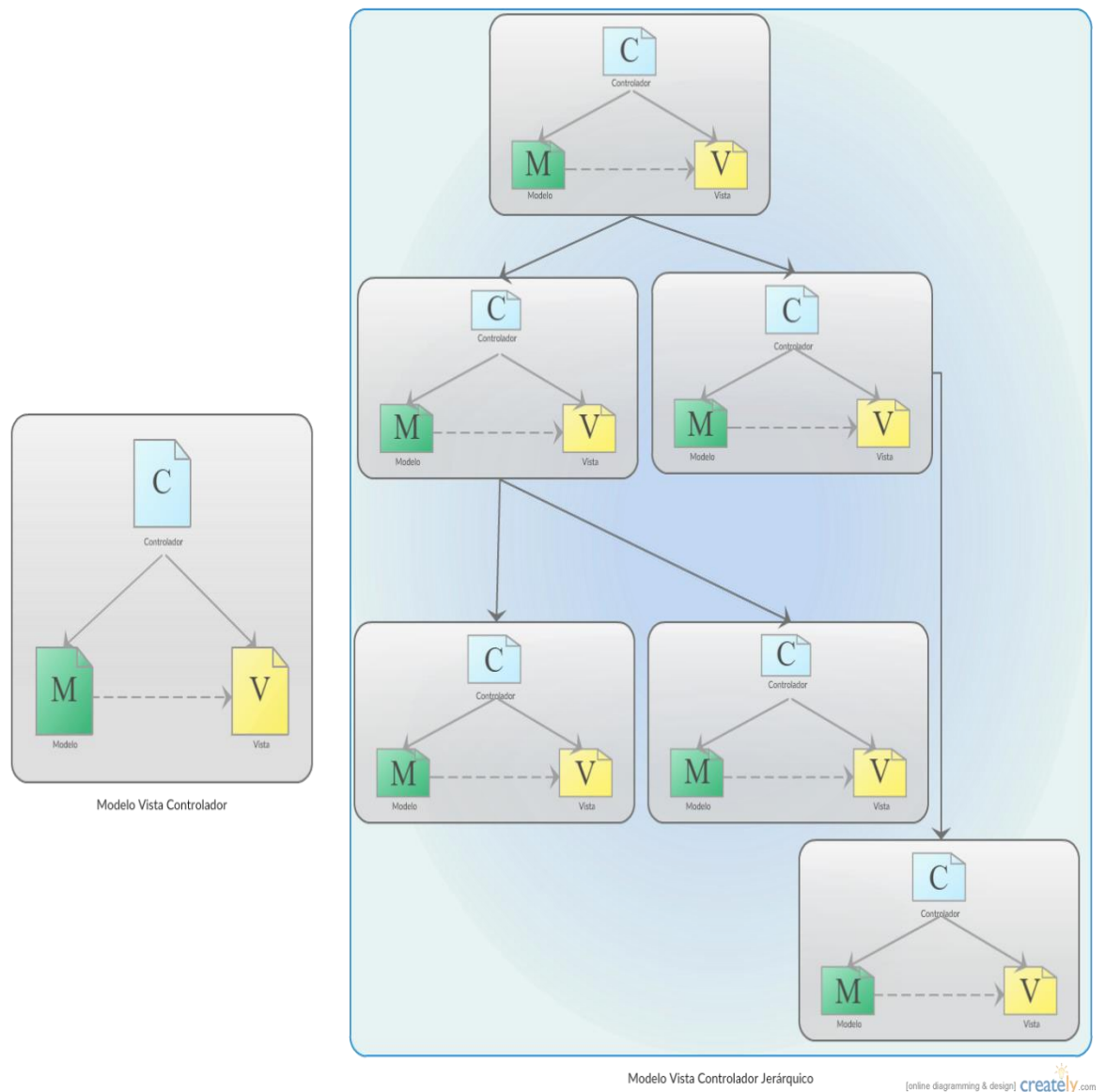


Figura 3.3.2 Patrón de diseño MVC vs Patrón de diseño HMVC. Fuente: Elaboración propia

3.4. DETALLES DE IMPLEMENTACIÓN

Para el desarrollo del proyecto con el fin de dar cumplimiento a cada uno de los objetivos planteados, se inició con la realización de entrevistas para conocer en detalle los procesos de compra y venta llevados a cabo en el establecimiento público Roger's. Estas entrevistas se llevaron a cabo con la persona encargada de la administración del establecimiento y se apoyaron con el suministro de material físico con información relevante para los procesos (listados de ingredientes, productos y composición de ingredientes por producto).

Para cumplir con el primer objetivo (**Implementar un sistema para la administración de la información**), se llevó a cabo la implementación de los módulos *Usuarios, Productos, Terceros, Trámites y Datos Básicos*.

Para cumplir con el segundo objetivo (**Implementar una técnica de Minería de Datos para determinar patrones y reglas en los datos almacenados por el sistema de información**), se llevó a cabo la implementación del módulo *Inteligencia de Negocio*. Para la implementación este módulo fue necesario seleccionar una técnica de minería de datos a partir de la cual obtener las reglas de asociación de los datos de interés en los procesos de compra y venta del establecimiento público. Para la técnica de reglas de asociación existen una serie de algoritmos tales como: A priori, DHP, Partition, FP-Growth y Eclat, de los cuales se seleccionó el más adecuado teniendo en cuenta los siguientes criterios: [31]

- Accesos a la base de datos. Es importante que los algoritmos minimicen el recorrido por el almacén de datos debido a que el número de reglas crece exponencialmente con el de elementos considerados, lo cual puede afectar considerablemente el rendimiento del algoritmo.
- Costo computacional: El algoritmo no debería realizar un gran número de operaciones.
- Tiempo de ejecución: Se busca que no se requieran constantes accesos a la base de datos, reduciendo así el tiempo utilizado para la generación de reglas.
- Rendimiento: El algoritmo debe realizar las operaciones y procesos adecuándose a los recursos disponibles.

A continuación se presenta una tabla comparativa entre los algoritmos mencionados:

Algoritmo	Acceso a la B.D.	Costo Computacional	Rendimiento
A priori	Requiere varios accesos a la base de datos ya que busca directamente en ella los conjuntos de ítems frecuentes.	Costoso debido a que el número de subconjuntos frecuentes en cada candidato es cada vez mayor y los niveles en el árbol de candidatos incrementa	Presenta algunas mejoras en el rendimiento
DHP	Requiere de varios accesos a la base de datos ya que emplea una tabla hash con un valor hash dependiente de las ocurrencias en la base de datos de los conjuntos candidatos.	Memoria insuficiente cuando se utilicen tablas hash muy grandes. Emplea una tabla hash para reducir el número de candidatos y el espacio de memoria empleado por la tabla compete con el necesitado por el árbol	Se ve afectado si la tabla hash a utilizar produce insuficiencia en la memoria

		hash	
Partition	Requiere de dos accesos a la base de datos para el cálculo de ítems frecuentes.	Más eficiente que el A priori pero el costo en memoria es alto. Requiere almacenar para cada ítem el conjunto de transacciones que lo contiene. El cálculo del soporte de un candidato obtenido por la unión de dos conjuntos frecuentes obliga a intersectar los dos conjuntos.	Mejora el rendimiento al reducir el número de ítems que contienen subconjuntos infrecuentes al igual que el A priori
ECLAT	Requiere de un solo acceso a la base de datos.	Alto costo en memoria. Requiere almacenar para cada ítem el conjunto de transacciones que lo contiene. El cálculo del soporte de un candidato obtenido por la unión de dos conjuntos frecuentes obliga a intersectar los dos conjuntos.	El realizar tareas de agrupamiento requiere de pasos adicionales en su funcionamiento. Computacionalmente es más eficiente que el A priori.
FP-Growth	Requiere de pocos accesos a la base de datos.	Costo computacional bajo a pesar de requerir la creación de un árbol de prefijos de la base de datos de transacciones.	Se adecua a los recursos disponibles ya que genera un árbol FP-Tree de una base de datos proyectada si el árbol inicial no se puede alojar completamente en la memoria principal.

Tabla 3.4.1 Comparación algoritmos asociativos. Adaptado a partir de [31]

A partir del análisis anterior se seleccionó el algoritmo FP-Growth debido a la rápida determinación de asociaciones entre los ítems y a la adecuación que presenta a los recursos disponibles al momento de su ejecución. De la misma manera, se tiene en cuenta su eficiencia al momento de buscar los ítems frecuentes.

El algoritmo FP-Growth se apoya en una estructura de datos llamada FP-Tree (árbol de patrones frecuentes). En esta estructura de datos se busca almacenar información acerca de conjuntos de ítems frecuentes de forma compacta, logrando así tener mayor eficiencia al momento de realizar las consultas sobre los datos; es decir, se reduce el costo de computación del proceso de obtención de reglas de asociación ya que no es necesario generar los conjuntos de ítems candidatos a frecuentes y tampoco verificar si estos superan el umbral determinado [35].

Debido a que las transacciones de conjuntos de datos suelen compartir ítems frecuentes, el tamaño del árbol FP-Tree suele ser mucho menor que el tamaño del conjunto de datos original [35].

La estructura del árbol FP-Tree consta de un nodo raíz que siempre es nulo y un conjunto de subárboles (correspondientes a las transacciones) hijos del nodo raíz (nodo nulo). Para la construcción del árbol, se recorre el conjunto de transacciones (movimientos de compras y de ventas) en busca de los ítems frecuentes (ingredientes y productos) y se contabilizan sus frecuencias para ser ordenados por esas frecuencias de manera decreciente. De esta forma, los ítems más frecuentes ocuparán los niveles de menor nivel (los más cercanos a la raíz) del árbol. Posteriormente, se recorre el conjunto de transacciones solamente con los ítems frecuentes para obtener las ramas del árbol [35].

A continuación se presenta un ejemplo del proceso de creación del FP-Tree.

Id. Transacción	Ítems	Ítems frecuentes
1	f,a,c,d,g,i,m,p	f,c,a,m,p
2	a,b,c,f,l,m,o	f,c,a,b,m
3	b,f,h,j,o	f,b
4	b,c,k,s,p	c,b,p
5	a,f,c,e,l,p,m,n	f,c,a,m,p

Tabla 3.4.2 Conjunto de transacciones. Tomado de [35]

Como resultado, se obtiene el FP-Tree presentado a continuación:

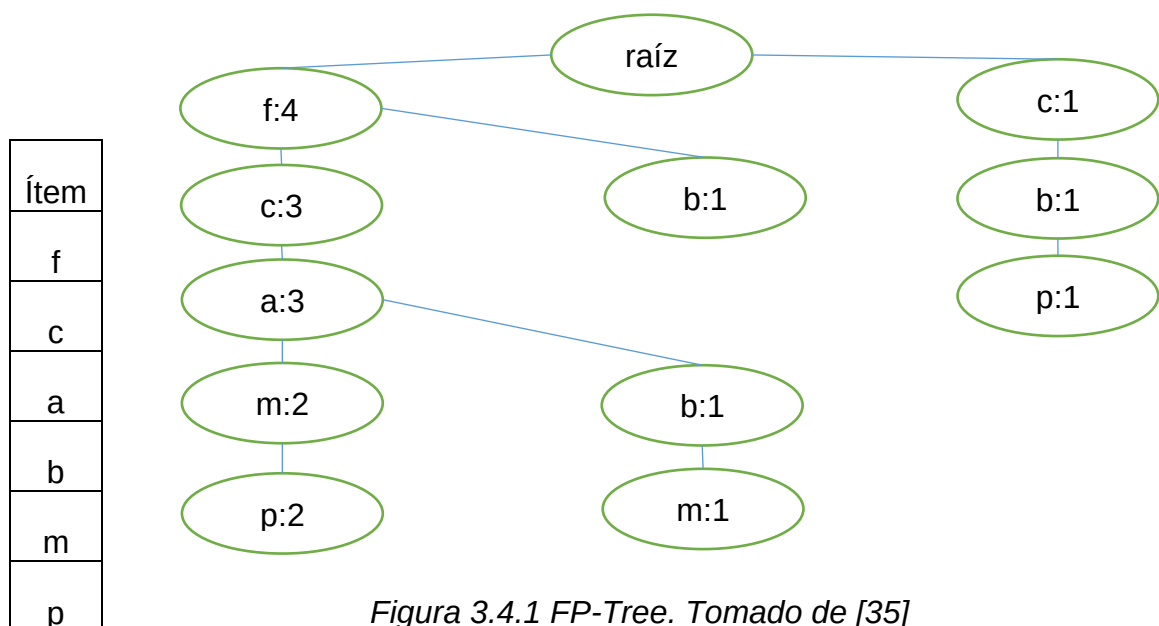


Figura 3.4.1 FP-Tree. Tomado de [35]

A partir de la figura anterior se concluye que el ítem f está presente en cuatro transacciones a pesar de ser almacenado una sola vez en el árbol. Así mismo se concluye que las combinaciones $\{f,c,a,m,p\}$ y $\{f,c,a,m\}$ están presentes dos veces y que las combinaciones $\{f,c,a\}$ y $\{f,c\}$ están presente tres veces. Si se determina que el umbral para la ejecución del algoritmo es 3, el resultado obtenido al podar el árbol con conjuntos de ítems frecuentes que cumplan con esa condición es el siguiente:

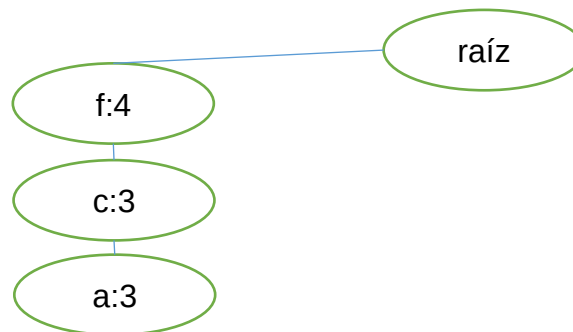


Figura 3.4.2 FP-Tree aplicando umbral. Tomado de [35]

Posteriormente, fue necesario determinar una manera de generar la recomendación a partir de los resultados obtenidos al ejecutar el algoritmo FP-Growth. Para ello se seleccionó el algoritmo Knn (K- vecinos más cercanos o algoritmo de los vecinos cercanos) teniendo en cuenta las siguientes características [34]:

- Las predicciones se realizan basándose en los elementos más parecidos al que hay que predecir.
- Se determina un conjunto de referencia R el cuál es el conjunto de prototipos sobre el que se buscan los vecinos más cercanos.
- No hay un modelo global asociado a los conceptos a aprender.
- El coste del aprendizaje es 0 ya que todo el coste pasa al cálculo de la predicción.
- Se conoce como mecanismo de aprendizaje perezoso (lazy learning⁵).
- Se debe especificar una métrica para poder medir la proximidad. La distancia euclidiana suele utilizarse por razones computacionales para este fin.

Para la implementación de este algoritmo se llevaron a cabo los siguientes pasos:

- En primer lugar se realiza el cálculo de la distancia euclidiana de cada muestra de entrenamiento hacia todas las demás. En este caso, la

⁵ https://en.wikipedia.org/wiki/Lazy_learning

muestra de entrenamiento corresponde al conjunto de ingredientes que componen a un producto. Este producto se toma como resultado de la ejecución del algoritmo FP-Growth. Los demás conjuntos corresponden a los ingredientes de los productos con los cuales se va a comparar el producto de referencia. Si los dos conjuntos en comparación tienen diferente número de elementos, se adiciona la cantidad de elementos necesaria al conjunto de menor cantidad de elementos para equilibrar las cantidades. Al comparar el conjunto (producto) de referencia R con otro conjunto (producto) C , se genera un conjunto adicional V con los valores a utilizar en el cálculo de la distancia euclidiana. Si un elemento del conjunto de referencia R está presente en el conjunto C , se asigna un valor de cero (0) para esa relación de elementos; de lo contrario, se asigna un valor igual a

$$V = \frac{1}{t} * 100$$

Fórmula 3.4.1 Valor de divergencia

Donde t es el número de elementos a comparar.

Una vez obtenido el conjunto de valores V se procede a calcular la distancia euclidiana:

$$d(R, C) = \sqrt{(R_1 - C_1)^2 + (R_2 - C_2)^2 + \dots (R_n - C_n)^2}$$

Fórmula 3.4.2 Distancia euclidiana

Siendo R_i el ingrediente i del producto de referencia R y C_i el ingrediente i del producto a comparar C .

Donde $R_n - C_n = V_n$ por lo que tenemos:

$$d(R, C) = \sqrt{(V_1)^2 + (V_2)^2 + \dots (V_n)^2}$$

Fórmula 3.4.3 Distancia euclidiana para la similitud entre productos

Combinando Formula 3.1 con Fórmula 3.3, se tiene que:

$$d(R, C) = \sqrt{\left(\frac{1}{t} * 100\right)_1^2 + \left(\frac{1}{t} * 100\right)_2^2 + \left(\frac{1}{t} * 100\right)_3^2 + \dots + \left(\frac{1}{t} * 100\right)_n^2}$$

Fórmula 3.4.4 Distancia euclidiana para la similitud entre productos

Obteniendo finalmente:

$$d(R, C) = \sqrt{n * (\frac{100}{t})^2}$$

Fórmula 3.4.5 Distancia euclidiana para la similitud entre productos

Donde:

n : Cantidad de elementos que difieren entre los conjuntos

t : Cantidad total de elementos del conjunto más grande.

De esta forma, se obtiene el valor de la distancia euclidiana por cada producto C con el que se compara el producto R .

- Se determina los productos C más similares a R . Entre más cercano sea el valor de la distancia euclidiana a cero, hay mayor similitud entre el producto C y el producto de referencia R ; de lo contrario, entre mayor sea el valor obtenido, más difiere el producto C del producto de referencia R .
- Como valor de recomendación, se plantea:

$$r = 100 - d(R, C)$$

Fórmula 3.4.6 Valor de recomendación

Donde $d(R, C)$ es el valor de la distancia euclidiana entre el producto de referencia R y el producto en comparación C .

- Se presentan como recomendaciones aquellos productos cuyo valor de recomendación supere el umbral de confiabilidad determinado.

Una forma de obtener una medición cuantitativa de la complejidad lógica del programa es a través del cálculo de la complejidad ciclomática, la cual es una métrica del software. Esta métrica no se centra en los ciclos o bucles del programa sino en las decisiones (condiciones), las cuales están ligadas directamente a la complejidad lógica del código [37].

Existen tres formas de calcular la complejidad ciclomática. Siendo:

CC = Complejidad Ciclométrica.

A = Número de aristas del grafo (Una arista conecta dos vértices si una sentencia puede ser ejecutada inmediatamente después de la primera).

N = Número de nodos del grafo correspondientes a sentencias del programa.

P = Número de nodos predicados (Aquellos nodos cuyo grado de salida es dos. Normalmente representados en un diagrama de flujo por condiciones booleanas).

R = Número de regiones cerradas del grafo.

Forma 1:

$$CC = A - N + 2$$

Fórmula 3.4.7 Complejidad Ciclomática – Forma 1

Esta forma realiza un conteo de todas las aristas del grafo de nodos, luego cuenta la cantidad de nodos totales (nodos tradicionales + nodos predicados), finalmente sustrae la cantidad de nodos obtenida a la cantidad de aristas y le suma 2.

Forma 2:

$$CC = P + 1$$

Fórmula 3.4.8 Complejidad Ciclomática – Forma 2

Aquí se realiza un conteo de los nodos predicados solamente y se le suma 1.

Forma 3:

$$CC = R + 1$$

Fórmula 3.4.9 Complejidad Ciclomática – Forma 3

La tercera forma de cálculo propone identificar las regiones (cerradas) del grafo y le suma 1 para obtener el resultado.

Según la complejidad ciclomática obtenida, el programa puede clasificarse de la siguiente manera:

<i>Complejidad ciclomática</i>	<i>Evaluación de riesgo</i>
1-10	Programa simple sin mucho riesgo
11-20	Programa complejo con riesgo moderado
21-50	Programa muy complejo de alto riesgo
50	Programa no testeable de muy alto riesgo

Tabla 3.4.3 Evaluación Complejidad Ciclomática. Tomado de [38]

A continuación se presenta la complejidad ciclomática de los algoritmos FP-Growth y Knn implementados en el desarrollo llevado a cabo:

FP-Growth (Ver Apéndice B).

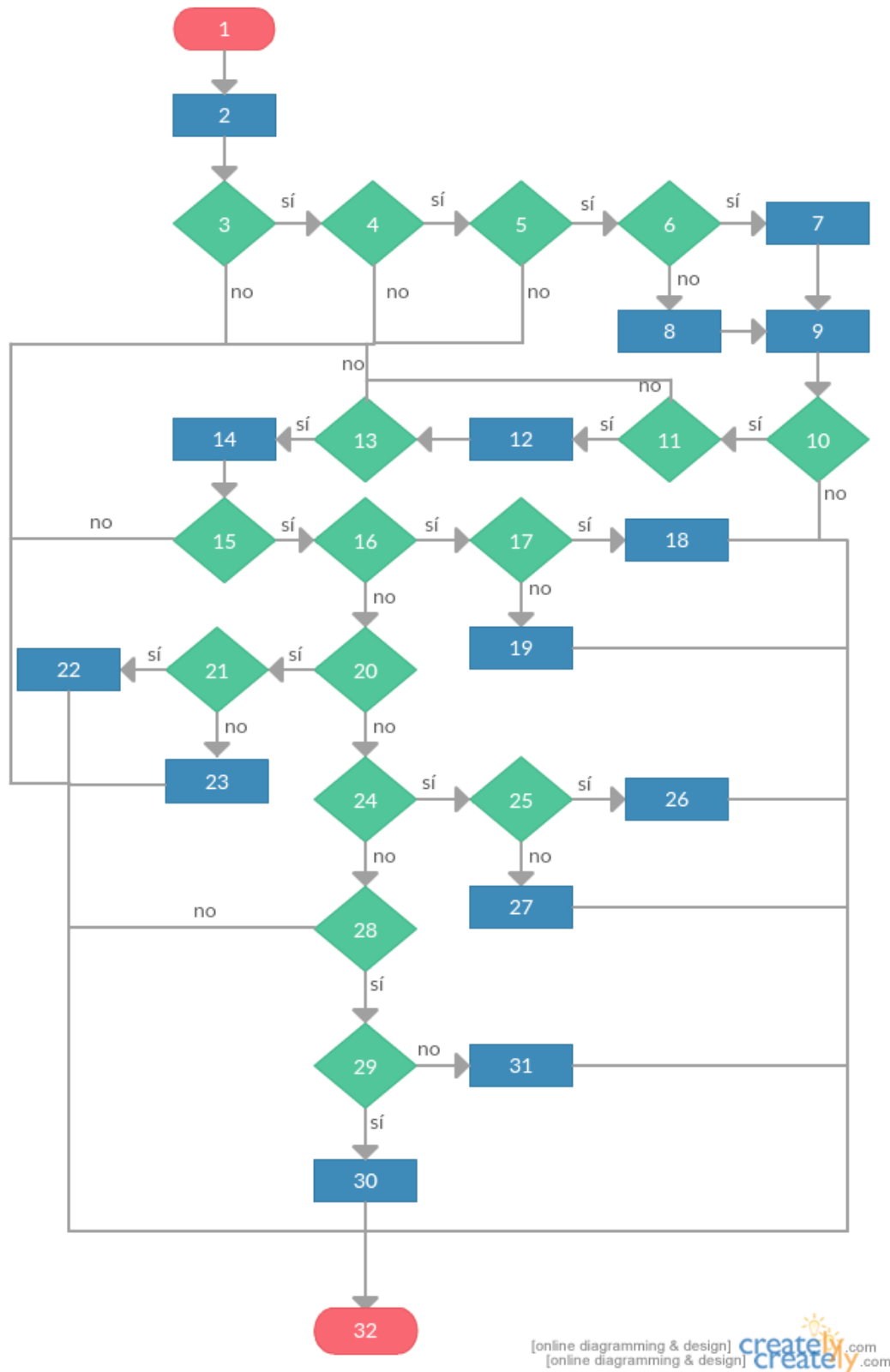


Figura 3.4.3 FP-Diagrama de Flujo – Complejidad Ciclomática FP Growth.
Elaboración propia

Obteniendo los siguientes valores:

$$A = 40$$

$$N = 31$$

$$P = 16$$

$$R = 1$$

Reemplazando los valores en la fórmula 3.4.7, se tiene que:

$$CC = 11.$$

Reemplazando los valores en la fórmula 3.4.8, se tiene que:

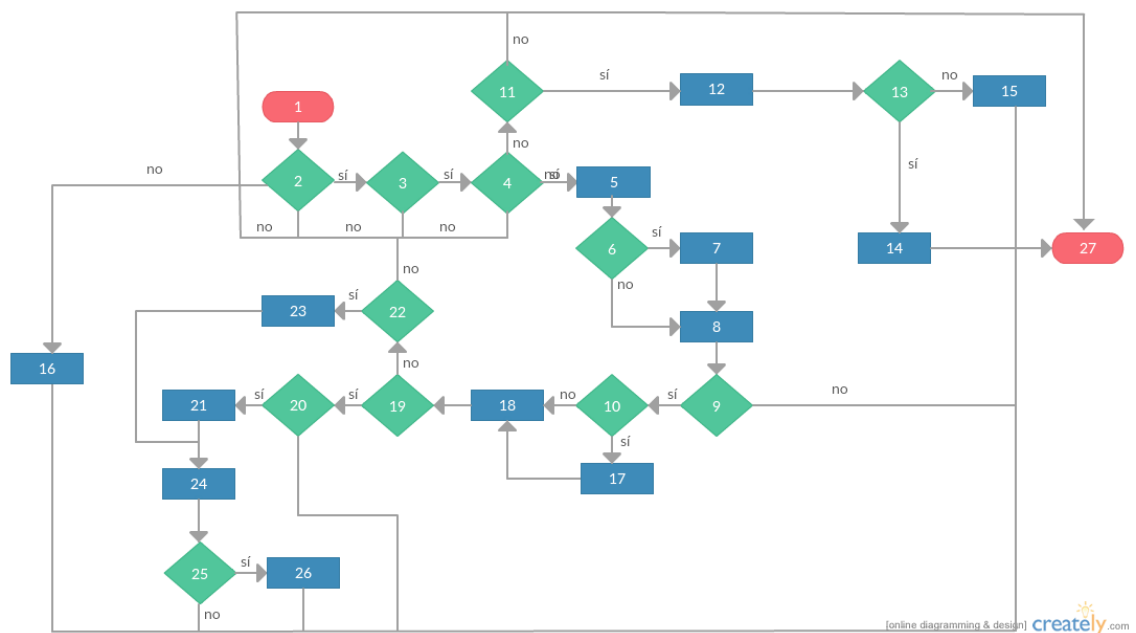
$$CC = 17.$$

Reemplazando los valores en la fórmula 3.4.9, se tiene que:

$$CC = 2.$$

KNN

(Ver Apéndice C).



*Figura 3.4.4 FP-Diagrama de Flujo – Complejidad Ciclomática KNN.
Elaboración propia*

Obteniendo los siguientes valores:

$$A = 40$$

$$N = 31$$

$$P = 16$$

$$R = 1$$

Reemplazando los valores en la fórmula 3.4.7, se tiene que:

$$CC = 11.$$

Reemplazando los valores en la fórmula 3.4.8, se tiene que:

$$CC = 17.$$

Reemplazando los valores en la fórmula 3.4.9, se tiene que:

$$CC = 2.$$

Con base en los cálculos presentados anteriormente, se observa que en la mayoría de los casos la complejidad fue superior a 10 e inferior a 20, lo cual, según la tabla 3.4.3, indica que los algoritmos corresponden a un programa complejo con riesgo moderado, a excepción del cálculo de la complejidad ciclomática con la fórmula 3.4.9, en la cual, para los dos casos, el resultado es inferior a 10, lo cual indica que es un programa simple sin mucho riesgo. A partir de lo anterior, se puede decir que el aporte de este trabajo, a pesar de ser un poco complejo, resulta eficiente desde el punto de vista computacional.

3.5. PRUEBAS

Para comprobar el correcto comportamiento del sistema se aplicaron pruebas de sistema.

3.5.1. PRUEBAS DE SISTEMA

A continuación se presentan las pruebas aplicadas sobre los trámites de compra y ventas, y sobre el módulo de Inteligencia de Negocio.

PRUEBA DE ACEPTACIÓN			
NÚMERO DE PRUEBA		1	
NÚMERO DE HISTORIA		1	
NOMBRE DE LA PRUEBA		Registrar compra	
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO		Registro de Compras	
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar que se soliciten los datos requeridos para el registro de Compras			
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO	
ESCENARIO 1: Intentar almacenar la compra dejando campos requeridos en nulo.	Mensaje de error indicando el campo que debe ser diligenciado de forma obligatoria.	Mensaje de error indicando el campo que debe ser diligenciado de forma obligatoria.	
ESCENARIO 2: Intentar almacenar la compra diligenciando todos los campos.	Mensaje indicando que la creación de la compra fue exitosa.	Mensaje indicando que la creación de la compra fue exitosa.	
ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo
OBSERVACIONES			
FECHA DE ELABORACIÓN		20-02-2017	

Tabla 3.5.1.1 Prueba de Sistema - Registrar Compra

PRUEBA DE ACEPTACIÓN	
NÚMERO DE PRUEBA	1
NÚMERO DE HISTORIA	1

NOMBRE DE LA PRUEBA		Actualizar inventario por compra	
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO		Registro de Compras	
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar que se actualice el inventario para los ingredientes con las cantidades indicadas en los movimientos de la compra.			
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO	
ESCENARIO 1: - Consultar las cantidades de un ingrediente en una bodega determinada. - Crear una compra registrando movimientos de compra para el ingrediente y la bodega consultados previamente. - Consultar nuevamente la cantidad del ingrediente para la bodega seleccionada y validar que dicha cantidad haya aumentado en las cantidades ingresadas en los movimientos de compra registrados.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.	
ESCENARIO 2: - Partiendo de la compra registrada en el escenario 1, consultar las cantidades actuales del ingrediente en la bodega seleccionada. - Eliminar uno o varios de los movimientos de compra del ingrediente y la bodega consultados previamente. - Consultar nuevamente la cantidad del ingrediente para la bodega seleccionada y validar que dicha cantidad haya disminuido en las cantidades de los movimientos de compra eliminados.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.	
ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo

OBSERVACIONES	
FECHA DE ELABORACIÓN	20-02-2017

Tabla 3.5.1.2 Prueba de Sistema - Actualizar Inventario por Compra

PRUEBA DE ACEPTACIÓN			
NÚMERO DE PRUEBA		1	
NÚMERO DE HISTORIA		1	
NOMBRE DE LA PRUEBA		Registrar venta	
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO		Registro de Ventas	
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar que se soliciten los datos requeridos para el registro de Ventas			
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO	
ESCENARIO 1: Intentar almacenar la venta dejando campos requeridos en nulo.	Mensaje de error indicando el campo que debe ser diligenciado de forma obligatoria.	Mensaje de error indicando el campo que debe ser diligenciado de forma obligatoria.	
ESCENARIO 2: Intentar almacenar la venta diligenciando todos los campos.	Mensaje indicando que la creación de la venta fue exitosa.	Mensaje indicando que la creación de la venta fue exitosa.	
ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo
OBSERVACIONES			
FECHA DE ELABORACIÓN		20-02-2017	

Tabla 3.5.1.3 Prueba de Sistema - Registrar Venta

PRUEBA DE ACEPTACIÓN		
NÚMERO DE PRUEBA	1	
NÚMERO DE HISTORIA	1	
NOMBRE DE LA PRUEBA	Actualizar inventario por venta	
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO	Registro de Ventas	
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar que se actualice el inventario para los ingredientes implicados en los productos, con las cantidades indicadas, de los movimientos de la venta.		
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO
ESCENARIO 1: 1. Consultar la composición de ingredientes de un producto determinado. 2. Consultar las cantidades de los ingredientes del producto en una bodega determinada. 3. Crear una venta registrando movimientos de venta para el producto y la bodega seleccionados. 4. Consultar nuevamente la cantidad de los ingredientes para la bodega seleccionada y validar que dicha cantidad haya disminuido en las cantidades indicadas en la composición del producto por las cantidades ingresadas en los movimientos de venta registrados.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.
ESCENARIO 2: 1. Partiendo de la venta registrada en el escenario 1, consultar las cantidades actuales de los ingredientes del producto en la bodega seleccionada. 2. Eliminar uno o varios de los movimientos de venta del producto y la bodega seleccionados. 3. Consultar nuevamente la cantidad de los ingredientes para la bodega seleccionada y validar que dicha cantidad haya aumentado en las cantidades indicadas en la composición del producto por las cantidades ingresadas en los movimientos de venta eliminados.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.	Actualización de la cantidad del ingrediente en bodega.

ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo
OBSERVACIONES			
FECHA DE ELABORACIÓN		20-02-2017	

Tabla 3.5.1.4 Prueba de Sistema - Actualizar Inventario por Venta

PRUEBA DE ACEPTACIÓN			
NÚMERO DE PRUEBA	1		
NÚMERO DE HISTORIA	1		
NOMBRE DE LA PRUEBA	Sincronizar Data Mart		
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO	Sincronizar Data Mart		
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar la sincronización del data mart para mantener los datos fuente de las recomendaciones consistentes con los trámites registrados en el sistema.			
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO	
ESCENARIO 1: Presionar clic en el botón de sincronización del data mart.	Mensaje indicando que la sincronización fue exitosa. Al ingresar nuevamente a la opción de sincronización, se indica la fecha actual como fecha de la última sincronización ejecutada.	Mensaje indicando que la sincronización fue exitosa. Al ingresar nuevamente a la opción de sincronización, se indica la fecha actual como fecha de la última sincronización ejecutada.	
ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo

OBSERVACIONES	
FECHA DE ELABORACIÓN	20-02-2017

Tabla 3.5.1.5 Prueba de Sistema – Sincronizar Data Mart

PRUEBA DE ACEPTACIÓN			
NÚMERO DE PRUEBA	1		
NÚMERO DE HISTORIA	1		
NOMBRE DE LA PRUEBA	Analizar compras		
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO	Analizar Compra		
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar la recomendación de ingredientes por proveedor bajo los criterios determinados por el usuario.			
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO	
ESCENARIO 1: Probar la consulta de proveedores frecuentes para unos criterios determinados.	Lista de proveedores frecuentes que cumplan con los criterios establecidos por el usuario.	Lista de proveedores frecuentes que cumplan con los criterios establecidos por el usuario.	
ESCENARIO 2: Generar recomendación de ingredientes a comprar a un proveedor determinado.	Ingredientes más comprados al proveedor en cuestión, teniendo en cuenta los criterios de recomendación indicados por el usuario.	Ingredientes más comprados al proveedor en cuestión, teniendo en cuenta los criterios de recomendación indicados por el usuario.	
ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo
OBSERVACIONES			
FECHA DE ELABORACIÓN		20-02-2017	

Tabla 3.5.1.6 Prueba de Sistema – Analizar compras

PRUEBA DE ACEPTACIÓN			
NÚMERO DE PRUEBA	1		
NÚMERO DE HISTORIA	1		
NOMBRE DE LA PRUEBA	Analizar ventas		
TÍTULO HISTORIA DE USUARIO	Analizar Venta		
DETALLE DE LA PRUEBA: Probar la recomendación de productos por cliente bajo los criterios determinados por el usuario.			
	RESULTADO ESPERADO	RESULTADO OBTENIDO	
ESCENARIO 1: Probar la consulta de clientes frecuentes para unos criterios determinados.	Lista de clientes frecuentes que cumplan con los criterios establecidos por el usuario.	Lista de clientes frecuentes que cumplan con los criterios establecidos por el usuario.	
ESCENARIO 2: Generar recomendación de productos para un cliente determinado.	Productos recomendados para el cliente en cuestión, teniendo en cuenta los criterios de recomendación indicados por el usuario.	Productos recomendados para el cliente en cuestión, teniendo en cuenta los criterios de recomendación indicados por el usuario.	
ESTADO DE LA PRUEBA			
APROBADA	X	NO APROBADA	
FIRMAS			
ELABORÓ	Juan Sebastián Mejía Goyeneche	APROBÓ	Andrés Tamayo
OBSERVACIONES			
FECHA DE ELABORACIÓN		20-02-2017	

Tabla 3.5.1.7 Prueba de Sistema – Analizar ventas

3.6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

A continuación se presentan los resultados obtenidos a partir de las pruebas realizadas al sistema para algunos escenarios específicos en la recomendación para las ventas a los clientes y para las compras a los proveedores.

VENTAS

Para la ejecución del análisis de las ventas se tuvieron en cuenta dos escenarios: Recomendación de productos a los clientes más frecuentes para un lapso y recomendación de productos a un cliente específico a partir de todo su registro de ventas.

Los escenarios se desarrollan bajo un total de cincuenta clientes registrados, los cuales, a su vez, están asociados a diferentes ventas y se tienen en cuenta los siguientes criterios para la recomendación:

- **Fecha de inicio:** Fecha a partir de la cual se tendrán en cuenta las ventas registradas en el sistema. Este criterio debe ser nulo si el criterio *Cliente* toma valor.
- **Fecha final:** Fecha hasta la que se tendrán en cuenta las ventas registradas en el sistema. Este criterio debe ser nulo si el criterio *Cliente* toma valor.
- **Frecuencia mínima de ventas:** Número mínimo de ventas registradas a un cliente para considerarlo como cliente frecuente y también número mínimo de ventas de un producto a un cliente para determinarlo como producto frecuente.
- **Porcentaje de recomendación mínimo:** Es el valor mínimo de similitud entre el producto a recomendar y el producto de referencia (producto comprado frecuentemente por el cliente) para considerarlo como producto recomendado.
- **Cliente:** Es el código del cliente para el que se desea realizar la recomendación de productos. Este criterio debe ser nulo si los criterios *Fecha inicial* y *Fecha final* toman valor.

Escenario 1

Propósito: Obtener los productos recomendados a vender para los clientes más frecuentes del sistema en un lapso determinado (sin indicar el cliente), a partir de los siguientes criterios:

Fecha de inicio	Fecha final	Frecuencia mínima de ventas	Porcentaje de recomendación mínimo
01-06-2016	10-05-2017	5	60

Tabla 3.6.1 Criterios Análisis de ventas por lapso

Resultados esperados: Al ingresar los criterios descritos anteriormente, se espera que el sistema obtenga un total de cinco (5) clientes frecuentes:

Código Cliente	Género	Ciudad	Fecha de nacimiento	Valor acumulado en ventas	Total ventas
1116323448	Femenino	TULUA	1995-11-25	\$49,500	5
1116252828	Femenino	TULUÁ	1991-09-20	\$87,500	6
1117665123	Masculino	TULUÁ	1988-12-06	\$71,300	7
1113219112	Femenino	SANTIAGO DE CALI	1991-11-05	\$147,500	6
1116222290	Masculino	TULUÁ	1991-04-26	\$124,600	10

Tabla 3.6.2 Resultado esperado: Clientes frecuentes por lapso

Por cada cliente frecuente, se espera que el sistema obtenga los siguientes productos más frecuentes a partir de las ventas registradas al cliente:

Código cliente	Código producto/s frecuente/s	Nombre Productos	Frecuencia de venta por producto
1116323448	[1,9]	[Costilla ahumada, chuzo de cerdo]	[2,3]
1116252828	[9]	[Chuzo de cerdo]	[6]
1117665123	[16]	[Hamburguesa de res]	[7]
1113219112	[17]	[Hamburguesa mixta]	[6]
1116222290	[17,18]	[Hamburguesa mixta, chuzo mixto]	[5,5]

Tabla 3.6.3 Resultado esperado: Productos frecuentes por Cliente

Al ejecutar la recomendación de productos a vender a cada cliente, se espera que el sistema arroje por lo menos las siguientes recomendaciones para los productos cuya frecuencia de venta por cliente supere la indicada en los criterios iniciales (5):

Código cliente	Código producto/s recomendado/s	Nombre Productos
1116323448	No hay recomendaciones	-
1116252828	[13,18]	[Chuzo de pollo, Chuzo mixto]

1117665123	[17,18]	[Hamburguesa mixta, Chuzo mixto]
1113219112	[13,15]	[Chuzo de pollo, hamburguesa triple]
1116222290	[9,13,15]	[chuzo de cerdo, chuzo de pollo, hamburguesa triple]

Tabla 3.6.4 Resultado esperado: Productos recomendados por Cliente

Finalmente, se espera que los productos recomendados sean los siguientes:

Código Producto	Nombre	Frecuencia de recomendación
9	Chuzo de cerdo	1
13	Chuzo de pollo	3
15	Hamburguesa triple carne	2
17	Hamburguesa mixta	1
18	Chuzo mixto	2

Tabla 3.6.5 Resultado esperado: Productos recomendados por lapso

Resultados obtenidos: Al ejecutar el proceso de análisis de ventas en el sistema con los criterios descritos anteriormente, se obtuvieron los siguientes clientes frecuentes:

Código Cliente	Género	Ciudad	Fecha de nacimiento	Valor acumulado en ventas	Total ventas
1116323448	Femenino	TULUA	1995-11-25	\$49,500	5
1116252828	Femenino	TULUÁ	1991-09-20	\$87,500	6
1117665123	Masculino	TULUÁ	1988-12-06	\$71,300	7
1113219112	Femenino	SANTIAGO DE CALI	1991-11-05	\$147,500	6
1116222290	Masculino	TULUÁ	1991-04-26	\$124,600	10

Tabla 3.6.6 Resultado obtenido: Clientes frecuentes por lapso

Adicional a lo anterior, por medio de la clase Profiler⁶ de Codeigniter, se monitoreó el rendimiento de los procesos ejecutados desde el sistema de tal manera que se logró conocer los recursos, las consultas realizadas a la base de datos y los tiempos de respuesta en cada caso. A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la búsqueda de los clientes frecuentes por lapso:

⁶ <https://www.codeigniter.com/userguide2/general/profiling.html>

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.1711
Controller Execution Time (Bi/ConsultaClientesFrecuentes)	0.0662
Total Execution Time	0.2378
MEMORY USAGE	
2,436.352 bytes	
POST DATA	
\$ POST['fechaInic']	2016-06-01
\$ POST['fechaFina']	2017-05-10
\$ POST['frecuMini']	5
\$ POST['porceMini']	60
\$ POST['cliente']	-
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0023	SELECT * FROM factventas WHERE venta_fecha BETWEEN STR_TO_DATE('2016-06-01','%Y-%m-%d') AND STR_TO_DATE('2017-05-10','%Y-%m-%d') ORDER BY id_venta

Tabla 3.6.7 Profiler – Obtener clientes frecuentes

Donde:

- *Benchmarks* hace referencia los tiempos de carga, de ejecución del controlador y tiempo total de ejecución, indicado en segundos.
- *Memory Usage*, hace referencia al uso de memoria en la ejecución del proceso, indicado en bytes.
- *Post data*, hace referencia a los datos recibidos como criterios desde el formulario.
- *DATABASE*, hace referencia a las consultas ejecutadas en la base de datos y su tiempo de ejecución en segundos.

Por cada cliente frecuente, el sistema obtuvo los siguientes productos más frecuentes a partir de las ventas registradas al cliente:

Código cliente	Código producto/s frecuente/s	Nombre Productos	Frecuencia de venta por producto
1116323448	[1,9]	[Costilla ahumada, chuzo de cerdo]	[2,3]
1116252828	[9]	[Chuzo de cerdo]	[6]
1117665123	[16]	[Hamburguesa de res]	[7]
1113219112	[17]	[Hamburguesa mixta]	[6]
1116222290	[17,18]	[Hamburguesa mixta, chuzo mixto]	[5,5]

Tabla 3.6.8 Resultado obtenido: Productos frecuentes por Cliente

Al ejecutar la recomendación de productos a vender a cada cliente, el sistema arrojó las siguientes recomendaciones partiendo de los productos cuya frecuencia de ventas por cliente superó la indicada en los criterios iniciales (5):

Código cliente	Código producto/s	Porcentaje de recomendación (confianza > 60%) por producto/s
1116323448	[-]	No hay recomendaciones
1116252828	[1,13,18]	[66.67,62.26,66.67]
1117665123	[17,18]	[62,66.67]
1113219112	[13,15]	[70,86.67]
1116222290	[1,9,13,15]	[66.67,74.46,76,60.05,72.26]

Tabla 3.6.9 Resultado obtenido: Productos recomendados por Cliente

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la recomendación de productos por cliente:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.2303
Controller Execution Time (Bi/ConsultaProduClien)	0.1375
Total Execution Time	0.3682
MEMORY USAGE	
2,432.656 bytes	
POST DATA	
\$ _POST['idCliente']	1117665123
\$ _POST['frecuMini']	5
\$ _POST['porceMini']	60
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0022	SELECT * FROM factventas,dimmovivent WHERE venta_cliente_id = '1117665123' AND id_movivent_venta = id_venta

Tabla 3.6.10 Profiler – Recomendar productos por cliente

A continuación se presentan los productos obtenidos como recomendación para cada uno de los clientes frecuentes:

Análisis:

- La primera parte del proceso de análisis de ventas para determinar los productos recomendados a los clientes se encarga de obtener los clientes con mayor frecuencia de ventas a partir de los criterios indicados. Los clientes obtenidos por el sistema como frecuentes (Tabla 3.6.6) coinciden con los clientes que se esperaban obtener (Tabla 3.6.2), logrando así un resultado exitoso en esta primera parte del proceso.
- Posteriormente, en la segunda parte del proceso, el sistema obtiene los productos más vendidos a los clientes frecuentes (Tabla 3.6.7), los cuales cumplen con los productos presentados en la Tabla 3.6.3 como resultado esperado. La ejecución de la segunda parte del proceso presenta resultados exitosos para el escenario planteado.

- Finalmente, por cada cliente se generan las recomendaciones de productos (Tabla 3.6.8) las cuales contienen las recomendaciones esperadas (Tabla 3.6.4). Sin embargo, el sistema generó algunos productos recomendados adicionales a los esperados (Tabla 3.6.4) debido a que los cálculos aplicados en los algoritmos utilizados (FP-Growth y KNN) determinaron un alto grado de similitud entre la composición de estos productos recomendados y la de los productos frecuentes.
- Según la figura 3.6.1 y la figura 3.6.2, los datos tratados en el proceso son consistentes con los criterios enviados desde el formulario de Análisis de ventas; y el tiempo de ejecución es bajo y consistente con la complejidad condicional calculada previamente.

Escenario 2

Propósito: Obtener los productos recomendados a vender para un cliente específico (sin indicar fecha inicial ni fecha final), a partir de los siguientes criterios:

Cliente	Frecuencia mínima de ventas	Porcentaje de recomendación mínimo
1116252828	5	60

Tabla 3.6.11 Criterios Análisis de ventas por cliente

Resultados esperados: Al ingresar los criterios descritos anteriormente, se espera que el sistema valide si el cliente cumple con la frecuencia mínima de ventas indicada (5):

Código Cliente	Género	Ciudad	Fecha de nacimiento	Valor acumulado en ventas	Total ventas
1116252828	Femenino	TULUÁ	1991-09-20	\$87,500	6

Tabla 3.6.12 Resultado esperado: Cliente específico para procesar

Para el cliente a procesar, se espera que el sistema obtenga los siguientes productos más frecuentes a partir de las ventas registradas al cliente:

Código cliente	Código producto/s frecuente/s	Nombre Productos	Frecuencia de venta por producto
1116252828	[9]	[Chuzo de cerdo]	[6]

Tabla 3.6.13 Resultado esperado: Productos frecuentes por Cliente específico

Al ejecutar la recomendación de productos a vender al cliente, se espera que el sistema arroje por lo menos las siguientes recomendaciones para los productos cuya frecuencia de venta por cliente supere la indicada en los criterios iniciales (5):

Código cliente	Código producto/s recomendado/s	Nombre Productos
1116252828	[13,18]	[Chuzo de pollo, Chuzo mixto]

Tabla 3.6.14 Resultado esperado: Productos recomendados por Cliente específico

Finalmente, se espera que los productos recomendados sean los siguientes:

Código Producto	Nombre	Frecuencia de recomendación
13	Chuzo de pollo	1
18	Chuzo mixto	1

Tabla 3.6.15 Resultado esperado: Productos recomendados por cliente

Resultados obtenidos: Al ejecutar el proceso de análisis de ventas en el sistema con los criterios descritos anteriormente, se obtuvieron los siguientes clientes frecuentes:

Código Cliente	Género	Ciudad	Fecha de nacimiento	Valor acumulado en ventas	Total ventas
1116252828	Femenino	TULUÁ	1991-09-20	\$87,500	6

Tabla 3.6.16 Resultado obtenido: Cliente específico a procesar

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la validación del cliente a procesar:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.1741
Controller Execution Time (Bi/ConsultaClientesFrecuentes)	0.0635
Total Execution Time	0.2380
MEMORY USAGE	
2,432.960 bytes	
POST DATA	
\$ POST['fechaInic]	
\$ POST['fechaFina]	
\$ POST['frecuMini]	5
\$ POST['porceMini]	60
\$ POST['cliente']	1116252828
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0010	SELECT * FROM factventas WHERE venta_cliente_id = '1117665123' ORDER BY id_venta

Tabla 3.6.17 Profiler – Validar cliente a procesar

Donde:

- *Benchmarks* hace referencia los tiempos de carga, de ejecución del controlador y tiempo total de ejecución, indicado en segundos.
- *Memory Usage*, hace referencia al uso de memoria en la ejecución del proceso, indicado en bytes.
- *Post data*, hace referencia a los datos recibidos como criterios desde el formulario.
- *DATABASE*, hace referencia a las consultas ejecutadas en la base de datos y su tiempo de ejecución en segundos.

Para el cliente indicado, el sistema obtuvo los siguientes productos más frecuentes a partir de las ventas registradas al cliente:

Código cliente	Código producto/s frecuente/s	Nombre Productos	Frecuencia de venta por producto
1116252828	[9]	[Chuzo de cerdo]	[6]

Tabla 3.6.18 Resultado obtenido: Productos frecuentes por Cliente

Al ejecutar la recomendación de productos a vender al cliente, el sistema arrojó las siguientes recomendaciones:

Código cliente	Código producto/s	Porcentaje de recomendación (confianza > 60%) por producto/s
1116252828	[1,13,18]	[66.67,62.26,66.67]

Tabla 3.6.19 Resultado obtenido: Productos recomendados para el cliente

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la recomendación de productos por cliente:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.2043
Controller Execution Time (Bi/ConsultaProduClien)	0.0379
Total Execution Time	0.2426
MEMORY USAGE	
2,434. 800 bytes	
POST DATA	
\$ _POST['idCliente']	1116252828
\$ _POST['frecuMini']	5
\$ _POST['porceMini']	60
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0023	<pre> SELECT * FROM factventas,dimmovivent WHERE venta_cliente_id = '1117665123' AND id_movivente_venta = id_venta </pre>

Tabla 3.6.20 Profiler – Recomendar productos por cliente

A continuación se presentan los productos obtenidos como recomendación para el cliente:

Código Producto	Nombre	Frecuencia de recomendación
1	Costilla ahumada	1
13	Chuzo de pollo	1
18	Chuzo mixto	1

Tabla 3.6.21 Resultado obtenido: Productos recomendados por cliente

Análisis:

- La primera parte del proceso de análisis de ventas para determinar los productos recomendados a un cliente específico se encarga de validar si dicho cliente cumple con los criterios indicados. En este, el resultado obtenido (Tabla 3.6.15) coincide con el resultado esperado (Tabla 3.6.11), logrando así un resultado exitoso en esta primera parte del proceso.
- Posteriormente, en la segunda parte del proceso, el sistema obtiene los productos más vendidos al cliente específico (Tabla 3.6.16), los cuales coinciden con los productos presentados en la Tabla 3.6.12 como resultado esperado. La ejecución de la segunda parte del proceso presenta resultados exitosos para el escenario planteado.
- Finalmente, se generan las recomendaciones de productos para el cliente (Tabla 3.6.17) las cuales contienen las recomendaciones esperadas (Tabla 3.6.13). Sin embargo, el sistema generó algunos productos recomendados adicionales a los esperados (Tabla 3.6.13) debido a que los cálculos aplicados en los algoritmos utilizados (FP-Growth y KNN) determinaron un alto grado de similitud entre la composición de estos productos recomendados y la de los productos frecuentes.
- Según la figura 3.6.3 y la figura 3.6.4, los datos tratados en el proceso son consistentes con los criterios enviados desde el formulario de Análisis de ventas; y el tiempo de ejecución es bajo y consistente con la complejidad condicional calculada previamente.

COMPRAS

Para la ejecución del análisis de las compras se tuvieron en cuenta dos escenarios: Recomendación de ingredientes a comprar a los proveedores más frecuentes para un lapso y recomendación de ingredientes a comprar a un proveedor específico a partir de todo su registro de compras.

Los escenarios se desarrollan bajo un total de quince proveedores registrados, los cuales, a su vez, están asociados a diferentes compras y se tienen en cuenta los siguientes criterios para la recomendación:

- **Fecha de inicio:** Fecha a partir de la cual se tendrán en cuenta las compras registradas en el sistema. Este criterio debe ser nulo si el criterio *Proveedor* toma valor.
- **Fecha final:** Fecha hasta la que se tendrán en cuenta las compras registradas en el sistema. Este criterio debe ser nulo si el criterio *Proveedor* toma valor.
- **Frecuencia mínima de compras:** Número mínimo de compras registradas a un proveedor para considerarlo como proveedor frecuente y también número mínimo de compras de un ingrediente hechas a un proveedor para determinarlo como ingrediente frecuente.
- **Porcentaje de recomendación mínimo:** Es el valor mínimo de recomendación de un ingrediente para sugerirlo como ingrediente a comprar a un proveedor.
- **Proveedor:** Es el código del proveedor para el que se desea realizar la recomendación de ingredientes a comprar. Este criterio debe ser nulo si los criterios *Fecha inicial* y *Fecha final* toman valor.

Escenario 1

Propósito: Obtener los ingredientes recomendados a comprar a los proveedores más frecuentes del sistema en un lapso determinado (sin indicar el criterio *Proveedor*), a partir de los siguientes criterios:

Fecha de inicio	Fecha final	Frecuencia mínima de compras	Porcentaje de recomendación mínimo
01-05-2017	10-05-2017	2	30

Tabla 3.6.22 Criterios Análisis de compras por lapso

Resultados esperados: Al ingresar los criterios descritos anteriormente, se espera que el sistema obtenga un total de cuatro (4) proveedores frecuentes:

Código Proveedor	Valor acumulado en compras	Total compras
890903939-5	\$7'800,000	12
859170424-7	\$4'800,000	6
872071372-7	\$8,550,000	11
860005224-6	\$6'480,000	9

Tabla 3.6.23 Resultado esperado: Proveedores frecuentes por lapso

Al ejecutar la recomendación de ingredientes a comprar a cada proveedor, se espera que el sistema arroje por lo menos las siguientes recomendaciones:

Código Proveedor	Código ingrediente/s recomendado/s	Nombre Ingrediente/s
890903939-5	[8,4,10]	[Gaseosa Manzana, Jugo Hit Naranja Piña, Gaseosa Uva]
859170424-7	[1,17,18]	[Carne de res, papa criolla, papa R12]
872071372-7	[2]	[carne de cerdo]
860005224-6	[15,13]	[Cerveza Reds, Cerveza Águila]

Tabla 3.6.24 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por Proveedor

Finalmente, se espera que los ingredientes recomendados sean los siguientes:

Código Ingrediente	Nombre	Frecuencia de recomendación
1	Carne de res	1
2	Carne de cerdo	1
4	Jugo Hit Naranja Piña	1
8	Gaseosa Manzana	1
10	Gaseosa Uva	1
13	Cerveza Águila	1
15	Cerveza Reds	1
17	Papa criolla	1
18	Papa R12	1

Tabla 3.6.25 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por lapso

Resultados obtenidos: Al ejecutar el proceso de análisis de compras en el sistema con los criterios descritos anteriormente, se obtuvieron los siguientes proveedores frecuentes:

Código Proveedor	Valor acumulado en compras	Total compras
890903939-5	\$7'800,000	12
859170424-7	\$4'800,000	6
872071372-7	\$8,580,000	11
860005224-6	\$6'480,000	9

Tabla 3.6.26 Resultado obtenido: Proveedores frecuentes por lapso

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la búsqueda de los proveedores frecuentes por lapso:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.2182
Controller Execution Time (Bi/ConsultaProveedoresFrecuentes)	0.0686
Total Execution Time	0.2972
MEMORY USAGE	

2,439.512 bytes	
POST DATA	
\$ _POST['fechaInic']	2017-04-01
\$ _POST['fechaFina']	2017-05-10
\$ _POST['frecuMini']	2
\$ _POST['porceMini']	30
\$ _POST['proveedor']	-
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0014	SELECT * FROM factcompras WHERE compra_fecha BETWEEN STR_TO_DATE('2017-04-01','%Y-%m-%d') AND STR_TO_DATE('2017-05-10','%Y-%m-%d') ORDER BY id_compra

Tabla 3.6.27 Profiler – Obtener proveedores frecuentes

Al ejecutar la recomendación de ingredientes a comprar a cada proveedor, el sistema arrojó las siguientes recomendaciones partiendo de los ingredientes cuya frecuencia de compras por proveedor superó la indicada en los criterios iniciales (2):

Código Proveedor	Código ingrediente/s	Porcentaje de recomendación (confianza > 30%) por ingrediente/s
890903939-5	[8,4,10]	[30.33, 33.33, 30]
859170424-7	[1,17,18]	[33.33, 30, 30]
872071372-7	[1,2]	[30,33.33]
860005224-6	[15,13]	[46.66, 30]

Tabla 3.6.28 Resultado obtenido: Ingredientes recomendados por Proveedor

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la recomendación de ingredientes por proveedor:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.1584
Controller Execution Time (Bi/ConsultaIngreProve)	0.0281
Total Execution Time	0.1871
MEMORY USAGE	
2,433.424 bytes	
POST DATA	
\$ _POST['idProveedor']	890903939-5
\$ _POST['frecuMini']	2
\$ _POST['porceMini']	30
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0021	SELECT * FROM factcompras,dimmovicom WHERE compra_proveedor_id = '890903939-5' AND id_movicom_compra = id_compra

Tabla 3.6.29 Profiler – Recomendar ingredientes por proveedor

A continuación se presentan los ingredientes obtenidos como recomendación para cada uno de los proveedores frecuentes:

Código Ingrediente	Nombre	Frecuencia de recomendación
1	Carne de res	2
2	Carne de cerdo	1

4	Jugo Hit Naranja Piña	1
8	Gaseosa Manzana	1
10	Gaseosa Uva	1
13	Cerveza Aguila	1
15	Cerveza Reds	1
17	Papa criolla	1
18	Papa R12	1

Tabla 3.6.30 Ingredientes recomendados por lapso

Análisis:

- La primera parte del proceso de análisis de compras para determinar los ingredientes recomendados por proveedor se encarga de obtener los proveedores con mayor frecuencia de compras a partir de los criterios indicados. Los proveedores obtenidos por el sistema como frecuentes (Tabla 3.6.22) coinciden con los proveedores que se esperaban obtener (Tabla 3.6.19), logrando así un resultado exitoso en esta primera parte del proceso.
- Finalmente, por cada proveedor se generan las recomendaciones de ingredientes (Tabla 3.6.23) las cuales contienen las recomendaciones esperadas (Tabla 3.6.20). Sin embargo, el sistema generó algunos ingredientes recomendados adicionales a los esperados (Tabla 3.6.20) debido a que los cálculos aplicados en los algoritmos utilizados (FP-Growth y KNN) determinaron otros ingredientes como frecuentes.
- Según la figura 3.6.5 y la figura 3.6.6, los datos tratados en el proceso son consistentes con los criterios enviados desde el formulario de Análisis de compras; y el tiempo de ejecución es bajo y consistente con la complejidad condicional calculada previamente.

Escenario 2

Propósito: Obtener los ingredientes recomendados a comprar a un proveedor específico (sin indicar fecha inicial ni fecha final), a partir de los siguientes criterios:

Código Proveedor	Frecuencia mínima de compras	Porcentaje de recomendación mínimo
890903939-5	2	30

Tabla 3.6.31 Criterios Análisis de compras por proveedor

Resultados esperados: Al ingresar los criterios descritos anteriormente, se espera que el sistema valide si el proveedor cumple con la frecuencia mínima de compras indicada (2):

Código Proveedor	Valor acumulado en compras	Total compras
890903939-5	\$7'800,000	12

Tabla 3.6.32 Resultado esperado: Proveedor específico para procesar

Al ejecutar la recomendación de ingredientes a comprar al proveedor, se espera que el sistema arroje por lo menos las siguientes recomendaciones:

Código Proveedor	Código ingrediente/s recomendado/s	Nombre Ingrediente/s
890903939-5	[8,4,10]	[Gaseosa Manzana, Jugo Hit Naranja Piña, Gaseosa Uva]

Tabla 3.6.33 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por Proveedor específico

Finalmente, se espera que los ingredientes recomendados sean los siguientes:

Código Ingrediente	Nombre	Frecuencia de recomendación
4	Jugo Hit Naranja Piña	1
8	Gaseosa Manzana	1
10	Gaseosa Uva	1

Tabla 3.6.34 Resultado esperado: Ingredientes recomendados por Proveedor

Resultados obtenidos: Al ejecutar el proceso de análisis de compras en el sistema con los criterios descritos anteriormente, se obtuvieron los siguientes datos del proveedor a procesar:

Código Proveedor	Valor acumulado en compras	Total compras
890903939-5	\$7'800,000	12

Tabla 3.6.35 Resultado obtenido: Proveedor específico a procesar

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la validación del proveedor a procesar:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.1591
Controller Execution Time (Bi/ConsultaProveedoresFrecuentes)	0.0387
Total Execution Time	0.1982
MEMORY USAGE	
2,436.672 bytes	
POST DATA	
\$ _POST['fechaInic']	-
\$ _POST['fechaFina']	-
\$ _POST['frecuMini']	2

\$ _POST['porceMini']		30
\$ _POST['proveedor']		890903939-5
DATABASE: siatod QUERIES: 1		
0.0011	SELECT * FROM factcompras WHERE compra_proveedor_id = '890903939-5' ORDER BY id_compra	

Tabla 3.6.36 Profiler – Validar proveedor a procesar

Al ejecutar la recomendación de ingredientes a comprar al proveedor, el sistema arrojó las siguientes recomendaciones:

Código Proveedor	Código ingrediente/s	Porcentaje de recomendación (confianza > 30%) por ingrediente/s
890903939-5	[8,4,10]	[30.33, 33.33, 30]

Tabla 3.6.37 Resultado obtenido: Ingredientes recomendados para el proveedor

A continuación se presenta el monitoreo realizado con la clase Profiler en la recomendación de ingredientes por proveedor:

BENCHMARKS	
Loading Time: Base Classes	0.1633
Controller Execution Time (Bi/ConsultaIngreProve)	0.0407
Total Execution Time	0.2043
MEMORY USAGE	
2,437.968 bytes	
POST DATA	
\$ _POST['idProveedor']	890903939-5
\$ _POST['frecuMini']	2
\$ _POST['porceMini']	30
DATABASE: siatod QUERIES: 1	
0.0017	SELECT * FROM factcompras,dimmovicomp WHERE compra_proveedor_id = '890903939-5' AND id_movicomp_compra = id_compra

Tabla 3.6.38 Profiler – Recomendar ingredientes por proveedor

A continuación se presentan los ingredientes obtenidos como recomendación para el proveedor:

Código Ingrediente	Nombre	Frecuencia de recomendación
4	Jugo Hit Naranja Piña	1
8	Gaseosa Manzana	1
10	Gaseosa Uva	1

Tabla 3.6.39 Resultado obtenido: Ingredientes recomendados por proveedor

Análisis:

- La primera parte del proceso de análisis de compras para determinar los ingredientes recomendados a comprar a un proveedor específico

se encarga de validar si dicho proveedor cumple con los criterios indicados. En este, el resultado obtenido (Tabla 3.6.29) coincide con el resultado esperado (Tabla 3.6.26), logrando así un resultado exitoso en esta primera parte del proceso.

- Finalmente, se generan las recomendaciones de ingredientes a comprar al proveedor (Tabla 3.6.30) las cuales contienen las recomendaciones esperadas (Tabla 3.6.27), logrando así un resultado exitoso y preciso a partir de los cálculos aplicados en los algoritmos utilizados (FP-Growth y KNN).
- Según la figura 3.6.7 y la figura 3.6.8, los datos tratados en el proceso son consistentes con los criterios enviados desde el formulario de Análisis de ventas; y el tiempo de ejecución es bajo y consistente con la complejidad condicional calculada previamente.

4. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este capítulo se presentan las conclusiones del trabajo de grado con respecto a los objetivos cumplidos y en general al proceso de desarrollo del sistema. Finalmente se presentan algunas líneas de trabajo futuro.

4.1. CONCLUSIONES

- A partir de la revisión bibliográfica llevada a cabo, se concluye que la información siempre estará presente en todo negocio, sin importar el área a la que pertenezca, y de su explotación y buen uso depende en gran medida el éxito o el fracaso en el mercado.
- Las técnicas de asociación son determinantes para obtener un análisis preciso, basado en grandes volúmenes de datos. En este caso, permite identificar de manera rápida y fácil los comportamientos presentes en la compra de ingredientes a los proveedores y en las ventas realizadas a los clientes, a fin de tomar decisiones ventajosas en cuanto a lo que se compra y lo que se vende
- Aplicar una técnica de minería de datos siempre dependerá de diversos factores como la lógica de negocio que se maneja, la cantidad de datos que se tienen, los atributos que se quieren analizar y el rendimiento; por lo cual no hay una técnica que se pueda considerar a nivel general como más ventajosa que las demás.
- La combinación de una técnica de asociación, como lo es el algoritmo FP-Growth y una técnica de clasificación, como lo es el algoritmo Knn, resulta eficiente en cuestiones de rendimiento y consistente en relación a los resultados generados desde diversos escenarios.

4.2. TRABAJOS FUTUROS

- Integrar al sistema de información el proceso de facturación para centralizar toda la operación del establecimiento público *Roger's* en el sistema.
- Integrar al sistema de información recomendaciones a partir de diversos criterios, por ejemplo, lo más comprado por un cliente en un determinado día de la semana, las horas en las que más se realizan ventas y qué es lo que más se vende, qué es lo que más consumido por los hombres y por las mujeres, entre otras.
- Integrar al sistema de información alertas que ayuden a controlar las existencias (escasez o exceso) de los ingredientes en el inventario.

A. APÉNDICE A

HISTORIAS DE USUARIO

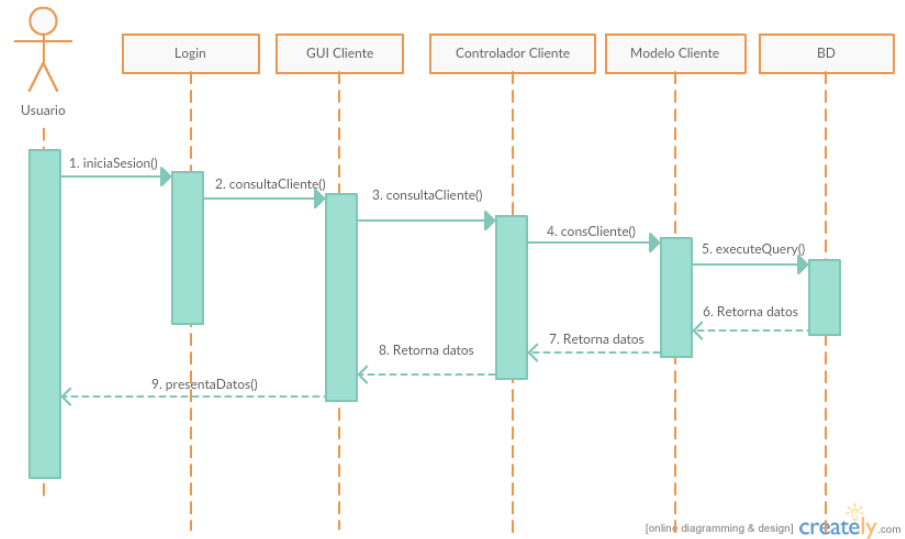


Figura A.1 DS Consultar Cliente. Elaboración propia

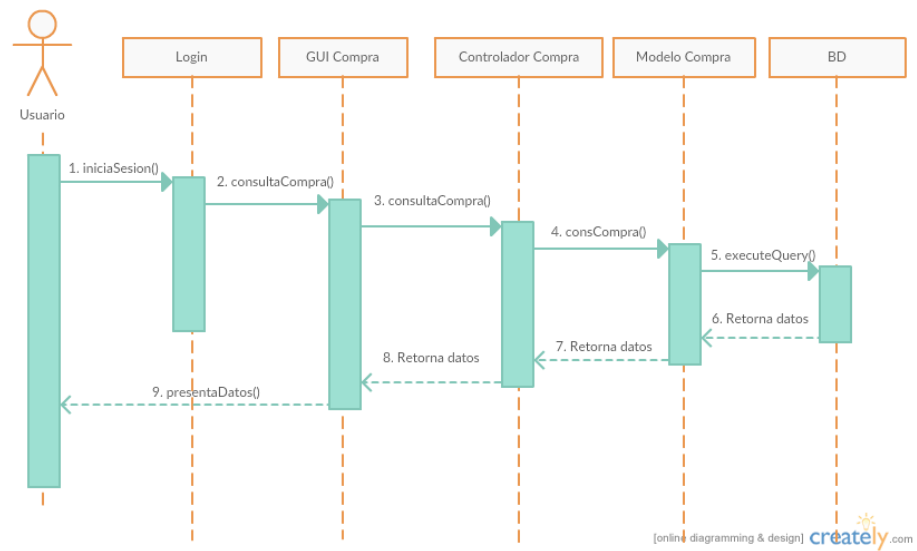


Figura A.2 DS Consultar Compra. Elaboración propia

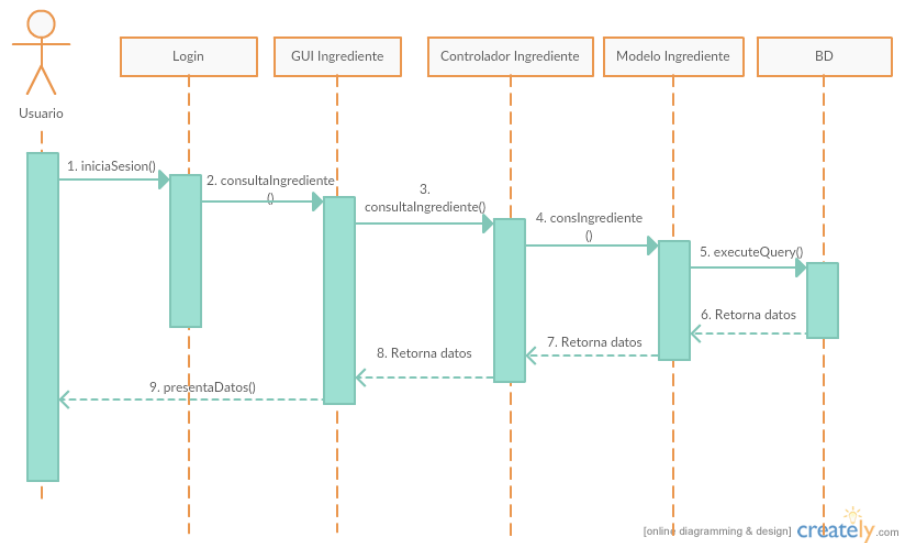


Figura A.3 DS Consultar Ingrediente. Elaboración propia

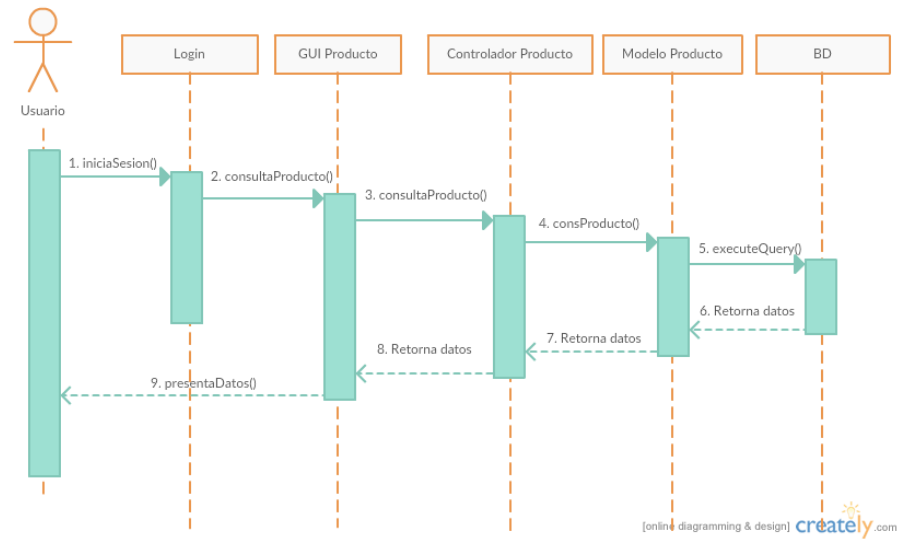


Figura A.4 DS Consultar Producto. Elaboración propia

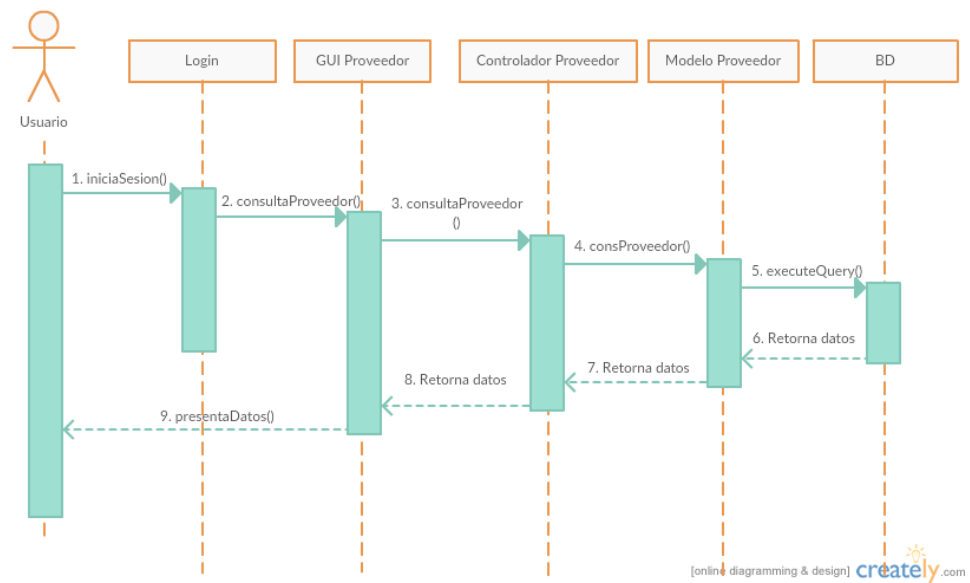


Figura A.5 DS Consultar Proveedor. Elaboración propia

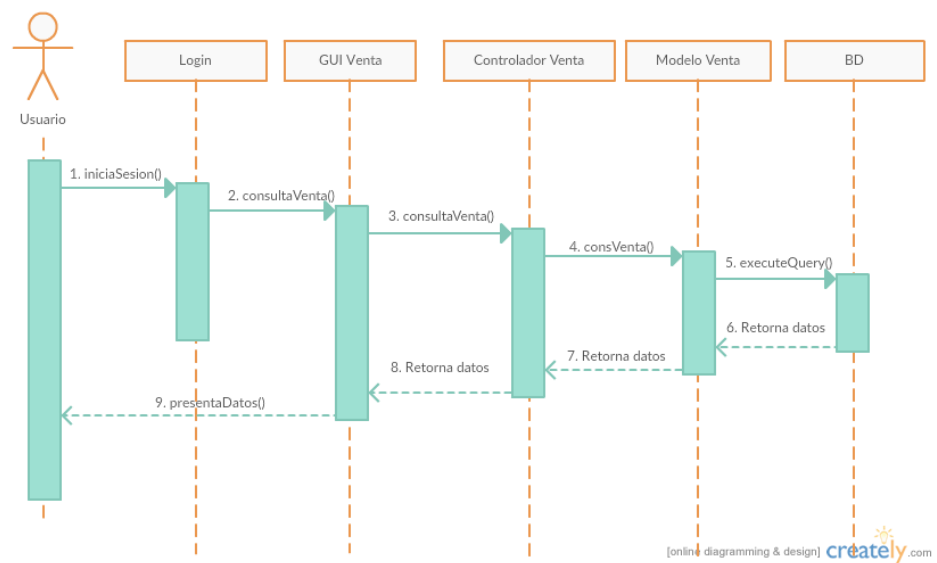


Figura A.6 DS Consultar Venta. Elaboración propia

B. APÉNDICE B

COMPLEJIDAD CICLOMÁTICA – ALGORITMO FP-GROWTH

```
1. Inicio
2. $fechaInic = $_POST['fechaInic'];
   $fechaFina = $_POST['fechaFina'];
   $frecuMini = $_POST['frecuMini'];
   $porceMini = $_POST['porceMini'];
   $cliente = $_POST['cliente'];
   $clienteCodi = substr($cliente,0,strpos($cliente,'-',0) - 1);
   $this->load->model('bi_model');
   $ventas = $this->bi_model-
>consClieVent($fechaInic,$fechaFina,$clienteCodi);
3. if($ventas != false)
4. if(is_array($this->frequentItem))
5. if(is_array($value))
6. if (empty($this->supportCount[$v]))
7. $this->supportCount[$v] = 1;
8. $this->supportCount[$v] = $this->supportCount[$v] + 1;
9. ksort($this->supportCount);
   arsort($this->supportCount);
10. if(is_array($supportCount))
11. if ($value >= $minimumSupportCount)
12. $this->supportCount[$key] = $value;
13. if(isset($v[$key]))
14. $ordered[$key] = $v[$key];
15. if(is_array($orderedFrequentItem))
16. case 2
17. if(empty($FPTree[0]['child'][$itemValue]))
18. $FPTree[0]['child'][$itemValue] = array('item' => $itemValue,'count' =>
1,'child' => null,);
19. $FPTree[0]['child'][$itemValue]['count'] =
$FPTree[0]['child'][$itemValue] ['count'] + 1;
20. case 3
21. if(empty($FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$itemValue]))
22. $FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$itemValue] =
array('item' => $itemValue,'count'=> 1,'child' => null,);
23. $FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$itemValue]['count'] =
$FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$itemValue]['count'] + 1;
24. case 4
25. if(empty($FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]
['child'][$itemValue]))
26.
$FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]['child'][$
itemValue] = array('item' => $itemValue,'count' => 1,'child' => null,);
27.
$FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]['child'][$
itemValue]['count'] =
$FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey
[2]]['child'][$itemValue]['count'] + 1;
28. case 5
```

29.

```
if(empty($FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]['child'][$FPTreeTempKey[3]]['child'][$itemValue]))
```

30.

```
$FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]['child'][$FPTreeTempKey[3]]['child'][$itemValue] = array('item' => $itemValue, 'count' => 1, 'child' => null,);
```

31.

```
$FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]['child'][$FPTreeTempKey[3]]['child'][$itemValue]['count'] = $FPTree[0]['child'][$FPTreeTempKey[1]]['child'][$FPTreeTempKey[2]]['child'][$FPTreeTempKey[3]]['child'][$itemValue]['count'] + 1;
```

32. Fin

C. APÉNDICE C

COMPLEJIDAD CICLOMÁTICA – ALGORITMO KNN

```
1. Inicio
2. if(is_array($produFpgrowth->FPtree))
3. if($keyNivel2 == "child" && is_array($nivel2))
4. if($keyProducto == "item")
5. $ingrProdRefes = $this->bi_model->selIngrProd($idProdRefe);
   $refesIngrProd = array();
6. if(is_array($ingrProdRefes))
7. $refesIngrProd[] = $ingrProdRefe['ingreprodu_ingrediente_id'];
8. $ProdCate = $this->bi_model->selProdCate($idCategoria,$idProdRefe);
9. if(is_array($ProdCate))
10. if(is_array($ingrProds))
11. if($keyProducto == "count")
12. $frecuencia = $producto;
13. if(empty($this->recomendados))
14. echo("No hay recomendaciones.");
15. $this->imprimeProductos();
16. echo("no_array");
17. $ingrProd[] = $ingrProdu['ingreprodu_ingrediente_id'];
18. $cantIngrProd = count($ingrProd);
19. if($cantIngrProdRefe >= $cantIngrProd)
20. if(is_array($ingrProdRefe) && is_array($ingrProd))
21. $ingrDife = array_diff($ingrProdRefe,$ingrProd);
22. if(is_array($ingrProdRefe) && is_array($ingrProd))
23. $ingrDife = array_diff($ingrProd,$ingrProdRefe);
24. $distanciaEuclidiana = sqrt($cantidadDife * pow((100/$cantidadIngre),2));
25. if($valoSimi >= $porceMini)
26. $this->recomendados[$prod['id_producto']] = $valoSimi;
27. Fin
```

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Rosado, Alveiro., Rico, Dewar. *Inteligencia de Negocios: Estado del Arte*. Scientia Et Technica, vol. XVI, núm. 44, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia, abril, 2010.
- [2] Babini Pablo. *Inteligencia de Negocios. Dónde y cómo se abastecen las empresas de un insumo estratégico clave para competir y crecer*. Wobi Content Team. Volumen 15, marzo/abril 2010.
- [3] Vallejos Sofía J. *Trabajo de adscripción Minería de Datos*. Universidad Nacional del Nordeste. 2006.
- [4] Mosquera Alexander, Rincón Derlisiret y Romero María. *La organización basada en los sistemas de información*. Unidad Académica Ciencias del Lenguaje y la Comunicación, Departamento de Ciencias Humanas, Facultad Experimental de Ciencias, Universidad del Zulia, Maracaibo, Venezuela, 2001.
- [5] Aluja Tomás. *La minería de datos entre la estadística y la inteligencia artificial*. Qüestio, vol 25, 3, p. 479-498, 2001.
- [6] Naranjo Roberto, Sierra Luz. *Herramienta software para el análisis de canasta de mercado sin selección de candidatos*. Revista Ingeniería e investigación Vol. 29 No. 1, abril, 2009.
- [7] Castañeda José, Rodríguez Miguel. *La minería de datos como herramienta de marketing: Delimitación y medida de evaluación del resultado*. Universidad de Granada, Facultad de CC.EE. y EE. Departamento de Comercialización e Investigación de Mercados, Granada.
- [8] Andreu, R., Ricart J. E. y Valor, J. *Estrategia y Sistemas de Información*. Mc Graw-Hill, Madrid, 1991.
- [9] Menguzzato, M. y J. J. Renau. *La Dirección Estratégica de la empresa*. Un enfoque innovador del Management, Ariel, Barcelona, 1991.
- [10] Hernández, Alejandro. *Los sistemas de información: Evolución y desarrollo*. Departamento de Economía y Dirección de Empresas, Universidad de Zaragoza. 2003.
- [11] Lapiedra, Rafael., Devece, Carlos. y Guiral, Joaquín. *Introducción a la gestión de sistemas de información en la empresa*. Universitat Jaume I, 2011.
- [12] Cano, Josep. *Business intelligence, competir con información*. En 12º Simposio nacional, 1º Internacional. Business Intelligence Gestión Estratégica de la Información. Symposium conducted at the meeting of Asociación

Colombiana de Facultades de Administración (ASCOLFA), Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, Bogotá, noviembre, 2012.

[13] Abreu, José., Calzada, Leticia. *El impacto de las herramientas de inteligencia de negocio en la toma de decisiones de los ejecutivos*. Daena: International Journal of Good Conscience. Septiembre, 2009.

[14] Virseda, Fernando., Carrillo, Javier. *Minería de datos y aplicaciones*.

[15] Castañeda, José., Rodríguez, Miguel. *La minería de datos como herramienta de Marketing: Delimitación y medidas de evaluación del resultado*.

[16] Moreno, María., Miguel, Luis., García, Francisco y Polo, José. *Aplicación de técnicas de minería de datos en la construcción y validación de modelos predictivos y asociativos a partir de especificaciones de requisitos de software*. Universidad de Salamanca, Departamento de Informática y Automática. Salamanca, España. 2006.

[17] Mendez, A., Mártire, A., Britos, P. y García-Martínez R. *Fundamentos de Data Warehouse*. Reportes Técnicos en Ingeniería del Software. Vol. 5, Pág. 19-26. Instituto Tecnológico de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina. 2003.

[18] Calleja, A *Minería De Datos Con Weka Para La Predicción Del Precio De Automóviles De Segunda Mano*. 2010.

[19] García, J., y Acevedo, A. *Análisis Para Predicción De Ventas Utilizando Minería de Datos en Almacenes de Ventas de Grandes Superficies*. Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia. 2010.

[20] Passoni, L. *Las Redes Neuronales Artificiales como Elementos del Sistema de Soporte a las Decisiones en la Administración Universitaria*. 2003

[21] ETL Process. Recuperado el 7 de enero de 2016, de <http://datawarehouse4u.info/ETL-process.html>.

[22] Data Mart Concepts. Recuperado el 7 de enero de 2016, de https://docs.oracle.com/html/E10312_01/dm_concepts.htm

[23] Gobernanza de las tecnologías de la información. Recuperado el 6 de febrero de 2016, de https://es.wikipedia.org/wiki/Gobernanza_de_las_tecnolog%C3%ADas_de_la_informaci%C3%B3n

[24] Manifiesto ágil. Recuperado el 6 de febrero de 2016, de https://es.wikipedia.org/wiki/Manifiesto_%C3%A1gil.

- [25] Data governance. Recuperado el 6 de febrero de 2016, de https://en.wikipedia.org/wiki/Data_governance.
- [26] Espacio euclídeo. Recuperado el 6 de febrero de 2016, de https://es.wikipedia.org/wiki/Espacio_eucl%C3%ADdeo.
- [27] Castillo, Julio y Palomino, Luis. *Implementación de un Data Mart como una solución de Inteligencia de Negocios para el área de logística de T-Impulso*. Revista de investigación de sistemas e informática, Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática, Universidad Nacional Mayor de San Marcos. 2012.
- [28] Reyes, Víctor. *Procedimiento para la toma física de los inventarios en las organizaciones*. Centro de gestión de mercados, logística y tecnologías de la información, SENA.
- [29] Itnove. Coaching y consultoría Scrum. URL http://www.itnove.com/sites/default/files/pictures/scrum_ES.png.
- [30] Softeng. URL <https://softeng.blob.core.windows.net/softengpublish/invar/96d5cb2a-34dc-4f52-a56c-4462aeb03c4b>.
- [31] Naranjo, Roberto y Sierra, Luz Marina. *Herramienta de software para el análisis de canasta de mercado sin selección de candidatos*. Revista Ingeniería e Investigación VOL 29 No1. Abril de 2009.
- [32] L. Balby, A.s Hotho, R. Jäschke, A. Nanopoulus, S. Rendle, L. Schmidt-Thieme, G. Stumme, y P. Symeonidis. *Recommender systems for social tagging systems*. SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering 2012. Springer. 2012.
- [33] Marina Pepa, Sofía. *Suite de algoritmos de recomendación en aplicaciones reales*. Universidad Autónoma de Madrid. Departamento de ingeniería informática. Madrid. Mayo de 2014.
- [34] García Cambronero, Cristina y Gómez Moreno, Irene. *Algoritmos de aprendizaje KNN y KMEANS*. Universidad Carlos III de Madrid. Madrid.
- [35] Pinho Lucas, Joel. *Métodos de clasificación basados en asociación aplicados a sistemas de recomendación*. Departamento de Informática y Automática. Universidad de Salamanca, Salamanca, España. Octubre de 2010.
- [36] Pérez A., Oiver Andrés. *Cuatro enfoques metodológicos para el desarrollo de Software RUP – MSF – XP - SCRUM*. Revista inventum, [s.l.], n. 10, jun. 2011. Issn 1909-2520.

Disponible

en:<<http://biblioteca.uniminuto.edu/ojs/index.php/inventum/article/view/9/9>>.

[37] Cardacci, Darío. *Refactorización de código y consideraciones sobre la complejidad ciclomática*. Universidad del Cema, Buenos Aires, Argentina. Septiembre de 2016.

[38] Complejidad ciclomática. URL: https://es.wikipedia.org/wiki/Complejidad_ciclom%C3%A1tica

[39] Sergio Galán. *Filtrado colaborativo y sistemas de recomendación*. Exercise, 2007.

[40] Betarte, L, Machado, R y Molina, V. *PGMUSICA: sistema de recomendación de música basado en filtrado colaborativo*. Tesis de grado. Universidad de la República. Facultad de Ingeniería. Instituto de Computación. Uruguay. 2006.

[41] Florez, Leonardo y Grisales, Felipe. *Formulación de criterios para la selección de metodologías de desarrollo de software*. Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia. 2014.