

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL



TEMA:

“MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ROSAS BASADO EN REDES BAYESIANAS EN LA FINCA AGRÍCOLA SUSAN FLOWERS SUSAN QUIM S. A.”

Trabajo de Grado previo a la obtención del título de Ingeniero en la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas. Especialidad Ingeniero Industrial

AUTOR(A):

Quimbiamba Farinango Juan Carlos

DIRECTOR(A):

Saraguro Piarpuezan Ramiro Vicente

Ibarra, 2023



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE BIBLIOTECA UNIVERSITARIA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO			
CÉDULA DE IDENTIDAD:	1727673202		
APELLIDOS Y NOMBRES:	Quimbiamba Farinango Juan Carlos		
DIRECCIÓN:	Pichincha-Cayambe		
EMAIL:	jquimbiambaf@utn.edu.ec		
TELÉFONO FIJO:		TELÉFONO MÓVIL:	0992608048

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	"MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ROSAS BASADO EN REDES BAYESIANAS EN LA FINCA AGRÍCOLA SUSAN FLOWERS SUSAN QUIM S. A."
AUTOR:	Quimbiamba Farinango Juan Carlos
FECHA:	17/02/2023
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO	
PROGRAMA:	<input checked="" type="checkbox"/> PREGRADO <input type="checkbox"/> POSGRADO
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniero Industrial
ASESOR /DIRECTOR:	Ing. Saraguro Ramiro. Msc.

2. CONSTANCIAS

El autor (es) manifiesta (n) que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto, la obra es original y que es (son) el (los) titular (es) de los derechos patrimoniales, por lo que asume (n) la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá (n) en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 20 días del mes de Febrero de 2023.

EL AUTOR:

(Firma).....

Nombre: ..Quimbiamba Juan Carlos.



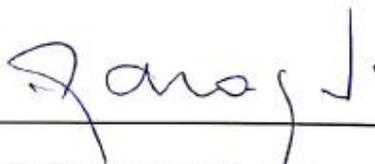
UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
CERTIFICACIÓN DEL TUTOR

Ing. Saraguro Ramiro. Msc. Director del trabajo de grado desarrollado por el estudiante
QUIMBIAMBA FARINANGO JUAN CARLOS.

CERTIFICA

Que, el proyecto de trabajo de grado titulado “**MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ROSAS BASADO EN REDES BAYESIANAS EN LA FINCA AGRÍCOLA SUSAN FLOWERS SUSAN QUIM S. A**”, ha sido elaborada en su totalidad por el señor estudiante Quimbiamba Farinango Juan Carlos bajo mi dirección, para la obtención del título de Ingeniero Industrial. Luego de ser revisada, considerando que se encuentra concluido y cumple con las exigencias y requisitos académicos de la facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas, Carrera de Ingeniería Industrial, autoriza su presentación y defensa para que pueda ser juzgado por el tribunal correspondiente.

Ibarra, 17 de febrero del 2023



Ing. Saraguro Ramiro. Msc.

DIRECTOR DE TRABAJO DE GRADO

DEDICATORIA

A mi madre

Rosa Farinango, es la persona más importante en mi vida y de todo corazón agradezco su apoyo incondicional, pues sin ella no lo hubiese logrado, tus enseñanzas y tu sencillez me dirigen por el camino correcto por tal motivo te doy mi trabajo en ofrenda a tu amor y paciencia madre mía.

A mi padre

Juan Carlos Quimbiamba, que me enseñó a apreciar los resultados del trabajo duro, a saber, el precio de una gota de sudor en la frente, a ser un “amigo” ya dar palabras de aliento; como mi padre, tienes un lugar muy especial en mi corazón y este trabajo es fruto del apoyo incondicional en todos estos años de estudio mil gracias, padre mío.

A mis hermanas

Gracias a mis hermanas por el don de la paciencia y la reflexión, por compartir las alegrías y frustraciones superadas, por su confianza y por permitirme ser parte de sus vidas, las amo a cada una de ellas, Rosa, Cinthia y Daniela; siempre están en mi vida.

A mis abuelos

Pedro Quimbiamba, Miriam Álvarez, Carlos Farinango y Ofelia Calaguillin quienes son parte integral de mi crianza, educación y mi valor como persona.

A Ximena Tobar

La gran persona que me permitió compartir su vida conmigo, me dio su amor, supo tolerarme y perdonarme, me dio confianza y no me dejó caer por su apoyo incondicional siempre.

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, agradezco a dios por darme la fuerzas, el conocimiento necesario para afrontar las dificultades que se han suscitado en mi vida. A encontrar la paz en momentos arduos y a luchar incasablemente por aquello que anhelamos siempre.

En segundo lugar, quisiera agradecer a mi querida Universidad Técnica del Norte por ser parte de tan gran institución y por haber desarrollado mi carrera académica en la Facultad de Ciencias Aplicadas y Licenciaturas en la carrera que anhele toda mi vida como lo es la Ingeniería Industrial. Además de formar profesionales competentes, también forma profesionales éticos para cualquier campo laborar.

Al Ing. Saraguro Ramiro. Msc, por ponerse al frente de este trabajo, quien sin pensarlo dos veces tomo las riendas de tan importante investigación y sobre todo por guiarme, tenerme paciencia en este último paso en mi vida académica, además de brindar todas las ayudas posibles con el cariño que lo caracteriza.

A los Ing. Edgar Lema, Ing. Robert Valencia por sus constantes enseñanzas y su apoyo.

A la empresa florícola Susan Flowers Susan Quim S.A. por su acogida y predisposición para colaborar en la elaboración de mi trabajo.

Al Ingeniero Israel Herrera, por brindarme su tiempo y apoyo en el ámbito de modelación y lenguaje R para mi investigación.

Por último, a todos mis docentes de la carrera de Ingeniería Industrial, de todo corazón gracias por sus conocimientos y apoyo en este periodo de tiempo.

Quimbiamba Farinango Juan Carlos

Índice de contenidos

CONSTANCIAS.....	¡Error! Marcador no definido.
.....	III
DEDICATORIA	IV
AGRADECIMIENTO	V
INDICE DE ILUSTRACIONES.....	X
INDICE DE TABLAS.....	XI
RESUMEN.....	XII
ABSTRACT	XIV
CAPITULO I.....	1
1. GENERALIDADES	1
1.1. Problema	1
1.2. Objetivos	2
1.2.1. Objetivo General	2
1.2.2. Objetivos Específicos.....	2
1.3. Justificación	3
1.4. Metodología	4
1.4.1. Tipo de investigación.....	4
1.4.2. Método de Investigación	5
1.4.3. Técnica de Investigación.....	5
1.4.4. Instrumentos	6
1.5. Alcance	6
CAPITULO II.....	8
2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	8
2.1. Normativa Legal.....	8
2.2. Producción Florícola.....	9
2.2.1. Sector Florícola.....	10
2.2.2. La Floricultura Ecuatoriana	10
2.2.3. Aspectos clave en el área de producción	11
2.2.4. Variedades de flores ecuatorianas.....	14
2.2.5. Exportación de Flores	17
2.3. Pronóstico.....	19
2.3.1. Aplicaciones de los pronósticos.....	21
2.3.2. Modelos de pronóstico	23
2.3.2.1. Modelo de pronósticos Determinísticos.....	23
2.3.2.2. Modelo de pronósticos Estocásticos.....	29

2.3.2.2.1.	Datos para regresión múltiple con series de tiempo.....	29
2.3.2.2.2.	Condiciones para utilizar análisis estadístico inferencial con datos de series de tiempo	30
2.3.3.	El papel del pronóstico en una cadena de suministro	31
2.3.4.	Bases de datos para pronósticos.....	32
2.4.	Data Manning	33
2.4.1.	Tareas de la Data Manning	34
2.4.2.	Proceso para la elaboración de una Data Manning	37
2.5.	Redes Bayesianas.....	43
2.5.1.	Característica de las Redes Bayesianas	44
2.5.2.	Aplicaciones de las Redes Bayesianas.....	47
2.5.3.	Ventajas de las redes bayesianas.....	48
2.6.	R Project y R Studio.....	49
2.6.1.	Que es R.....	49
2.6.2.	Características de R	50
2.6.3.	La estructura de R Studio.	51
2.7.	Modelación Matemática	54
2.7.1.	Modelación matemática BN	54
2.7.1.1.	Estructura de la serie de tiempo.....	54
2.7.1.2.	Especificación y elicitación previas	56
2.7.1.3.	La posterior condicional de β y $\sigma \in 2$ dado γ	58
2.7.1.4.	El posterior marginal de γ	59
2.7.2.	Cadena de Márkov Monte Carlo	60
2.7.2.1.	Parámetros de aprendizaje	60
2.7.2.2.	Fórmula para el pronóstico con redes bayesianas	61
2.7.3.	Modelación matemática MLP	62
2.7.3.1.	Multi-Layar Perceptron (MLP) para la previsión de series temporales.....	62
2.7.3.2.	Detección de estacionalidad en las series de datos históricos.....	64
2.7.3.3.	Proceso de aprendizaje de la red neuronal.....	64
2.7.3.4.	Error cuadrático medio (MSE)	65
2.7.3.5.	Raíz cuadrada del error medio (RMSE).....	66
CAPÍTULO III		67
DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL		67
3.1.	Descripción de la empresa	67
3.2.	Localización de la empresa.....	68
3.3.	Misión.....	68

3.4. Visión.....	68
3.5. Objetivos estratégicos	69
3.6. Estructura organizacional	70
3.7. Procesos.....	71
3.7.1. Cadena de valor	71
3.7.2. Diagrama de SIPOC.....	71
3.7.3. Proceso productivo (postcosecha)	71
3.8. Cadena de suministros	72
3.8.1. Actores de la cadena de suministros	72
3.8.2. Procesos en la cadena de suministros	73
3.9. Análisis interno.....	74
3.9.1. Determinación de características internas	74
3.9.2. Determinación de matrices de Holmes o Priorización.	76
3.9.3. Evaluación den entorno interno y externo	81
3.9.4. Matriz de 9 caras	83
3.10. Análisis externo	84
3.10.1. Balanza de pagos	84
3.10.2. PIB (Producto Interno Bruto)	89
3.10.3. SPNF (Sector Público No Financiero)	90
3.10.4. Carga tributaria	92
3.10.5. IPC (Índice de Precios al Consumidor)	93
3.10.6. Inflación.....	94
3.10.7. Desempleo	95
3.11. Análisis ABC.....	95
3.12. Elaboración de la fórmula para la normalización de predictores	103
CAPÍTULO IV	104
4. DESARROLLO DEL MODELO DE PRONÓSTICO	104
4.1. Diseño del experimento.....	104
4.4. Construcción del modelo	108
4.6. Implementación y evaluación de Predictores	111
4.7. Evaluación del pronóstico.....	115
CAPÍTULO V.....	116
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS	116
5.1. Rendimiento de los predictores en el modelo de pronóstico.....	116
5.2. Rendimiento del modelo de pronóstico frente a otros modelos.....	122

5.3. Implicaciones de la implementación en la cadena de suministros en la empresa	
Susan Flowers.....	127
Conclusiones	133
Recomendaciones	136
BIBLIOGRAFIA.....	137
ANEXOS	140

INDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1	<i>Proceso de exportación de rosas</i>	18
Ilustración 2	<i>Pronóstico con redes bayesianas</i>	20
Ilustración 3	<i>Ecuación de Regresión Lineal</i>	30
Ilustración 4	33
Ilustración 5	<i>Proceso data Mining</i>	35
Ilustración 6	<i>Proceso de elaboración Data Mining</i>	37
Ilustración 7	<i>Proceso CRISP-M</i>	39
Ilustración 8	<i>Proceso de Minería de Datos</i>	40
Ilustración 9	<i>Pasos del modelamiento</i>	42
Ilustración 10	<i>Grafo de Redes Bayesianas</i>	44
Ilustración 11	<i>Hoja principal de R studio</i>	52
Ilustración 12	<i>R studio</i>	53
Ilustración 13	<i>Estructura de un MLP autorregresivo para la previsión de series temporales</i>	63
Ilustración 14	<i>Ubicación de la empresa Susan Flowers</i>	68
Ilustración 15	<i>Variación anual de exportaciones / importaciones</i>	86
Ilustración 16	<i>Variación anual de activos / pasivos</i>	87
Ilustración 17	<i>El sector florícola y su participación en el PIB (2010 - 2021)</i>	90
Ilustración 18	<i>Variaciones de ingresos del SPNF (2018 - 2020)</i>	91
Ilustración 19	<i>Variaciones de gastos del SPNF (2018 - 2020)</i>	91
Ilustración 20	<i>Variaciones de ingresos tributarios y no tributarios (2018 - 2020)</i>	93
Ilustración 21	<i>Índice de precios al consumidor del sector florícola (2016 - 2020) ...</i>	94
Ilustración 22	<i>Inflación (2018 - 2021)</i>	94
Ilustración 23	<i>Desempleo (2018 - 2021)</i>	95
Ilustración 24	<i>Datos para la elaboración del análisis ABC</i>	96
Ilustración 25	<i>Elaboración de ranking, posición de producto y costos porcentuales</i>	97
Ilustración 26	<i>Clasificación A</i>	98
Ilustración 27	<i>Clasificación B</i>	99
Ilustración 28	<i>Clasificación C</i>	100
Ilustración 29	<i>Resumen de Resultados del análisis ABC</i>	101
Ilustración 30	<i>Resultados análisis ABC</i>	101
Ilustración 31	<i>Diagrama de Pareto</i>	102
Ilustración 32	<i>Base de Datos factores externos</i>	105
Ilustración 33	<i>Resumen de Desviación estándar de los factores</i>	106

INDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Etapa de pronóstico</i>	5
Tabla 2 <i>Variedad de rosas Susan Flowers</i>	15
Tabla 3 <i>Modelo de pronósticos cualitativos</i>	26
Tabla 4 <i>Métodos por Series de Tiempo para pronósticos (Macias Calvario, 2007)</i>	27
Tabla 5 <i>Métodos casuales (Macias Calvario, 2007)</i>	28
Tabla 6 <i>Síntesis de la minería de datos</i>	36
Tabla 7 <i>Estructura organizacional</i>	71
Tabla 8 <i>Roles y funciones de los actores de la cadena de suministros organizacionales</i>	73
Tabla 9 <i>Fortalezas</i>	74
Tabla 10 <i>Oportunidades</i>	75
Tabla 11 <i>Debilidades</i>	75
Tabla 12 <i>Amenazas</i>	76
Tabla 13 <i>Matriz de Holmes para fortalezas</i>	77
Tabla 14 <i>Matriz de Holmes para oportunidades</i>	78
Tabla 15 <i>Matriz de Holmes para debilidades</i>	79
Tabla 16 <i>Matriz de Holmes para amenazas</i>	80
Tabla 17 <i>Evaluación del entorno interno</i>	81
Tabla 18 <i>Evaluación del entorno externo</i>	82
Tabla 19 <i>Matriz FODA empresarial</i>	83
Tabla 20 <i>Representación del sector florícola en el PIB</i>	89
Tabla 21 <i>Demanda de Rosas 2019-2020</i>	107
Tabla 22 <i>Archivos de la Data completa-Demanda de rosas</i>	108
Tabla 23 <i>Data completa Factores Externos</i>	109
Tabla 24 <i>Hoja de cálculo de errores</i>	113
Tabla 25 <i>Errores Cuadráticos Variedad Explorer</i>	114
Tabla 26 <i>Pronóstico de la demanda con BN para las variedades de rosas</i>	117
Tabla 27 <i>Resultado de la combinación de todos los factores</i>	118
Tabla 28 <i>Resultado de pronóstico de factores de mayor incidencia</i>	119
Tabla 29 <i>Gráficos de Resultados de los tres factores de mayor incidencia</i>	120
Tabla 30 <i>Resultados de la combinación de DSP-INF-BP</i>	122
Tabla 31 <i>Hoja de cálculo de errores modelo MLP</i>	123
Tabla 32 <i>Resultados de pronóstico MLP</i>	124
Tabla 33 <i>Tabla comparativa RMSE</i>	126
Tabla 34 <i>Resumen de resultados Factores vs Pandemia</i>	128
Tabla 35 <i>Gráficos del pronóstico BN con los factores de pandemia</i>	129
Tabla 36 <i>Resumen Final de pronósticos B, MLP y Pandemia</i>	131

RESUMEN

El presente trabajo de grado se trata acerca de un Modelo de Pronóstico de la demanda de rosas basado en Redes Bayesianas en la finca agrícola Susan Flowers Susan Quim S. A.”. En primera instancia se realizó un estudio bibliográfico sobre la producción de rosas, los pronósticos con redes bayesianas con su respectiva modelación matemática, además se realiza un diagnóstico de la situación actual de la empresa para tener claro el enfoque que se le va a dar a la investigación. Posteriormente, con los datos validados de la demanda, se realiza un análisis ABC el cual nos ayuda a clasificar los productos estrella que tiene la empresa y de esa manera realizar la modelación correspondiente con BN. (Bayesian Networks).

A continuación, se realizó una minería de datos tanto de la demanda real de rosas desde el año 2020 hasta el 2021, y a la par, de cada uno de los factores externos a introducir dentro del modelo como son: balanza de pagos, producto interno bruto, sector público no financiero, carga tributaria, índices de precios al consumidor, inflación, desempleo y la pandemia COVID-19.

El diseño del modelo realizado consta de: La primera parte consiste en elaborar el pronóstico demanda mensual de las principales variedades de rosas, mediante la modelación de redes bayesianas con ocho modelos de predictores. El resultado del error cuadrático medio, RMSE, ayudó evidenciar que no todos los factores inciden de manera negativa a la demanda, al contrario, solo se logra obtener el resultado de tres factores de mayor incidencia que provoca pérdidas económicas a la empresa durante el periodo de 24 meses. Con los tres factores externos, desempleo, la balanza de pagos e inflación se diseña un modelo de redes bayesianas. La red bayesiana proporcionó resultados

satisfactorios sin necesidad de una gran cantidad de datos históricos y con un bajo costo computacional.

La segunda parte consiste en comparar los métodos de pronósticos tradicional en este caso MLP con el método de pronósticos de reyes bayesianas, utilizando la misma base de datos tanto de la demanda como de los factores externos.

La tercera parte trata sobre la implementación de un factor de pandemia vs los factores de mayor incidencia, dentro del cual se realiza el mismo proceso de modelación tomando en cuenta la demanda de rosas por cada variedad, dando como resultado que los valores de los factores externos principales son iguales a los del factor pandemia. Es decir que todo aquello que se sucedió para que estos factores tengan este comportamiento fue a causa de la pandemia COVID-19 lo cual provocó grandes cambios en el sistema financiero de la empresa derivado en pérdidas económicas.

ABSTRACT

The present work of degree is about a Model of Forecast of the demand of roses based on Bayesian Networks in the agricultural farm Susan Flowers Susan Quim S. A.", In the first instance a bibliographic study was made on the production of roses, the forecasts with Bayesian networks with its respective mathematical modeling, in addition a diagnosis of the current situation of the company is made to have clear the approach that is going to be given to the investigation. Subsequently, with the validated demand data, an ABC analysis is performed, which helps us to classify the company's star products and thus perform the corresponding modeling with BN (Bayesian Networks). Next, a data mining of the real demand for roses from 2020 to 2021 was carried out, and at the same time, of each of the external factors to be introduced into the model, such as: balance of payments, gross domestic product, non-financial public sector, tax burden, consumer price indexes, inflation, unemployment, and the COVID-19 pandemic.

The design of the model consists of: The first part consists of elaborating the monthly demand forecast for the main varieties of roses, through Bayesian network modeling with eight predictor models. The result of the root means square error, RMSE, helped to show that not all the factors have a negative impact on demand; on the contrary, only three factors with the highest incidence that cause economic losses to the company during the 24-month period were obtained. With the three external factors, unemployment, balance of payments and inflation, a Bayesian network model is designed. The Bayesian network provided satisfactory results without the need for a large amount of historical data and with a low computational cost.

The second part consists of comparing the traditional forecasting methods in this case MLP with the Bayesian kings forecasting method, using the same database of both demand and external factors.

The third part deals with the implementation of a pandemic factor vs. the factors of higher incidence, within which the same modeling process is performed taking into account the demand for roses for each variety, resulting in the values of the main external factors being equal to those of the pandemic factor. That is to say that everything that happened for these factors to have this behavior was due to the COVID-19 pandemic, which caused great changes in the financial system of the company, resulting in economic losses.

CAPITULO I.

1. GENERALIDADES

1.1.Problema

La Finca Agrícola Susan Flowers Susan Quim S. A. es una pequeña empresa ubicada en el cantón Cayambe, provincia de Pichincha, perteneciente al segundo sector de la economía, la cual se dedicada a cultivar, producir y exportar a diferentes mercados rosas de calidad, se encuentra conformada por 32 trabajadores distribuidos en las áreas administrativa y operativa.

El hecho de enfrentarse a un escenario incierto en cuanto a la demanda de rosas en el mundo por la crisis de la pandemia de Covid-19, ha llevado a una reestructuración del sector florícola, que ha derivado en despidos y pérdidas económicas significativas para la empresa Susan Flowers.

La empresa considera que el golpe ha sido general y ha significado una reducción en el precio de exportación de alrededor del 23%, además al no tener ventas ocasionó una sobreproducción de rosas, por lo cual se optó por la reducción de plantaciones, dado que, el único uso que se le ha podido dar es para abonos en las composteras. Otro factor muy importante es el despido temporal de personal que en la empresa represento el 20 % del total de los obreros (Primicias, 2020).

- Pese a que en los últimos meses el sector florícola ha experimentado una ligera recuperación, sigue trabajando a un 73% de su capacidad, este hecho puede ser peligroso debido a:
- Los márgenes de ganancia en el sector florícola son reducidos, en muchos casos se trabaja a pérdida.

- Existen problemas de liquidez, esto se evidencia en las declaraciones del presidente de expoflores, Alejandro Martínez: “el tiempo de cobranza en las florícolas en promedio era de 72 días y ahora es de 124 días” (Primicias, 2020).
- Existe una baja certeza en el pronóstico, debido a cambios en los pedidos de los clientes, al trabajar bajo un ambiente de incertidumbre.

Cabe recalcar que experimentar una ligera recuperación no significa que el mercado se mantendrá así, por ello la empresa tiene la necesidad de contar con un pronóstico que le ayude a planificar su producción y la gestión de toda la cadena de suministros (SC) de la manera óptima y adecuada, tomando en cuenta cada uno de los parámetros que influyen dentro del mercado de rosas.

1.2.Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo para el pronóstico de la demanda de rosas de la Finca Susan Flowers que mejore la gestión de toda la cadena de suministro de forma anticipada mediante redes bayesianas.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Elaborar el marco teórico referencial de la investigación revisando las técnicas y la aplicación de Redes Bayesianas en el pronóstico de la demanda de rosas del sector florícola.
- Realizar un algoritmo para estandarizar la escala de los predictores dentro del modelo de la red bayesiana e implementar un nuevo predictor de riesgo sobre la demanda de rosas mediante las herramientas de probabilidad y estadística.
- Gestionar los datos de la demanda para analizar su comportamiento mediante los cambios en la escala y la amplitud de las variables predictivas dentro del modelo.

- Analizar los resultados obtenidos en la planificación de la demanda de rosas a partir del desarrollo del pronóstico y validar el modelo con un método que compare los errores obtenidos mediante MLP y BN de forma equitativa.

1.3. Justificación

En la actualidad la exportación de rosas es un sector primordial para la economía del país, ya que genera 40 000 empleos directos y más de 55 000 empleos indirectos, de igual manera representa alrededor del 4.21% de las exportaciones del país, alcanzando un ingreso de 868 003 806 \$ en el año 2019, según datos de EXPOFLORES (Expoflores, 2021). Por ello la incidencia de este sector de la producción en la zona norte del país dinamiza la economía de dichas ciudades.

La empresa Susan Flowers ha atravesado escenarios inciertos desde el inicio de la pandemia, lo que ha generado un comportamiento fluctuante de su demanda que ocasiona que la misma, trabaje de una manera empírica y sin un rumbo definido. Además, el hecho de producir con una demanda inestable genera en la florícola pérdidas económicas que no solo afectan a la organización como tal, sino que influye de manera directa en el ámbito socioeconómico de todos aquellos que dependen de esa actividad (Susan Flowers, 2021).

El contar con un modelo de pronósticos basado en redes bayesianas (BN), que contribuya a la organización a implementar una planificación de la producción que se ajuste totalmente a los escenarios que puede llegar a sufrir la empresa, garantizará que la misma pueda ajustar su producción a una demanda más realista, evitando pérdidas económicas, reducción de personal y materia prima (Herrera et al.,2020).

Por ello la necesidad de obtener un pronóstico con el menor error posible, esto se logrará con la incorporación de predictores que tomen en cuenta todas las variables que determinan

la demanda en el mercado, además se debe realizar un análisis en donde se evalué el pronóstico con cada predictor de forma individual y grupal, para así obtener cuales de ellos son los que favorecen a la obtención de un mejor pronóstico de la demanda.

El presente proyecto está enfocado en la línea de investigación de: gestión, producción y seguridad en la industria, dentro del parámetro de gestión de las operaciones y cadena de suministros.

1.4. Metodología

1.4.1. Tipo de investigación

Se ajusta al tipo de investigación de campo, pues para el desarrollo del proyecto, es necesario recopilar toda la información en el lugar del estudio, información que es necesaria para poder analizar y emitir un criterio o resultado.

El enfoque que se utilizará para la adquisición de información será cuantitativo, debido a que en el estudio se analizará datos numéricos por medio de estadísticas para dar solución a preguntas de investigación o realizar verificaciones de hipótesis.

Se utilizarán una serie de métodos y técnicas que permitirán alcanzar las metas establecidas y los resultados esperados de esta investigación. El método principal por utilizar es el método de pronóstico redes bayesianas, que define una serie de pasos organizados para desarrollar correctamente los pronósticos como se muestra en la tabla 1.

Tabla 1*Etapas de pronóstico*

Nº	Etapas del Pronóstico
1	Formulación del problema y recopilación de datos
2	Manipulación y limpieza de datos
3	Construcción y evaluación del modelo
4	Implementación del modelo (el pronóstico real)
5	Evaluación del pronóstico

Nota: Fuente: (Hanke & Wichern, 2010).

1.4.2. Método de Investigación

Método Deductivo. - Mediante la aplicación del pronóstico con redes bayesianas para la previsión de la demanda, es posible analizar la estimación y proyección de la producción de rosas.

Método Descriptivo. - Se analiza la situación actual de la empresa observando y registrando en detalle las actividades de la empresa que se desarrollan dentro de la misma.

Método de Diseño de Modelos de Pronóstico con Redes Bayesianas.

1.4.3. Técnica de Investigación.

Encuestas y entrevistas a los trabajadores del área en estudio.

Observación

Investigación bibliográfica

Estudios de caso

Método experimental con Redes Bayesianas.

Documentos y registros

1.4.4. Instrumentos

Software R Studio.

Silver Book

Base de datos en CSV.

1.5. Alcance

La presente investigación se realizará en la empresa Susan Flowers ubicada en el cantón Cayambe debido a la necesidad de predecir la demanda de rosas dentro de diferentes escenarios de incertidumbre mediante el uso de redes bayesianas y el soporte del software R Studio. El software R Studio es una herramienta para predecir el crecimiento y la demanda de este recurso basada en la producción de rosas.

El estudio iniciará con estableciendo el estado del arte, para determinar cada uno de los factores que inciden en la cadena de suministros de rosas para determinar la demanda de estas. Se elaborará una propuesta de un modelo de pronósticos que determine la demanda para años futuros basado en el estudio de redes bayesianas, el cual tome en cuenta las variables que causan mayor incidencia dentro del comportamiento de esta, específicamente aportaremos con nuestro trabajo continuando el trabajo de Herrera y Lorente 2020 (Herrera Granda et al., 2020), quienes en la sección de trabajos futuros de su investigación siguieron agregar en los modelos de pronósticos con redes bayesianas el predictor de riesgos de pandemias. A más de otros predictores sugeridos por la literatura relacionada. Luego determinaremos cuales serían los predictores más importantes.

Luego se realizará una comparativa con otro método de pronóstico, mediante el desarrollo de un plan que compare los errores de dichos modelos, para que así garanticen que el resultado del modelo de pronóstico propuesto se acerca en su mayoría a la realidad del sector florícola.

El modelo de pronósticos ayudará a mejorar la planificación de la producción de rosas y apoyará a la investigación del crecimiento de la demanda en los próximos años, y también ayudará a corregir la toma de decisiones y el desarrollo de las diferentes áreas dentro de la empresa. Además, los resultados obtenidos ayudarán a reducir el desperdicio de rosas el cual a su vez genera pérdidas económicas significativas dentro de la empresa.

CAPITULO II.

2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

La información presentada se enfoca en la normativa legal, el estudio del proceso de producción de rosas, de los métodos y técnicas empleados en la ejecución de los pronósticos juntamente con la utilización de redes bayesianas. Teniendo en cuenta la importancia que conlleva en la cadena de suministros de las empresas o entidades destinadas a la producción de rosas.

2.1. Normativa Legal

Para la ejecución del trabajo de grado, la base legal es uno de los principales temas que se deben realizar, pues ayuda a sustentar, fortalecer y justificar la necesidad de llevar a cabo el proyecto, ya que se enfoca principalmente en mejorar la gestión de la cadena de suministro en la producción de rosas (Andina, 2020).

El sector exportador agrícola está sujeto a leyes, convenios y acuerdos que regulan el funcionamiento de sus actividades comerciales y operativas, para que pueda ser comercializado a nivel internacional y gozar de un trato preferencial en materia arancelaria. A continuación, exponemos las leyes, regulaciones, acuerdos relacionados con las actividades florícolas (Andina, 2020).

Decisión 515 de la Comunidad Andina de Naciones: Es un conjunto de normas y medidas sanitarias y fitosanitarias aplicables al comercio dentro de la subregión y con terceros países. A través de esta ley se promueve la aplicación de certificados fitosanitarios a productos vegetales, con el objetivo de certificar la calidad de estos y entrar al país de destino sin riesgo de contaminación biológica nociva (Andina, 2020).

El Registro Subregional de Normas Sanitarias y Fitosanitarias tiene como principal objetivo contribuir al principio de transparencia, otorgar certeza y seguridad jurídica en la aplicación y cumplimiento de las normas sanitarias y fitosanitarias que adopten los Países Miembros (Andina, 2020).

Asimismo, busca contribuir a un manejo seguro y ágil del comercio de plantas, productos vegetales, artículos reglamentados, y animales y sus productos a nivel subregional y con terceros países; permitir a los Países Miembros tener un conocimiento oportuno y generalizado de los requisitos que deben ser satisfechos en su intercambio; y evitar que las normas sanitarias y fitosanitarias se utilicen como restricciones injustificadas al comercio internacional (Andina, 2020).

2.2.Producción Florícola

“La producción florícola es la actividad que permite conocer a detalle todo el desarrollo productivo, tecnológico, económico, comercial y social de las plantas ornamentales, no solo se refiere al oficio sino también al arte de cultivar flores y plantas para su comercialización” (Morocho Aguirre, Cisneros Aliaga, & Soto Gonzalez, 2021, pág. 148). Basa su actividad en el uso intensivo de la tierra y de la mano de obra, por lo cual se ha convertido en una actividad practicada a nivel mundial.

Las actividades de cultivo de flores incluyen plantar, producir y vender varias plantas y materias primas en un ambiente controlado llamado invernadero; los productos principales son flores comerciales o de jardín, diseño de cultivos y arreglos florales.

2.2.1. Sector Florícola

El sector florícola posee una de las industrias más fuertes en muchos países desarrollados y en vías de desarrollo. Esta industria, que se inició a finales del siglo 19 abarca producción y cultivo de flores variadas tales como rosas, flores de verano, flores tropicales, y otras. Siendo las rosas el producto más cotizado y de mayor demanda a nivel mundial (Sozoranga Sandoval & Vélez Velásquez, 2016).

Se trata de una industria muy dinámica y de rápido desarrollo, compuesta por tres actores principales: productores, mayoristas y minoristas, cuyas actividades comerciales están interrelacionadas. La tendencia actual del mercado es eliminar a los intermediarios, es decir, la transferencia de flores de los productores a los minoristas, ya que así se lograría reducir considerablemente los precios (Sozoranga Sandoval & Vélez Velásquez, 2016).

2.2.2. La Floricultura Ecuatoriana

La actividad florícola ecuatoriana inició hace poco más de 30 años. El sector es una importante fuente de divisas y empleo para el Ecuador. Es de las pocas actividades agrícolas en el mundo que ha roto los esquemas comunes de comercialización de productos para la exportación, normalmente una actividad agrícola de exportación está compuesta por muchos productores, esta oferta se concentra en pocos exportadores o intermediarios y finalmente pocos importadores en destino. En el caso específico de la floricultura ecuatoriana, la comercialización se da a la inversa, Ecuador tiene 580 fincas productoras, 700 exportadores (incluidas las mismas fincas) y vende directamente a importadores, comercializadores (locales en destino) e inclusive a pequeños establecimientos, esta ha sido una de las estrategias más exitosas de la floricultura ecuatoriana (Sozoranga Sandoval & Vélez Velásquez, 2016)

Basado en la prolongada vida en florero una gran característica de nuestra flor el productor ecuatoriano decidió, hace ya 20 años, incursionar en vender flor a todos los destinos y a todos los gustos. Contra todo pronóstico y recomendación, se comenzó a demandar nuevas y diferentes variedades de flor de híbridos, la práctica y experiencia internacional siempre fueron producir pocas variedades en grandes extensiones de terreno, para que la productividad sea la que marque costos y precios competitivos (Sozoranga Sandoval & Vélez Velásquez, 2016). La finca ecuatoriana es pequeña y concentra muchas variedades de flor, actualmente los productores colombianos y holandeses (en Kenia) está imitando esta estrategia, simplemente porque es exitosa. El consumidor es cada vez más exigente, más detallista en gustos y sin lugar a duda se limita a escoger bien y lo justo (Sozoranga Sandoval & Vélez Velásquez, 2016).

2.2.3. Aspectos clave en el área de producción

- **Sistemas de producción:** Se pueden mencionar algunos como los sistemas hidropónicos, cultivos en suelo, sistemas de producción ecológicos, bajo invernadero, al aire libre, etc. La elección de uno de estos sistemas está en estrecha relación con el tipo de cultivo, preferencias del cliente y disponibilidad de recursos. Los sistemas hidropónicos requieren de inversiones altas, a cambio se esperarían productividades muy elevadas, caso contrario no justifican tales inversiones, la decisión se basa en la clase de cultivo que se vaya a desarrollar (Naranjo & Burgos, 2010)
- **Variedades Productivas:** En la floricultura existe un listado amplio de variedades, la elección de cualquier de ellas depende de la aceptación en los mercados internacionales, pero a la hora de elegir se debe tener siempre claro aspectos como resistencia, adaptación y productividad. Es importante señalar que muchas

variedades de flores están protegidas por la propiedad intelectual, lo que implica el pago de regalías (Naranjo & Burgos, 2010).

- **Propagación:** Es un elemento clave en la floricultura, desde aquí se planifica y ejecuta los programas de siembras de acuerdo con la necesidad de la empresa, ciertamente, la garantía de la calidad de la planta y el éxito en el cultivo está dado por la forma como se maneje esta área. En este punto es donde más cuidado se debe tener pues es importante conocer que el agua para la propagación sea de alta calidad, por eso se debe medir el PH del agua, su conductividad eléctrica y la alcalinidad y hacer los ajustes necesarios para una óptima producción (Naranjo & Burgos, 2010).
- **Cultivo General:** El conocimiento del hábitat natural de cada una de las especies es un factor clave para la provisión de las condiciones ideales y garantía de éxito en la producción. La altitud, el tipo de suelo, luminosidad, estaciones invernales y de verano, temperatura, etc., son fundamentales ya que minimizan los errores en la planificación de la producción, la cual es vital para el cumplimiento de la demanda de los clientes, en especial en las épocas importantes, como febrero y mayo, cuando las ventas de las flores experimentan un alza notable. Un error en el cálculo del tiempo de cultivo puede ocasionar que la cosecha se la realice a destiempo provocando que se pierdan mercados internacionales (Naranjo & Burgos, 2010).
- **Elección de Cultivos:** La elección del tipo de variedades que se van a producir, implica tomar en consideración los recursos económicos y las potencialidades de dichas variedades en el mercado internacional. El mercado de flores a nivel internacional es altamente competitivo y demanda un estudio a profundidad de este. Una buena decisión en la selección de variedades marca las posibilidades de éxito de la empresa (Naranjo & Burgos, 2010).

- **Postcosecha:** Está área es fundamental en el negocio, pues el control de calidad, la innovación y la garantía de que el producto va a llegar al cliente en perfectas condiciones. En la postcosecha es importante hidratar y enfriar a las flores de manera adecuada, controlando la tasa de respiración. Se debe tomar en cuenta que las temperaturas elevadas son enemigas de la duración de los productos de la floricultura (Naranjo & Burgos, 2010).
- **Logística Interna:** Son las actividades y tiempo que transcurre hasta antes de la postcosecha, un tallo de flor desde el mismo instante en que se corta de la planta empieza a sufrir senescencia o rápido envejecimiento, y uno de los indicadores de calidad en el producto es la duración de la vida del tallo en el florero. La larga vida de la flor sólo se garantiza con un sistema bien planificado para que se llegue en el menor tiempo posible a la postcosecha, se necesita de un trabajo coordinado y con máxima celeridad (Naranjo & Burgos, 2010).
- **Logística Externa:** Garantizar la cadena de frío desde la postcosecha hasta que llegue a las agencias de carga es fundamental para mantener la calidad del producto, para esto es importante la inclusión de medios adecuados para garantizar una cadena de frío adecuada para el producto, como, por ejemplo, camiones enfriadores y bodegas con cuartos fríos, incluso en los aeropuertos. Todos estos factores inciden en el precio final de las flores en los mercados internacionales, pero además hay que tomar en consideración otros aspectos, que se detallan en el siguiente cuadro, que también influyen en la calidad y precio de las flores (Naranjo & Burgos, 2010).

En el anexo 1, se detalla cada uno de los procesos que conlleva la producción de rosas dentro de una florícola desde la creación del invernadero y adaptación del suelo hasta la creación de los bonches y envío del producto.

2.2.4. Variedades de flores ecuatorianas.

Ecuador tiene un clima perfecto y propicio para el cultivo de rosas, por lo que se ha convertido en un importante exportador de flores por la variedad de rosas que allí se cultivan. Además, debido a su proximidad a la Cordillera de los Andes, tiene las condiciones climáticas perfectas para la producción de rosas y flores (Finca de rosas, 2023).

Las rosas de Ecuador se han convertido en las líderes de mercado, exportándose hasta 60 variedades de rosas, entre ellas la Rosa Roja, Freedom, Explorer, Undercover, Red Paris, Finally, y Royal Explorer. También, las diferentes variedades de rosas amarillas, entre ellas la Brighton y la Bikini, y otras rosas como las rosas de color púrpura como Deep Purple y Ravel, y la rosa de pimpollos Anna Nubia (Finca de rosas, 2023).

Estas rosas tienen mejores condiciones para su crecimiento, dado las condiciones geográficas de Ecuador. Por ende, son más grandes y fuertes, también desarrollan tallos y botones gruesos, además de tener un color fuerte, intenso y brillante (Finca de rosas, 2023).

El catálogo de rosas que se cultivan en Ecuador es muy amplio, superando incluso las 500 variedades. Entre las principales destacan Tara, Vendela, Freedom, aunque cada año se producen nuevas variedades de rosas por los breeders (Finca de rosas, 2023).

Cada mercado tiene sus favoritas, por ejemplo, en España, los más populares son las rosas rojas Freedom, crema (como Vendela) y blancas (como Mondial). En Rusia, las rosas más populares son de dos tonos o tonos diferentes, mientras que, en los Estados Unidos, las más populares son las rosas pastel (Finca de rosas, 2023).

En vista del clima favorable en Ecuador, existen varias fincas o empresas de flores que plantan varias rosas y flores cada año. En este caso, tomaremos como ejemplo de

investigación la empresa florícola Susan Flowers, que cuenta con varios tipos de rosas, entre las que podemos mencionar a continuación en la Tabla 2:

Tabla 2

Variedad de rosas Susan Flowers

Variedad	Figura	Características
Explorer		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 90cm • Tamaño de botón: 6 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 15 días
Freedom		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 90cm • Tamaño de botón: 6 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 15 días
Mondial		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 70cm • Tamaño de botón: 5.5 – 7cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 14 días
Pink Mondial		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 60cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6cm • Número de pétalos: 42 • Días en florero: 12 – 14 días
Proud		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 70cm • Tamaño de botón: 6.0 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 10 – 12 días
Alba		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 60 – 90cm • Tamaño de botón: 6 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 14 días
Magic Times		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 70cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 14 días

High & Magic		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 50 – 90cm • Tamaño de botón: 5 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 14 días
Brighton		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 60cm • Tamaño de botón: 6 – 6.5cm • Número de pétalos: 42 • Días en florero: 12 – 14 días
Gotcha		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 80cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6cm • Número de pétalos: 38 • Días en florero: 12 – 14 días
Hermosa		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 60cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6cm • Número de pétalos: 42 • Días en florero: 12 – 14 días
Pink Floyd		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 70cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6cm • Número de pétalos: 42 • Días en florero: 12 – 14 días
Lola		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 80cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 14 días
Topaz		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 70cm • Tamaño de botón: 6 – 6.5cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 12 – 14 días
Paloma		<ul style="list-style-type: none"> • Largo de tallo: 40 – 70cm • Tamaño de botón: 5.5 – 6cm • Número de pétalos: 40 • Días en florero: 11 – 13 días

Iguazú		<ul style="list-style-type: none"> • Tamaño del botón (cm): 6,8 • Longitud de tallo (cm): 70-80 • Tiempo de vida en florero (días): 15-18 • Número de pétalos: 63
---------------	-----------------------------------------------------------------------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Nota: Fuente: (Susan Flowers, 2021)

2.2.5. Exportación de Flores

Las que tiene éxito en el Ecuador y el mundo son las rosas rojas o Freedom, como se la conoce en el medio florícola, esta es la preferida por los consumidores, su color rojo intenso, tiene gran demanda en esta temporada.

Millones de estas flores con diferentes colores, fueron embarcadas en aviones para ser distribuidas por todo el mundo y así abastecer al mercado mundial que demandan este producto ecuatoriano. En Ecuador solo se comercializa entre el 8% y 12% del volumen de producción, el resto es destinado a exportación (Dirección de InteligenciaComercial e Inversiones, 2013).

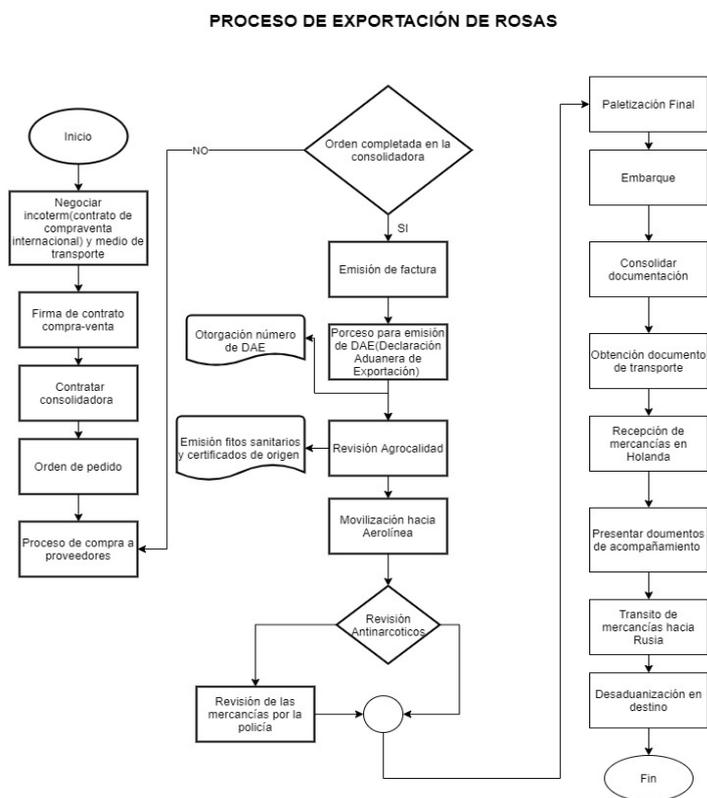
Según, la empresa Flowerfest: “No se ha notado que la crisis internacional llegase a afectar la venta de flores, las fechas de San Valentín, son el mejor barómetro para medir la venta de este producto” (Sozorange Sandoval & Vélez Velásquez, 2016). Flowerfest, es una empresa florícola que está ubicada en la ciudad de Cayambe, y es considerada como la mejor zona climatológicamente de Ecuador y el mundo para la producción de rosas de la mejor calidad. Para el cultivo de estas flores tiene mucho que ver la altitud, el clima, la temperatura y gran luminosidad, factores que permiten producir las mejores rosas, con tallos gruesos, fuertes y gran follaje, además de buen tamaño, una flor grande (Sozorange Sandoval & Vélez Velásquez, 2016)

Para asegurar que las exportaciones sean de alta calidad, la empresa cuenta con una mano de obra capacitada y, sobre todo, personas amantes de su floricultura. La exportación se realiza a Europa, Estados Unidos, Rusia, estos son los mercados que tienen la demanda para importar flores. El gran día para la venta de productos destacados es el 1 de febrero cuando los floristas celebran su agosto con la venta de flores, los primeros ayudantes están disponibles para hacer su trabajo diario, trayendo alegría a los clientes. Otro día memorable para las empresas dedicadas a la floricultura es el 8 de marzo el Día Internacional de la Mujer (Sozoranga Sandoval & Vélez Velásquez, 2016).

En la ilustración 1 se logra observar el proceso por el cual deben pasar los productos florícolas para tener una óptima exportación nivel mundial.

Ilustración 1

Proceso de exportación de rosas



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan.

2.3.Pronóstico

El pronóstico es una estimación cuantitativa o cualitativa de uno o varios factores (variables) que conforman un evento futuro, con base en información actual o del pasado. La estimación de pronósticos del volumen de ventas trimestrales para un producto en particular durante el año próximo afectará los programas de producción, los planes de compra de materias primas, las políticas de inventarios y las cuotas de ventas. En consecuencia, los malos pronósticos pueden dar como resultado un incremento en los costos de la empresa (Villarreal, 2016)

Por lo cual, para proporcionar los pronósticos trimestrales del volumen de ventas en primeras instancias se deben revisar los datos históricos, con frecuencia los mismos ayudan a comprender mejor el patrón de las ventas pasadas, lo que conduce a mejores predicciones de las ventas futuras del producto (Villarreal, 2016).

Para comprender el concepto de pronóstico, se puede pensar en varios términos o características que lo definen. Sin embargo, solo hay tres que se consideran inherentes o característicos de cualquier pronóstico que son:

- Futuro. Un pronóstico es la estimación del valor futuro de una variable, de otra manera no sería un pronóstico, dado que ya se conocería su valor.
- Incertidumbre. Salvo raras excepciones, todo pronóstico tiene implícito un margen de error. Lo que debe buscar el pronosticador es que este error sea el mínimo.
- Juicio personal. El pronóstico depende en gran medida de la persona que lo realiza. Con su juicio y experiencia, el pronosticador podrá decidir qué datos y métodos utilizar, así como interpretar los resultados obtenidos (Pérez Paredes, Cruz de los Angeles, Guatemala Villalobos, Ma. De Jesús, & Juárez Fonseca, 2018).

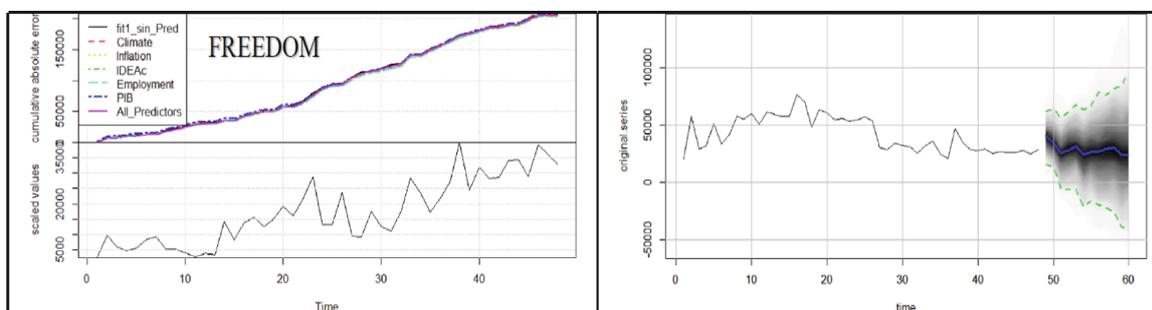
Entonces tomando en cuenta las características anteriores, podemos conceptualizar que un pronóstico es la estimación del valor futuro de una variable mediante la aplicación de métodos y procedimientos que contribuyan a reducir el margen de error, haciendo uso además del buen juicio y experiencia del responsable de realizar dicha estimación (Ferrera Gutierrez, 2013).

Para poder realizar una predicción eficaz es necesario contar con la mayor cantidad posible de información histórica sobre el producto o servicio a analizar, esto respalda el trabajo realizado y garantiza que los datos de la previsión sean óptimos con un margen de error mínimo (Ferrera Gutierrez, 2013).

Para elaborar un buen pronóstico, además de la demanda histórica de la demanda de rosas, es necesario utilizar variables como el clima, la estacionalidad de los datos de temperatura, la evaporación, los días, las horas por semana y en este caso de estudio tendrá en cuenta la variable pandémica Covid-19. En la ilustración 2 se puede observar un ejemplo de pronóstico de la demanda de una variedad de rosa, utilizando el método de redes bayesianas.

Ilustración 2

Pronóstico con redes bayesianas.



Nota: Fuente: (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

2.3.1. Aplicaciones de los pronósticos.

Las empresas pueden utilizar los pronósticos principalmente para estimar la variedad de sus posibles variables. Se les puede llamar micro pronósticos, porque tienen un gran impacto en una empresa o corporación, ya sea pública o privada. Algunas áreas en las que se pueden realizar previsiones son: fabricación, marketing, finanzas, recursos humanos y planificación estratégica (Hanke & Wichern, 2010).

En algunos casos es necesario pronosticar variables a nivel macro como el índice de empleo en un país o el nivel de inflación o PIB, lo que se llama macro pronóstico, ya que es un impacto general de un país, una ciudad o región (Hanke & Wichern, 2010).

Es importante tener en cuenta que, en muchas situaciones del mundo real, varios métodos o modelos de predicción casi no suponen ninguna diferencia en cuanto a una predicción aceptable (Hanke & Wichern, 2010). De hecho, debería probar algunas técnicas de pronóstico razonables. A menudo es necesario utilizar un criterio basado en la facilidad de uso, el costo, las condiciones ambientales externas, etc. para elegir un predictor en particular, como dos conjuntos de valores con casi ninguna diferencia (Hanke & Wichern, 2010).

Los siguientes son unos cuantos ejemplos de aplicaciones y situaciones que se presentan constantemente en el mundo de los negocios, donde una buena técnica para elaboración de pronósticos ayudaría en el proceso de toma de decisiones según (Hanke & Wichern, 2010):

- Una compañía de bebidas gaseosas quiere proyectar la demanda mensual de su principal producto durante los próximos dos años.
- Una compañía de telecomunicaciones líder quiere pronosticar los pagos de dividendos trimestrales de su principal competidor por los próximos tres años.

- Una universidad necesita pronosticar las horas-crédito trimestrales de los estudiantes por los siguientes cuatro años, para desarrollar proyecciones del presupuesto para la legislatura estatal.
- Una empresa de contabilidad pública necesita pronósticos mensuales de ingresos por facturación, de modo que pueda planear las vacantes contables e iniciar el reclutamiento.
- El gerente de control de calidad de una fábrica que produce perfiles de aluminio necesita un pronóstico semanal de los defectos de producción para la alta gerencia de la compañía.
- Un banquero quiere ver las proyecciones mensuales de ingresos de un pequeño fabricante de bicicletas, quien está solicitando un crédito grande para triplicar su capacidad de producción.
- Una institución del gobierno federal necesita proyecciones anuales del promedio de millas por galón de los automóviles hechos en Estados Unidos durante los próximos 10 años, para efectuar recomendaciones regulatorias.
- Un gerente de recursos humanos necesita un pronóstico mensual de días de ausentismo en la fuerza laboral de la compañía para planear los gastos por horas extras.
- Un negocio de préstamos y ahorro requiere un pronóstico de préstamos incobrables por los siguientes dos años, en un intento por evitar la bancarrota.
- Una compañía que fabrica chips para computadora necesita un pronóstico de la industria sobre el número de computadoras personales vendidas para los próximos 5 años, con la finalidad de planear su presupuesto de investigación y desarrollo.

- Una compañía de Internet necesita pronosticar las solicitudes de servicio por los siguientes seis meses, para elaborar planes de reclutamiento de personal para sus call centers (Hanke & Wichern, 2010).

Además, se debe tener en cuenta que el resultado neto es que la gerencia y/o los economistas pueden manejar una gran variedad de datos dependientes del tiempo y estar seguros de que las predicciones son válidas. Las áreas donde estas técnicas son particularmente útiles incluyen las siguientes según (Hanke & Wichern, 2010):

- Pronóstico de ventas.
- Proyecciones de precio de acciones y bonos.
- Proyecciones del costo de materias primas.
- Proyecciones de penetración de un producto nuevo.
- Estimación de necesidades de personal.
- Estudios de relación publicidad-ventas.
- Control de inventario.

Dado que estas aplicaciones involucran variables que evolucionan con el tiempo, es probable que las variables estén auto correlacionadas. Los modelos de pronósticos basados en las técnicas presentadas deberían proporcionar predicciones más fiables que algunas de las técnicas consideradas anteriormente y que ignoran la autocorrelación (Hanke & Wichern, 2010).

2.3.2. Modelos de pronóstico

2.3.2.1. Modelo de pronósticos Determinísticos.

Los pronósticos de series de tiempo se denominan "Determinísticos" porque para cada punto en el futuro, el pronóstico proporciona un valor único que se espera que sea lo más cercano posible a los resultados futuros. Aunque el pronóstico es de un solo valor, es bien

sabido que la probabilidad de que sea completamente correcto es muy pequeña y los resultados futuros serán diferentes del pronóstico. El cumplimiento del pronóstico determinístico con los resultados futuros se evalúa cuantitativamente a través de indicadores de precisión, como el error cuadrático medio (MSE) (Vermorel, 2020).

Desde de los años 70, la forma más utilizada de pronóstico ha sido el pronóstico de series de tiempo determinístico: una cantidad medida en el tiempo, por ejemplo, la demanda en unidades de un producto se proyecta en el futuro. La sección del pasado de las series de tiempo son los datos históricos, mientras que la sección del futuro es el pronóstico (Vermorel, 2020).

Según (Chopra & Meindl, 2008), los modelos de pronósticos determinísticos se clasifican de la siguiente manera:

- **Cualitativos:** Los métodos cualitativos son principalmente subjetivos y se apoyan en el juicio humano. Son apropiados sobre todo cuando la información histórica no está disponible o existen muy pocos datos; o bien, cuando los expertos cuentan con resultados de investigación del mercado (market intelligence) que pueden afectar el pronóstico. Tales métodos pueden también ser necesarios para pronosticar la demanda a varios años en el futuro de una nueva industria (Chopra & Meindl, 2008).
- **Series de tiempo:** Los métodos de pronóstico de series de tiempo utilizan la demanda histórica para hacer pronósticos. Se basan en la suposición de que la historia de la demanda pasada es un buen indicador de la demanda futura. Estos métodos son más apropiados cuando el patrón de la demanda básica no varía significativamente de un año al siguiente. Son los métodos más simples de

implementar y pueden servir como un buen punto de inicio para el pronóstico de la demanda (Chopra & Meindl, 2008).

- **Causal:** Los métodos de pronóstico causales suponen que el pronóstico de la demanda está altamente correlacionado con ciertos factores en el ambiente (el estado de la economía, las tasas de interés, etc.). Los métodos de pronóstico causales encuentran esta correlación entre la demanda y los factores ambientales y recurren a estimados de lo que serán los factores ambientales para pronosticar la demanda futura. Por ejemplo, la fijación de precios de los productos está fuertemente relacionada con la demanda. Las compañías emplean los métodos causales para determinar el impacto de las promociones de precio en la demanda (Chopra & Meindl, 2008).
- **Simulación:** Los métodos de pronóstico por simulación imitan las elecciones del cliente que dan origen a la demanda para llegar a un pronóstico. Al emplear la simulación, la compañía puede combinar los métodos de series de tiempo y causales para responder muchas preguntas como: ¿cuál sería el impacto de una promoción en precio? ¿Cuál sería el impacto de la apertura de una tienda competidora cercana? Las aerolíneas simulan el comportamiento de compra del cliente para pronosticar la demanda de asientos de tarifa alta, cuando no hay asientos disponibles de tarifa baja (Chopra & Meindl, 2008).

Dentro de los métodos cualitativos está el método Delphi, Estudios de mercado, Analogía de ciclos y el Juicio formado, como se muestra en la tabla 3,4 y 5.

Tabla 3
Modelo de pronósticos cualitativos

Métodos cualitativos	Descripción del método	Usos	Exactitud (en un plazo)			Identificación del punto	Costo relativo
			Corto	Mediano	Largo		
1. Delphi	Pronóstico desarrollado mediante un grupo de expertos que responden preguntas en rondas sucesivas. Las respuestas anónimas del grupo retroalimentan en cada ronda a todos los participantes. Se pueden usar entre tres y seis rondas para lograr un consenso sobre el pronóstico.	Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones. Pronósticos tecnológicos para evaluar cuando pueden presentarse los cambios tecnológicos.	Regular a muy buena	Regular a muy buena	Regular a muy buena	Regular a buena	Medio a alto
2. Estudios de mercado	Grupos, cuestionarios, pruebas de mercado o estudios que se usan para obtener datos sobre las condiciones del mercado.	Pronósticos de las ventas totales de la compañía, De grupos de productos importantes o de productos individuales.	Muy buena	Buena	Regular	Regular a buena	Alto
3. Analogía de los ciclos	Predicción basada en la fase de introducción, crecimiento y saturación de productos similares. Aprovecha la curva de crecimiento de las ventas en forma de S.	Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones.	Mala	Regular a buena	Regular a buena	Mala a regular	Medio
4. Juicio informado	Pronóstico que puede hacer un grupo o un individuo basándose en sus experiencias, intuición o hechos relacionados con la situación. No se usa un método riguroso.	Pronósticos de ventas totales y de productos individuales.	Mala a regular	Mala a regular	Mala a regular	Mala a regular	Bajo

Nota: Fuente: (Macias Calvario, 2007)

Tabla 4
Métodos por Series de Tiempo para pronósticos (Macias Calvario, 2007)

Métodos por series de tiempos	Descripción del método	Usos	Exactitud (en un plazo)			Identificación del punto	Costo relativo
			Corto	Mediano	Largo		
1. Promedio móvil	El pronóstico se basa en un promedio aritmético ponderado de un número de puntos de datos del pasado.	Planeación de corto a mediano plazo para inventarios, niveles de producción y programación. Es bueno cuando hay muchos productos.	Mala a muy buena	Mala	Muy mala	Mala	Bajo
2. Suavización exponencial	Similar al promedio móvil y da un mayor peso exponencial a los datos más recientes. Bien adaptado para usarse con computadoras y cuando es necesario pronosticar un gran número de artículos.	Igual que el promedio Móvil	Regular a muy buena	Mala a buena	Muy mala	Mala	Medio
3. Modelos matemáticos	Un modelo lineal o no lineal ajustado con los datos de series de tiempo, normalmente mediante regresión. Incluye las líneas de tendencias, polinomios, logaritmos lineales, series de Fourier, etcétera.	Igual que el promedio móvil, pero con limitaciones debido al costo y a su uso con pocos productos.	Muy buena	Regular a buena	Muy mala	Mala	Bajo a medio
4. Box-Jenkins	Métodos de autocorrelación que se usan para identificar las series de tiempo subyacentes y para ajustar el "mejor" modelo. Se necesitan aproximadamente 60 puntos de datos del pasado.	Limitado debido al costo de los productos que requieren de pronósticos muy exactos a corto plazo.	Muy buena a excelente	Regular a buena	Muy mala	Mala	Medio a alto

Tabla 5
Métodos casuales (Macias Calvario, 2007)

Métodos casuales	Descripción del método	Usos	Exactitud (en un plazo)			Identificación del punto	Costo relativo
			Corto	Mediano	Largo		
1. Regresión	Este método relaciona la demanda con otras variables externas o internas que tienden a cambiar la demanda. Este método de regresión utiliza los mínimos cuadrados para obtener un mejor ajuste entre las variables.	Planeación a corto y mediano plazo para producción agregada o inventarios que involucren a pocos productos. Útil cuando hay estrechas relaciones de causa y efecto.	Buena a muy buena	Buena a muy buena	Mala	Muy buena	Medio
2. Modelo econométrico	Un sistema de ecuaciones de regresión independientes que describe algún sector de la economía o actividad lucrativa.	Pronóstico de ventas por clases de producto para planeación a corto y mediano plazo.	Muy buena a excelente	Muy buena	Buena	Excelente	Alto
3. Modelo de insumo	Un método para pronosticar que describe el flujo de un sector de la economía a otro para predecir los insumos que se necesitan para producir los productos que requiere otro sector.	Pronósticos de ventas de toda la compañía o de todo el país por sector económico.	No disponible	Buena a muy disponible	Buena a muy buena	Regular	Muy alto
4. Box-Jenkins	Simulación del sistema de distribución para describir los cambios en las ventas y flujos del producto en el tiempo. Refleja los efectos del canal de distribución.	Pronósticos de las ventas de toda la compañía por grupos importantes de productos.	Muy buena	Buena a muy buena	Buena	Buena	Alto

2.3.2.2. Modelo de pronósticos Estocásticos.

En términos formales, a una secuencia de variables aleatorias en el tiempo se le llama proceso estocástico o proceso de series de tiempo (“estocástico” es sinónimo de aleatorio). Cuando se conforma una base de datos de series de tiempo, se obtiene un resultado posible, o realización, del proceso estocástico. Únicamente se puede ver una sola realización, ya que no es posible retroceder en el tiempo y empezar de nuevo el proceso. Esto es análogo al análisis de corte transversal en el que únicamente se puede reunir una sola muestra aleatoria (Villarreal, 2016).

Sin embargo, si ciertas condiciones históricas son diferentes, el proceso estocástico generalmente se realizará de manera diferente, por lo que los datos de series de tiempo se tratan como el resultado de variables aleatorias (Villarreal, 2016).

2.3.2.2.1. Datos para regresión múltiple con series de tiempo

Los datos que se utilizan para la regresión múltiple con serie de tiempos son los que se observan en la ilustración 6 con su respectiva simbología (Villarreal, 2016).

Donde:

$Y_t =$ Valor de la serie de tiempo en el periodo t

$X_{1t} =$ Valor de la variable independiente 1 en el periodo t

$X_{2t} =$ Valor de la variable independiente 2 en el periodo t

La ecuación de regresión estimada con 2 variables independientes es la que se muestra a continuación tanto en la fórmula como en la ilustración 3:

$$Y_t = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{1t} + \hat{\beta}_3 X_{2t}$$

Ilustración 3

Ecuación de Regresión Lineal

Periodo	Serie de tiempo (Y_t)	Valor de las variables independientes						
		x_{1t}	x_{2t}	x_{3t}	•	•	•	x_{kt}
1	Y_1	x_{11}	x_{21}	x_{31}	•	•	•	x_{k1}
2	Y_2	x_{12}	x_{22}	x_{32}	•	•	•	x_{k2}
•	•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•	•
n	Y_n	x_{1n}	x_{2n}	x_{3n}	•	•	•	x_{kn}

Nota: Fuente: (Villarreal, 2016)

2.3.2.2.2. Condiciones para utilizar análisis estadístico inferencial con datos de series de tiempo

- Un proceso estocástico es estacionario en sentido estricto o fuerte cuando la distribución de probabilidad conjunta de la serie es invariante con respecto al tiempo.
- Un proceso estocástico es estacionario en el sentido débil si su media y su varianza son constantes en el tiempo y si el valor de la covarianza entre dos periodos depende sólo de la distancia o rezago entre estos dos periodos, y no del tiempo en el cual se calculó la covarianza.
- Ergodicidad: Las observaciones muy lejanas en el tiempo no están correlacionadas. Es necesaria para poder contar con suficientes observaciones independientes para estimar los parámetros del modelo.
- Una serie no estacionaria tendrá media y/o varianza que cambian en el tiempo.
- Si una serie es no estacionaria se puede estudiar su comportamiento sólo durante el período de observación.
- Cada conjunto de datos pertenecerá a un episodio particular.

- No puede generalizarse.
- Tienen poco valor práctico (Villarreal, 2016).

Por lo tanto, las series de tiempo estacionarias y débilmente correlacionadas son ideales para el análisis de regresión múltiple.

2.3.3. El papel del pronóstico en una cadena de suministro

El pronóstico de la demanda forma la base de todos los planes de la cadena de suministro. Considere el método de empuje/ tirón de la cadena. Todos los procesos de empuje en la cadena se ejecutan con anticipación a la demanda del cliente, mientras que todos los procesos de tirón se ejecutan en respuesta a las necesidades del cliente. Para el proceso de empuje, el gerente debe planificar el nivel de actividad, ya sea en producción, transporte o cualquier otra actividad planificada. Para el proceso de tirón, el gerente debe planificar el nivel de capacidad disponible e inventario, no la cantidad real que se ejecutará. En estos dos ejemplos, el primer paso que debe dar el gerente es pronosticar cual será la demanda del cliente (Chopra & Meindl, 2008).

Por ejemplo, Dell ordena componentes de computadoras personales con anticipación a los pedidos de los clientes, pero arma las computadoras en respuesta a éstos. Dell utiliza el pronóstico de la demanda futura para determinar la cantidad de componentes que debe tener a mano (un proceso de empuje) y para determinar la capacidad necesaria en sus plantas (para una producción de tirón). Más arriba en la cadena de suministro, Intel también necesita pronósticos para determinar sus propios niveles de producción e inventario. Además, por la misma razón, sus proveedores también necesitan los pronósticos. Cuando cada etapa de la cadena de suministro ejecuta sus pronósticos por separado, generalmente son muy diferentes

(Chopra & Meindl, 2008). El resultado es un desajuste entre la oferta y la demanda. Tiende a ser más preciso cuando todas las etapas trabajan juntas para producir pronósticos colaborativos. Esta precisión permite que la cadena de suministro tenga mayor capacidad de respuesta y sea más eficiente para atender a sus clientes (Chopra & Meindl, 2008).

2.3.4. Bases de datos para pronósticos

Una base de datos es un conjunto de datos almacenados en memoria externa que están organizados mediante una estructura de datos. Cada base de datos ha sido diseñada para satisfacer los requisitos de información de una empresa u otro tipo de organización, como, por ejemplo, una universidad o un hospital (Marqués, 2011).

Una base de datos es una recopilación organizada de información o datos estructurados, generalmente almacenados electrónicamente en un sistema informático. Normalmente, una base de datos está controlada por un sistema de gestión de bases de datos (DBMS). En conjunto, los datos y el DBMS, junto con las aplicaciones asociadas con él, se denominan sistema de base de datos, generalmente abreviado simplemente como base de datos (Marqués, 2011).

Los datos de los tipos más comunes de bases de datos en funcionamiento actualmente se suelen utilizar como estructuras de filas y columnas en una serie de tablas para aumentar la eficacia del procesamiento y la consulta de datos. Así, se puede acceder, gestionar, modificar, actualizar, controlar y organizar fácilmente los datos. La mayoría de las bases de datos utilizan un lenguaje de consulta estructurada (SQL) para escribir y consultar datos (Oracle, 2023).

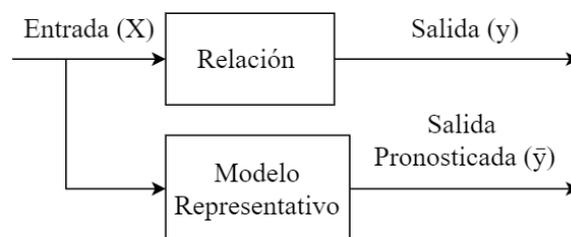
2.4.Data Manning

La Data Manning recibe su nombre de las similitudes que existen entre la búsqueda de información valiosa en grandes datos, establece y extrae una montaña en busca de datos valiosos. La Data Manning, en el sentido más simple, es el descubrimiento de conocimiento. Consiste en la búsqueda, análisis y selección de grandes conjuntos de datos para encontrar nuevos patrones, tendencias y relaciones contenidas dentro. Hay tres propiedades generales que el descubierta y el conocimiento deben satisfacer. Debe ser preciso, comprensible e interesante (Sumiran, 2018).

La Data Manning bajo un enfoque estadístico muestra modelos que describen como una o más variables de los datos están relacionadas con otras variables. la ilustración 8 sintetiza el análisis predictivo donde las entradas son datos históricos y como salidas se obtiene el modelo y el pronóstico (Kotu & Deshpande, 2015). Como se muestra a continuación en la ilustración 4:

Ilustración 4

Proceso Data Manning



Nota: Fuente: (Kotu & Deshpande, 2015)

2.4.1. Tareas de la Data Mining

Los problemas de la Data Mining se pueden agrupar en clasificación, regresión, análisis de asociación, detección de anomalías, series de tiempo y actividades de minería de texto, como se muestra en la ilustración 9.

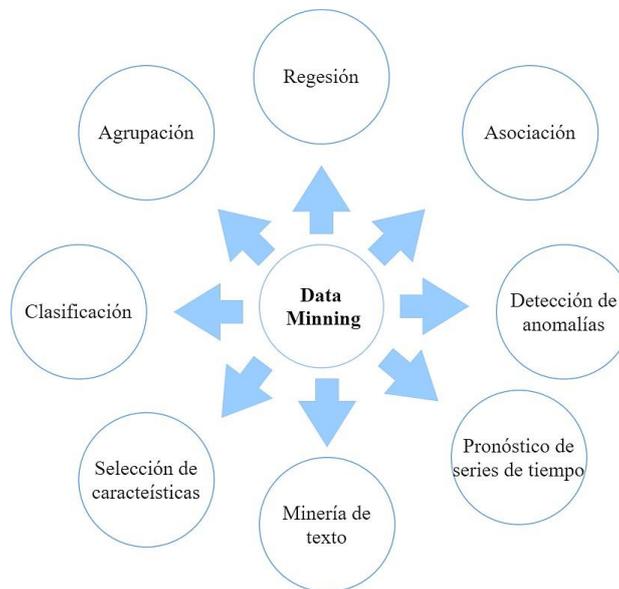
Los siguientes conceptos fueron tomados de (Han, Kamber, & Pei, 2012):

- Las técnicas de clasificación y regresión pronostican el valor de una variable en función de sus variables de entrada, por ejemplo, la decisión de aprobación de un préstamo.
- La agrupación identifica agrupaciones naturales en el conjunto de datos, estas asociaciones pueden utilizarse para la segmentación del mercado. El usuario final deberá investigar los motivos de las formaciones de estos grupos.
- El análisis de asociación comúnmente se lo realiza en un análisis comercial para identificar pares de artículos que se compran juntos, de modo que artículos específicos se pueden agrupar o colocar un junto a otro.

En la ilustración 5 se muestra el proceso que se debe realizar para la obtención de una data Mining.

Ilustración 5

Proceso data Mining



Nota: Fuente: (Kotu & Deshpande, 2015)

- La identificación de valores atípicos o anomalías detecta datos que son significativamente diferentes de otros datos en un conjunto. La detección de fraude en tarjetas de crédito es la aplicación más empleada.
- El pronóstico de series de tiempo es un uso especial del modelado de regresión (los modelos pronostican un valor futuro de una variable en base a valores pasados).
- En la minería de texto los datos de entrada son texto (documentos, mensajes, correos electrónicos, etc.). Para la extracción de datos de texto, estos archivos se transforman en vectores de documentos donde cada palabra es un atributo.
- La selección de características procesa los atributos de un conjunto de datos disminuyéndolos y finalmente se mostrará solo los atributos que realmente sean de importancia

La Tabla 6 sintetiza las tareas de minería de datos con técnicas algorítmicas de uso frecuente.

Tabla 6

Síntesis de la minería de datos

Tarea	Descripción	Algoritmo	Ejemplo
Clasificación	Predecir si un dato pertenece a una clase predefinida. La selección puede fundamentarse en datos conocidos.	<ul style="list-style-type: none"> • Árboles de decisión • Redes neuronales • Modelos bayesianos • Reglas de inducción • Vecino más cercano. 	Agrupar nuevos clientes en uno de los grupos de clientes ya conocidos.
Regresión	Predecir un dato numérico basándose en un conjunto de datos conocidos.	<ul style="list-style-type: none"> • Regresión Lineal • Regresión logística 	Predecir la tasa de desempleo para el próximo año.
Detección de Anomalías	Predecir si un dato es atípico en comparación a otros puntos de datos en el conjunto de datos.	<ul style="list-style-type: none"> • Distancia basada en densidad. • Factor atípico local basado (LOF). 	Detección de transacciones de fraude en tarjetas de crédito.
Series de tiempo	Predecir el valor futuro de la variable objetivo en función de los valores históricos de la variable.	<ul style="list-style-type: none"> • Suavizado Exponencial • ARIMA 	Predicción de ventas, crecimiento de la demanda energética, fenómenos de crecimiento.
Asociación	Identificar asociaciones naturales dentro del conjunto de datos en función de las propiedades heredadas.	<ul style="list-style-type: none"> • k-means • Asociación basada en la densidad 	Encontrar segmentos de clientes en una empresa basados en datos de transacciones, web y llamadas de clientes.
Análisis de Asociación	Reconocer relaciones dentro de un conjunto de elementos basados en datos de transacción.	<ul style="list-style-type: none"> • Algoritmo de crecimiento de patrones frecuentes (FP-Growth) • Algoritmo a priori 	Encontrar oportunidades de venta cruzada para un minorista según el historial de compras de transacciones.

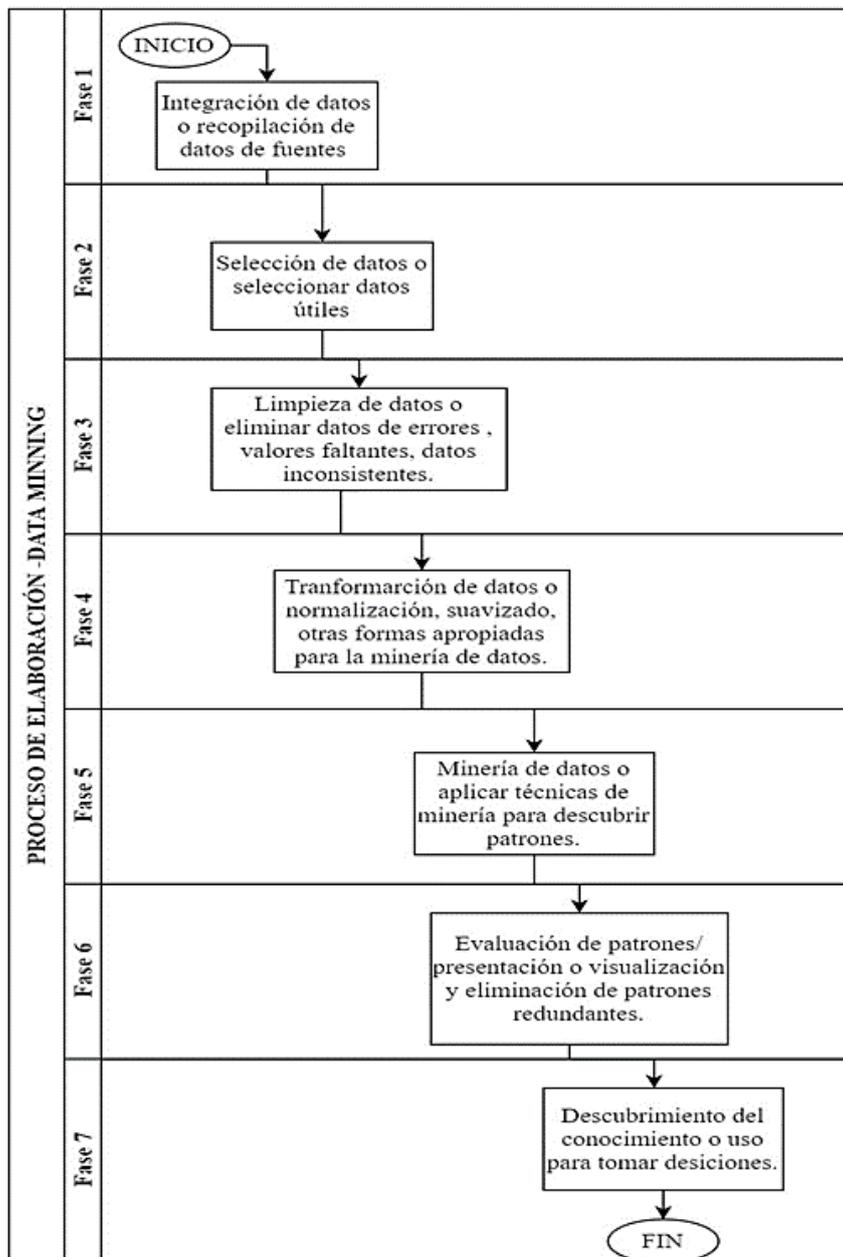
Nota: Fuente: (Kotu & Deshpande, 2015)

2.4.2. Proceso para la elaboración de una Data Mining

El proceso para la elaboración de una Data Mining generalmente involucra siete fases de principio a fin como se muestra en la ilustración 6.

Ilustración 6

Proceso de elaboración Data Mining

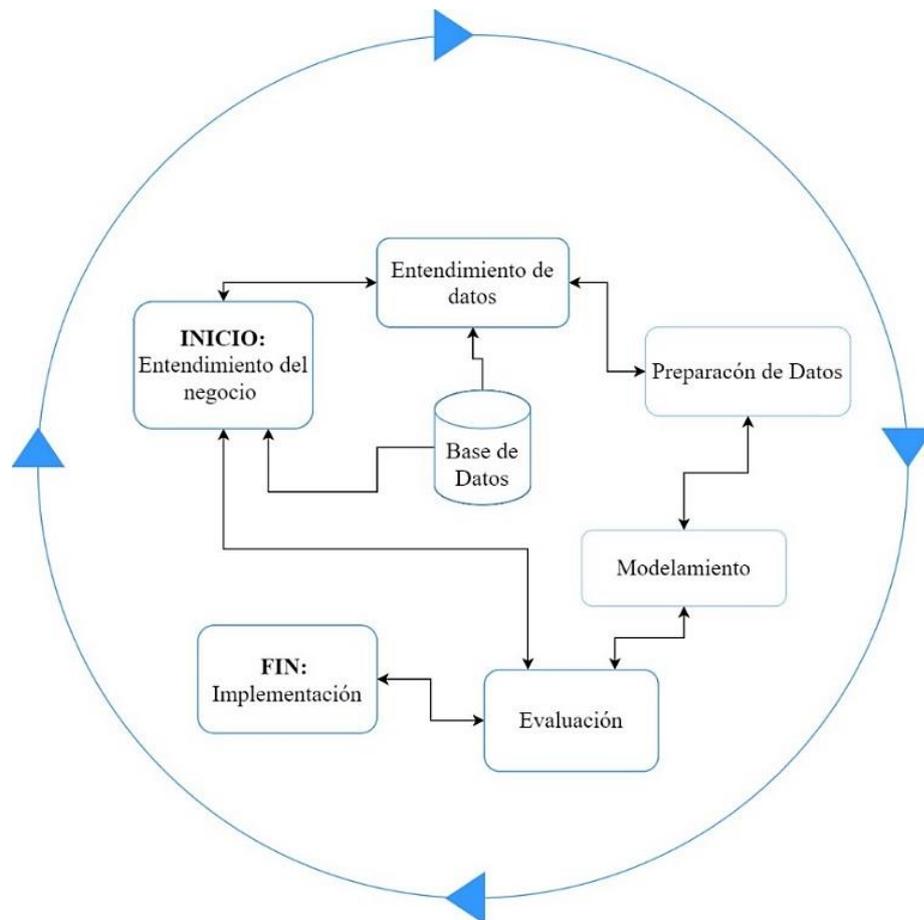


Nota: Fuente: (Sumiran, 2018)

“El objetivo de la minería de datos es encontrar relaciones y patrones útiles en los datos mediante un conjunto de actividades iterativas” (Kotu & Deshpande, 2015) . El procedimiento general implica:

- Comprensión el problema.
- Preparación de las muestras de datos.
- Desarrollo del modelo que simule el comportamiento de los datos de entrenamiento.
- Aplicación del modelo en un conjunto de datos y comparar los resultados con los del mundo real.
- Implementación a la producción.

El modelo estándar de proceso más popular para minería de datos es CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), la ilustración 7 proporciona una visión general de este proceso y muestra que los pasos son dependientes unos de otros y empiezan con el conocimiento del negocio, algoritmo y herramienta de minería de datos (Kotu & Deshpande, 2015).

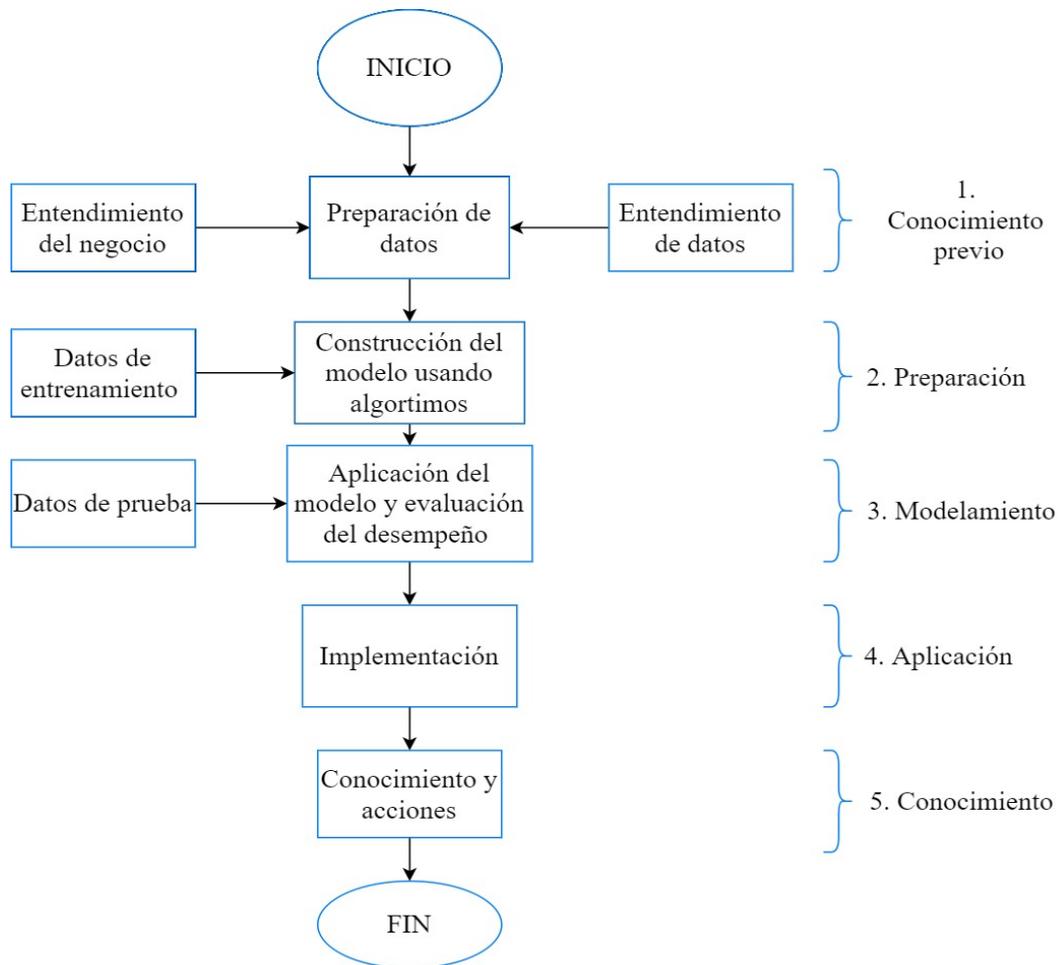
Ilustración 7*Proceso CRISP-M*

Nota: Fuente: (Herrera Granda D. E., 2019)

El proceso de minería de datos representado en la ilustración 8 comienza con una necesidad de análisis, una pregunta o un objetivo comercial.

Ilustración 8

Proceso de Minería de Datos



Nota: Fuente: (Kotu & Deshpande, 2015)

Según, (Han, Kamber, & Pei, 2012) los pasos para una buena elaboración de Data Mining son los siguientes:

Paso 1: el conocimiento previo es toda la información que ya se conoce sobre un tema. Este conocimiento previo ayuda a responder las preguntas:

- ¿cuál es el problema que se solucionará?
- ¿cómo encaja en el contexto comercial?
- ¿qué datos se necesitan para resolver este problema?

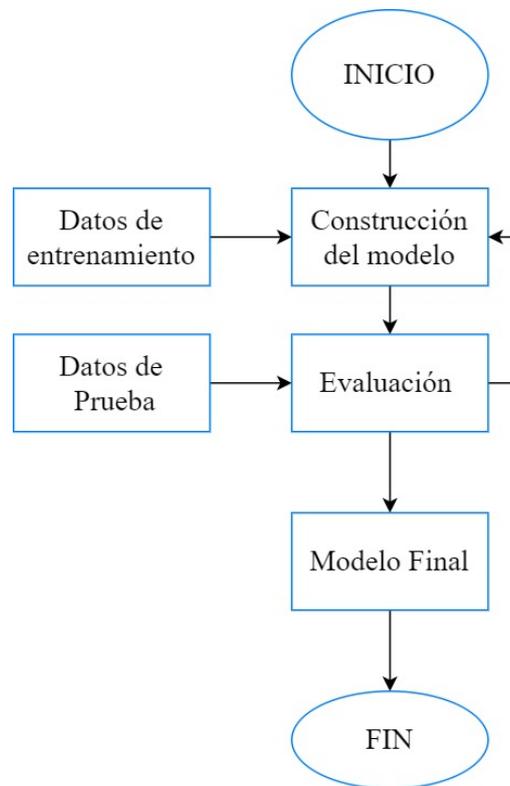
Sin un entendimiento claro de la problemática será imposible obtener el conjunto de datos correcto; el proceso de minería de datos es secuencial por lo que se deberá regresar al paso anterior y revisar las suposiciones, el enfoque y las tácticas. De manera obligatoria se debe cumplir el objetivo de todo el proceso (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Paso 2: se refiere a la preparación de datos, comúnmente se utiliza Microsoft Excel, aunque existe diferentes programas computacionales como Rapid Miner, Weka, Orange, Sisense, entre otros. La preparación del conjunto de datos para entrenamiento es una tarea ardua, muy rara vez los datos se encuentran disponibles en la forma requerida. Los algoritmos en su mayoría requieren estar estructurados en filas y sus atributos en columnas. Si los datos se encuentran de diferente manera se necesitará transformarlos aplicando funciones de pivote o transposición. También se deberá considerar datos que no se hayan capturado y se encuentren vacíos (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Paso 3: es la parte más visible y de mayor discusión, aquí se realiza el modelado de los datos lo que implica la creación de modelos representativos a partir de un conjunto de datos o muestras para realizar pronósticos. La fase de modelado tiene ciertos pasos a seguir para la extracción de datos predictivos que se muestran en la ilustración 9.

Ilustración 9

Pasos del modelamiento



Nota: Fuente: (Herrera Granda D. E., 2019)

El desarrollo de un modelo estable requiere un conjunto de datos previamente preparado que se separa en dos grupos, el primero se denomina conjunto de datos de entrenamiento y el modelo se crea a partir de este. El segundo conjunto consiste en los datos de prueba para verificar la validez del modelo (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Paso 4: Una vez obtenido el modelo final en el paso anterior, se implementará dicho modelo en el sitio de estudio.

Paso 5: La implementación arroja nueva información que retroalimenta al modelo y genera conocimiento acerca del objeto en estudio.

2.5.Redes Bayesianas

Las redes bayesianas proporcionan una representación gráfica para un conjunto de variables aleatorias y para las relaciones existentes entre ellas. La estructura de la red permite especificar la función de probabilidad conjunta de estas variables como el producto de funciones de probabilidad condicionadas, por lo general, más sencillas. Este enfoque representa una buena estrategia para hacer frente a problemas relacionados con la incertidumbre, donde las conclusiones no pueden ser construidas sólo a partir de un conocimiento previo sobre el problema (Santiesteban Rojas, 2012).

Las redes bayesianas modelan un fenómeno mediante un conjunto de variables y las relaciones de dependencia entre ellas. Dado este modelo, se puede hacer inferencia bayesiana; es decir, estimar la probabilidad posterior de las variables no conocidas, en base a las variables conocidas. Estos modelos pueden tener diversas aplicaciones, para clasificación, predicción, diagnóstico, etc. Además, pueden dar información interesante en cuanto a cómo se relacionan las variables del dominio, las cuales pueden ser interpretadas en ocasiones como relaciones de causa–efecto (Sucar, 2012).

Las redes bayesianas se encuentran entre los modelos gráficos más populares. La principal diferencia con otros modelos es que sus arcos están dirigidos y representan una dependencia condicional entre las variables. El nombre proviene del hecho de que gran parte de la teoría relevante para este tipo de red se basa en estadísticas bayesianas (Sucar, 2012).

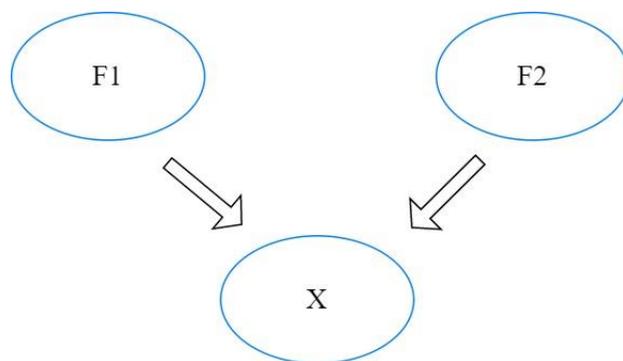
Una red bayesiana es una representación de dependencia ilustrada para el pensamiento probabilístico, en la que los nodos representan variables aleatorias y

los arcos simbolizan relaciones de dependencia directas entre las variables (Sucar, 2012).

Un ejemplo muy simple puede ayudarnos a describir cómo funciona una red bayesiana. Consideramos solo una variable aleatoria X dependiente de otras dos. (factores $F1$ y $F2$). El grafo expresivo de esta relación será, obviamente, el siguiente ilustración 10.

Ilustración 10

Grafo de Redes Bayesianas



Nota: Fuente: (Rivera Lozano, 2011)

La estructura del modelo bayesiano permite capturar las relaciones de dependencia que existen entre los atributos de los datos en consideración, describiendo la distribución de probabilidad que maneja un conjunto de variables que especifican los cálculos de independencia condicional junto con las probabilidades condicionales. Por tanto, las redes permiten la especificación de relaciones de independencia entre conjuntos de variables, lo que las convierte en una solución de independencia (Rivera Lozano, 2011).

2.5.1. Característica de las Redes Bayesianas

La aplicación de las redes Bayesianas en la ingeniería del software ha sido menor que en otras áreas como la medicina. Esto puede deberse a varias causas, como que el tamaño de las bases de datos en ingeniería del software sea más pequeño, las mediciones sean más subjetivas, las herramientas estén madurando y no sean específicas de la ingeniería del software y, además, que las relaciones causa efecto dentro de los proyectos software sean difíciles de evaluar (López & Dolado, 2007).

A pesar de esto, las redes Bayesianas poseen una serie de características idóneas para la ingeniería del software.

Las redes Bayesianas proveen de una representación gráfica de las relaciones explícitas de dependencia del dominio, de manera que permiten modelar sistemas complejos posibilitando entender las relaciones causales visualizándolas por medio del grafo. Además, están compuestas por dos partes bien diferenciadas, la parte cualitativa y la cuantitativa, que permite utilizar criterios objetivos (otros proyectos analizados) y subjetivos (la experiencia de los expertos del dominio), respectivamente (López & Dolado, 2007).

Por otro lado, las redes bayesianas permiten el razonamiento bidireccional, lo que permite razonar en ambas direcciones. De esta forma, es posible predecir qué variables de entrada se necesitan para obtener las variables de salida deseadas.

Una de las características de las redes bayesianas es que un mismo nodo puede ser una fuente de información o un objeto predictivo, según la evidencia disponible.

Las siguientes son las características de estas dos inferencias utilizando redes bayesianas:

- **Predicción**

Si se supone que es cierto un hecho del mundo real que está representado en la red como un nodo padre, la red puede deducir cuáles serán sus efectos; para ello se debe introducir esta hipótesis en el nodo correspondiente y propagar esta información hacia el resto de los nodos. Este modo de razonamiento es de tipo predictivo y está regido por una inferencia “deductiva” donde el conocimiento se puede expresar de la forma “si a entonces b” y se cumple que el hecho conocido es “a” y el hecho deducido es “b” (Morales Giraldo, 2007).

- **Interpretación de datos**

Las mismas relaciones representadas en la red en forma causal permiten hacer inferencias abductivas donde conocidos los síntomas se puede saber cuáles son sus posibles causas. El conocimiento es el mismo que en el caso anterior: “si a entonces b” pero ahora el hecho conocido es “b” y el hecho abducido es “es posible a”; este modo de razonamiento es el que permite la interpretación de las causas que generan determinados fenómenos (López & Dolado, 2007).

Existen una serie de características que suponen una dificultad o limitación a la hora de crear redes Bayesianas. La definición de la estructura de la red Bayesiana puede suponer una tarea compleja incluso para expertos del dominio, pudiendo crear desigualdades entre el modelo construido y el problema del dominio. También se da el problema de que el modelo construido no tenga en cuenta una serie de relaciones poco evidentes que sí estén en el problema del dominio (López & Dolado, 2007).

Además, una mala estimación de los parámetros puede distorsionar toda la red, invalidando los resultados. Las redes bayesianas son sensibles a las inconsistencias y solo son útiles si se puede confiar en sus resultados.

2.5.2. Aplicaciones de las Redes Bayesianas

La utilización de las redes bayesianas ha sido muy difundida en diferentes campos como en la manipulación de sistemas expertos en la medicina, en la depuración de programas de inteligencia artificial, en la genética, en procesos de producción; todos estos enfocados a la solución de problemas y en la identificación de probabilidades que disminuyan riesgo, como es el uso primordial que se le da en la rama financiera. El uso que se le da a la red bayesiana en el estudio y tratamiento de datos consiste básicamente con mejorar el esquema de prevención de riesgo operacional; tal que sirva como sistema de ayuda a la toma de decisiones en una situación de emergencia y realizar mejoras en las estrategias de operacionales (Rivera Lozano, 2011).

Las redes bayesianas como herramienta de gestión de riesgo son de suma importancia para el gremio financiero debido a sus grandes aportes en la definición de condiciones probabilísticas de inferencia, con un amplio manejo de variables.

La red bayesiana se utiliza para representar los conocimientos en métodos de razonamiento, desarrollo de información, análisis de deudores del sistema financiero y pronóstico de ventas; basado en la teoría de la probabilidad, tal que se logre predecir el valor de la variable no observada y explique el resultado de la variable observada. El uso de redes bayesianas nos permite comprender las dependencias y combinar el conocimiento con nuevos datos (Rivera Lozano, 2011).

2.5.3. Ventajas de las redes bayesianas

El hecho de que las redes bayesianas constituyan una mezcla de técnicas estadísticas y modelos gráficos les provee una serie de importantes ventajas. En primer lugar, el hecho de que las redes guarden información sobre las dependencias e independencias existentes entre las variables involucradas les permiten manejar situaciones donde exista incertidumbre; por otro lado la presentación gráfica de la red facilita la interpretación y obtención de conclusiones sobre el dominio en estudio por parte de la gente que lo analiza; también, debido a que estas redes combinan relaciones causales con lógica probabilística, permite combinar conocimiento experto con datos (dicho conocimiento experto generalmente viene dado en forma de relaciones de causalidad (Tirado Ríos, Triana Litardo, & Saa Saltos, 2016)).

Las redes bayesianas permiten definir modelos y utilizarlos tanto para hacer razonamiento de diagnóstico (pues obtienen las causas más probables dado un conjunto de síntomas), como para hacer razonamiento predictivo (obteniendo la probabilidad de presentar un cierto síntoma suponiendo que existe una causa conocida).

Entre las ventajas de las redes bayesianas se encuentra:

- Permiten representar al unísono la dimensión cualitativa y cuantitativa de un problema en un entorno gráfico inteligible.
- Pueden trabajar con datos perdidos de una manera eficiente, algo que en la práctica es deseable.
- Permiten reducir el sobre ajuste de los datos.

- Posibilitan el descubrimiento de la estructura causal subyacente en un conjunto de datos.
- Representan toda la información en un único formato (probabilístico y gráfico) lo que hace sencillas las interpretaciones, permite retractarse de conclusiones obtenidas con anterioridad ya que no son razonables a la luz de nuevas evidencias, proporcionan una visión general del problema, generan un conjunto de alternativas ordenadas y facilita la explicación de las conclusiones.
- Permiten realizar inferencias bidireccionales; esto es, desde los efectos a las causas y desde las causas a los efectos, etc. (Santiesteban Rojas, 2012).

2.6.R Project y R Studio

R es un conjunto integrado de funciones de software para manipulación de datos, cálculo y visualización grafica. Este documento trata sobre funciones escritas en R “lenguaje y entorno para la informática estadística”, y se ha generado con R versión 3.6.1 (2019-07-05) (Jiménez, 2019).

2.6.1. Que es R

R es un programa de última generación para realizar análisis de datos, siendo también un lenguaje de programación, lo cual lo hace muy versátil. Como lenguaje de programación, R es un dialecto de un lenguaje de programación denominado S (Jimenez, 2019).

Dentro de los lenguajes de programación se puede clasificar como un lenguaje orientado a objetos de tipo interpretado. Lo que lo hace flexible, potente y posee un tiempo de aprendizaje corto. Actualmente se encuentran disponibles más de 15303 paquetes desarrollados en R, que cubren multitud de campos desde aplicaciones

Bayesianas, financieras, grafico de mapas, wavelets, análisis de datos espaciales, etc. (Jimenez, 2019).

2.6.2. Características de R

Según, (Jimenez, 2019) la características más relevantes del programa R son:

- R proporciona muchísimas herramientas estadísticas para el análisis de datos: modelos lineales y no lineales para regresión, test estadísticos, análisis de series temporales, algoritmos de clasificación y agrupamiento, graficas, etc.
- Como es un lenguaje de programación, permite que los usuarios lo extiendan definiendo sus propias funciones.
- Gran parte de las funciones de R están escritas en el mismo R, aunque para algoritmos computacionalmente exigentes es posible desarrollar bibliotecas en C, C++ o Fortran que se cargan dinámicamente.
- La sintaxis es relativamente simple.
- R también puede usarse como herramienta de cálculo numérico, donde puede ser tan eficaz como otras herramientas específicas tales como GNU Octave y su equivalente comercial, MATLAB.
- Es multiplataforma, se puede ejecutar en casi todos los sistemas operativos (Linux, Windows, MacOS).
- Existe una comunidad muy extendida que lo mantiene en permanente actualización.
- Está dividido en paquetes modulares que responden a necesidades específicas.
- Posee excelentes capacidades graficas.

- Posee un excelente paquete, kit, que permite desarrollar presentaciones interactivas que evalúan el código R en el momento.
- Es libre.

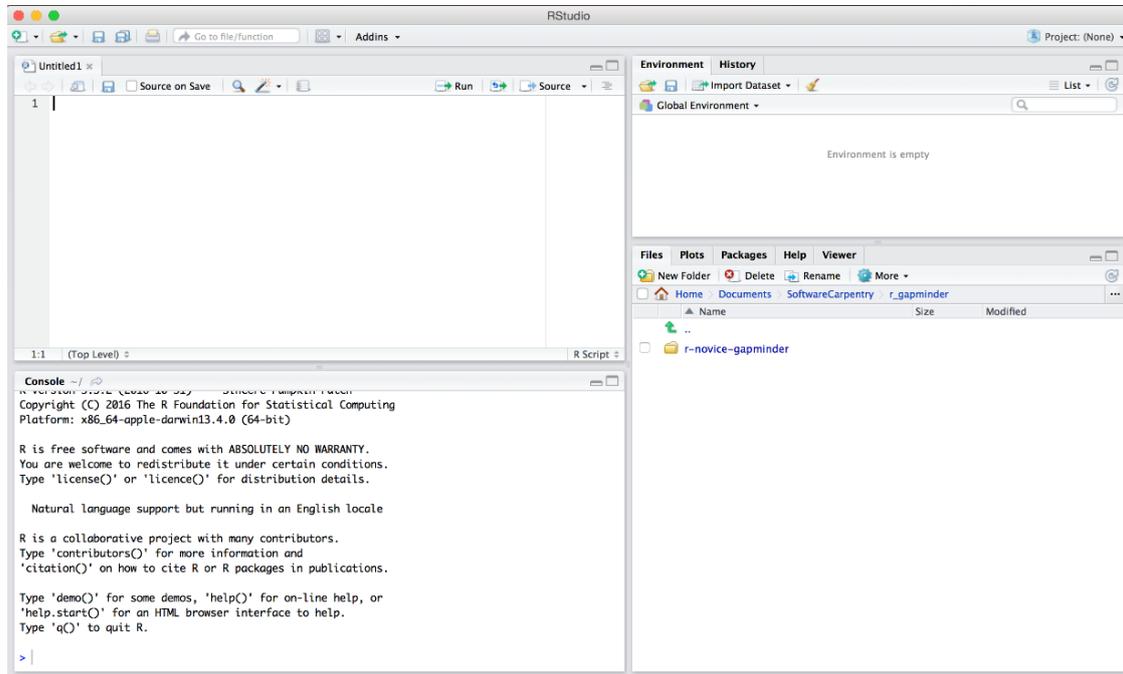
2.6.3. La estructura de R Studio.

Cuando inicia R Studio, se abre una pantalla de cuatro partes, con la ventana del script en la parte superior izquierda la consola R en la parte inferior izquierda, la ventana de datos y objetos en la parte superior derecha, y la ventana de entorno en la parte inferior derecha. Esta es una buena configuración para el análisis de datos (Kronthaler & Zöllner, 2021).

En la parte superior izquierda como se observa en la ilustración 15, encontramos la ventana del script (1). Usamos la ventana de secuencia de comandos para documentar nuestro análisis de datos completos y almacenarlos de forma permanente. Aquí escribimos los comandos terminados, júntelos, coméntelos y déjelos procesar uno tras otro. Se debe guardar el guion terminado, de modo que siempre podamos recurrir a él y volver a realizar el análisis años después. En la ventana del script, escribimos la copia final de todo el análisis como se muestra en la ilustración 10.

Ilustración 11

Hoja principal de R studio

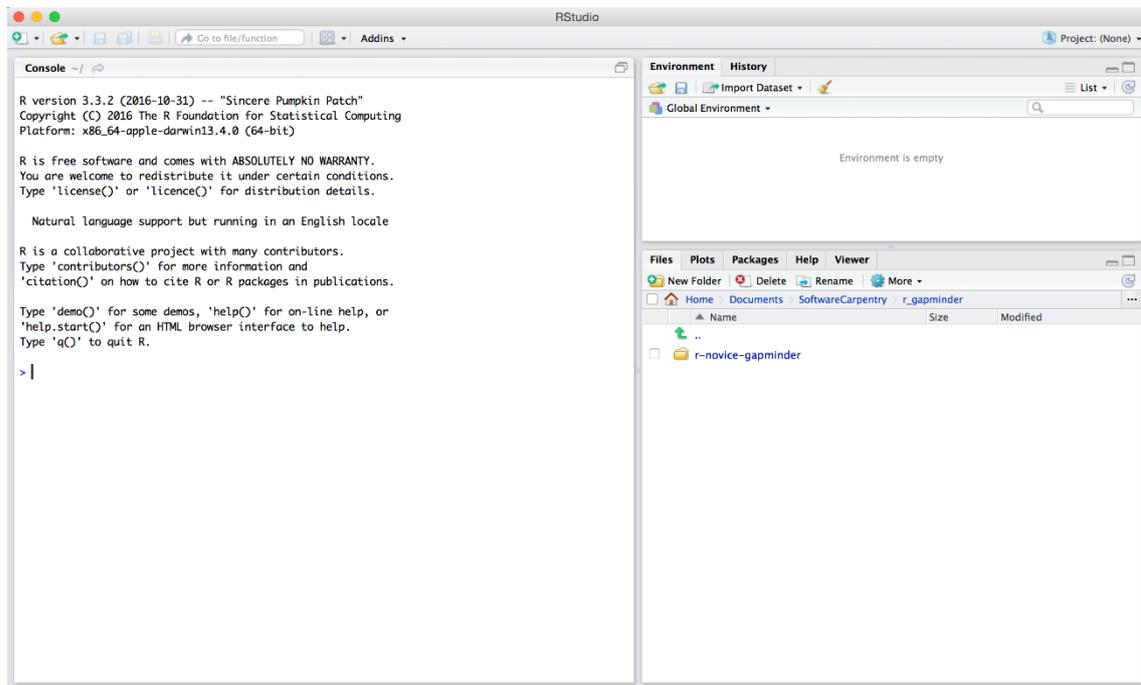


Nota: Fuente: (swcarpentry, 2018)

En la parte inferior izquierda como se observa en la ilustración 16, vemos la Consola R (2). Ya lo conocimos y lo instalamos con R. En la consola, vemos los resultados de nuestro análisis cuando ejecutamos los comandos en la ventana del script. También tenemos algo de espacio para probar comandos. Podemos entrar comandos y ver si hacen lo que queremos esta es una función importante de la consola en R Studio (Kronthaler & Zöllner, 2021) como se muestra en la ilustración 12.

Ilustración 12

R studio



Nota: Fuente: (swcarpentry, 2018)

La ventana de datos y objetos (3) en la esquina superior derecha como se observa en la ilustración 15, nos muestra los conjuntos de datos que están disponible en R Studio, es decir, cargado y activo. Aquí encontramos no solo los conjuntos de datos activos, sino también otros objetos, por ejemplo: vectores, funciones que generamos durante el análisis.

En la esquina inferior derecha de la ventana del entorno (4) como se muestra en la ilustración 15, encontramos varias pestañas: archivos, gráficos, paquetes, ayuda, etc. La pestaña Archivos muestra los archivos almacenados en el directorio activo. En la pestaña de parcelas vemos los gráficos generados, en la pestaña paquetes los instalados y existentes se enumeran los paquetes y la pestaña ayuda que podemos usar para solicitar ayuda sobre R y sus funciones. Un poco más abajo en el

documento nos ocuparemos de la función de ayuda en más detalle (Kronthaler & Zöllner, 2021).

2.7. Modelación Matemática

2.7.1. Modelación matemática BN

2.7.1.1. Estructura de la serie de tiempo

Sea t un tiempo perteneciente a un conjunto de tiempos denotado como T los cuales pertenecen a una serie histórica de tiempo. Consideremos ahora la siguiente ecuación 1:

$$Y_t = Z_t^T \alpha_t + \epsilon_t \quad \epsilon_t \sim \mathcal{N}(0, H_t) \quad (1)$$

Donde:

$Y_t =$ Un valor observado en la serie histórica en un t tiempo.

$Z_t =$ Un valor conocido para la serie histórica en un t tiempo

$\alpha_t =$ Un vector de variables de estado latente

$H_t =$ Un escalar positivo

$\epsilon_t =$ estimador del error variable aleatorio

$\mathcal{N} =$ es un conjunto de números que está comprendido desde 0 hasta H_t

Por lo tanto, la ecuación 1 nos muestra la estructura para representar a la variable Y en un t tiempo y siguiendo la notación que en los próximos párrafos definiremos para una red bayesiana y sobre todo para su uso como método de pronóstico (Scott & Varian, 2014).

La siguiente ecuación 2 se denomina ecuación de transición porque define cómo evoluciona el estado latente en el tiempo. Las matrices del modelo Z_t , T_t y R_t suelen contener una mezcla de valores conocidos (a menudo 0 y 1) y parámetros desconocidos. La matriz de transición T_t es cuadrada, pero R_t puede ser rectangular

si una parte del estado transición de estado es determinista. Consideremos ahora la siguiente ecuación 2:

$$\alpha_t + 1 = T_t \alpha_t + R_t \eta_t \quad \eta_t \sim \mathcal{N}(0, Q_t) \quad (2)$$

Donde:

$\alpha_t + 1 =$ Un vector de variables de estado latente en el tiempo

$T_t =$ mezcla de valores conocidos y parámetros desconocidos.

$\alpha_t =$ Un vector de variables de estado latente

$R_t =$ mezcla de valores conocidos y parámetros desconocidos

$\eta_t =$ es un conjunto de numeros que esta comprendido desde 0 hasta H_t

$Q_t =$ es una matriz diagonal constante con elementos diagonales

Tener R_t en la ecuación (2) permite al modelador trabajar con una de varianza de rango completo Q_t porque cualquier dependencia lineal en el vector de estado se puede trasladar de Q_t a R_t . En nuestra aplicación, H_t es un escalar positivo. Un modelo que puede ser descrito por las ecuaciones (1) y (2) se dice que está en forma de espacio de estados (Scott & Varian, 2014).

Parte del atractivo de los modelos de espacio de estados es que son modulares. Los componentes de estado independientes se pueden combinar conectando su vector de observación Z_t , y las otras matrices del modelo se organizan como elementos de la matriz de bloques diagonales. Esto le da al modelador una flexibilidad considerable a la hora de elegir componentes para simular tendencias, estacionalidad, efectos de regresión y otros componentes estatales que pueden ser necesario. Por ejemplo, se puede obtener un modelo útil agregando componentes de regresión, al popular "modelo de estructura básica" (Scott & Varian, 2014). Este modelo se puede se describe a continuación en la siguiente ecuación 3:

$$\begin{aligned}
Y_t &= \mu_t + \tau_t + \beta^T X_t + \epsilon_t \\
\mu_t &= \mu_{t-1} + \delta_{t-1} + \mu_t \\
\delta_t &= \delta_{t-1} + \mu_t \\
\tau_t &= - \sum_{s=1}^{S-1} \tau_{t-s} + \omega_t
\end{aligned}
\tag{3}$$

Donde:

Y_t = Un valor observado en la serie historica en un t tiempo.

μ_t = El nivel actual de la tendencia

τ_t = componente estacional

δ_t = la pendiente actual de la tendencia

X_t = conjunto contemporáneo de consultas de búsqueda o tendencias verticales

ϵ_t = estimador del error variable aleatorio

β^T = coeficientes de regresión dependiente de un conjunto de tiempos

S = variables ficticias con coeficientes dinámicos limitados

ω_t = es un conjunto de numeros que esta comprendido desde 0 hasta H_t

La ecuación antes mencionada contiene un componente de regresión que permite un conjunto de factores externos ayuda a predecir de mejor manera. Hay muchas formas de organizar la matriz del modelo para agregar componentes de regresión al modelo de espacio de estados. Un método conveniente es agregar una constante a cada α_t y agregar β^T, X_t a Z_t en la ecuación de observación (Scott & Varian, 2014).

2.7.1.2. Especificación y elicitación previas

El conjunto de predictores puede ser mucho mayor que el conjunto de observaciones. Sin embargo, dado que la serie temporal económica de cualquier empresa suele ser corta, se espera un alto grado de dispersión, dado que el

coeficiente de la variable predictora puede ser cero. La forma natural de expresar la dispersión en el paradigma bayesiano es a través de la prioridad de los picos y placas en los coeficientes de regresión de acuerdo con la siguiente ecuación 4:

$$p(\beta, \gamma, \sigma_\epsilon^2) = p(\beta_\gamma | \gamma, \sigma_\epsilon^2) p(\sigma_\epsilon^2 | \gamma) p(\gamma) \quad (4)$$

Donde:

β = *coeficiente de regresión*

γ = *distribución marginal*

σ_ϵ^2 = *varianzas*

ϵ = *error de estimación (variable aleatoria).*

p = *predictores distintos de cero*

La distribución marginal $p(\gamma)$ es un "pico", llamado así porque establece la masa de probabilidad positiva en cero. En principio, $p(\gamma)$ puede especificarse para controlar las mejores prácticas como un principio de estratificación (si están involucradas interacciones de orden superior, deben existir términos de orden inferior). En la práctica, es conveniente simplemente utilizar prioridades independientes de los anteriores de Bernoulli (Scott & Varian, 2014).

Consideremos ahora la siguiente ecuación 5:

$$\gamma \sim \prod_{k=1}^K \pi_k^{\gamma_k} (1 - \pi_k)^{1 - \gamma_k} \quad (5)$$

Donde:

γ = *distribución marginal*

k = *dimensión del conjunto de tendencias*

$\pi = p/k$

Cabe mencionar que la ecuación previamente descrita, suele simplificarse aún más suponiendo que todos los π_k tienen el mismo valor π . Esto es una consideración

práctica, porque establecer un valor diferente para cada π_k puede ser una carga, pero puede justificarse sobre la base de la intercambiabilidad previa. Una forma natural para obtener π es pedir al analista un "tamaño esperado del modelo" (Scott & Varian, 2014).

En algunos casos, también puede ser útil definir $\pi_k = 0$ o 1 , para valores específicos de k , para forzar la exclusión o inclusión de ciertas variables. Otra estrategia que se puede seguir es, segmentar subjetivamente los predictores en grupos según la probabilidad de modo que encaje en el modelo de entrada. Luego, a todos los elementos de cada grupo se les puede asignar la misma probabilidad de inclusión predeterminada subjetivamente (Scott & Varian, 2014).

2.7.1.3. La posterior condicional de β y σ_ϵ^2 dado γ .

Sea, $Y_t^* = Y_t - Z_t^{*T} \alpha_t$ donde Z_t^* es la matriz de observación de la ecuación (1) con $\beta^T X_t$ fijada en cero. Sea $\mathbf{y}^* = Y_{1:n}^*$, entonces \mathbf{y}^* es \mathbf{y} con el componente de la serie de tiempo restado. La condicional para γ , es la distribución posterior al emparejamiento para β y σ_ϵ^2 disponible en las fórmulas conjugadas a continuación en la ecuación 7:

$$\beta_\gamma | \sigma_\epsilon, \gamma, \mathbf{y}^* \sim \mathcal{N}(\tilde{\beta}_\gamma, \sigma_\epsilon^2 (V_\gamma^{-1})^{-1}) \quad 1/\sigma_\epsilon^2 | \gamma, \mathbf{y}^* \sim \text{Ga}(\frac{\mathcal{N}}{2}, \frac{SS_\gamma}{2}) \quad (7)$$

Donde:

β = coeficiente de regresión

γ = distribución marginal

SS_γ = suma de residuos al cuadrados positivos

σ_ϵ^2 = varianzas

Ga = distribución gamma

\mathcal{N} = es un conjunto de numeros que esta comprendido desde 0 hasta H_t

\mathbf{y}^* = es \mathbf{y} con el componente de la serie de tiempo restado

y = Un valor observado en la serie historica

V = tamaño de muestra a priori

Además, la estadística suficiente se puede escribir como se observa en la siguiente ecuación donde se detalla cómo está compuesta la ecuación (7):

$$V_{\gamma}^{-1} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})_{\gamma} + \Omega_{\gamma}^{-1} \quad \tilde{\beta}_{\gamma} = (V_{\gamma}^{-1})^{-1} (X_{\gamma}^T \mathbf{y}^* + \Omega_{\gamma}^{-1} b_{\gamma})$$

$$\mathcal{N} = v + n \quad SS_{\gamma} = ss + \mathbf{y}^{*T} \mathbf{y}^* + b_{\gamma}^T \Omega_{\gamma}^{-1} b_{\gamma} - \tilde{\beta}_{\gamma}^T V_{\gamma}^{-1} \tilde{\beta}_{\gamma}.$$

Donde:

b, Ω^{-1}, ss, v = parámetros a priori

v = tamaño de muestra a priori

\mathcal{N} = es un conjunto de numeros que esta comprendido desde 0 hasta H_t

ss = suma de cuadrados a priori

γ = distribución marginal

$\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ = matriz diagonal con elementos diagonales que coinciden con los de $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$.

X = matriz de diseño

T = Conjunto de tiempos

La expresión para SS_{γ} se puede escribir de varias formas. La forma anterior es conveniente desde el punto de vista computacional. Otras representaciones equivalentes enfatizan su interpretación como una suma de cuadrados de residuos que son claramente positivos (Scott & Varian, 2014).

2.7.1.4. El posterior marginal de γ .

El posterior marginal de la distribución debido a su conjugación, podemos realizar un análisis marginal en β_{γ} y $1/\sigma_{\epsilon}^2$ para obtener la siguiente ecuación 8:

$$\gamma | \mathbf{y}^* \sim C(\mathbf{y}^*) \frac{|\Omega_\gamma^{-1}|^{\frac{1}{2}} p(\gamma)}{|V_\gamma^{-1}|^{\frac{1}{2}} SS_\gamma^{\frac{N}{2}-1}} \quad (8)$$

Donde:

$C(\mathbf{y}^*) =$ es una constante de normalización que depende de \mathbf{y}^* pero no de γ .

$\mathbf{y}^* =$ es \mathbf{y} con el componente de la serie de tiempo restado

$y =$ Un valor observado en la serie histórica

$\Omega^{-1} =$ parámetros a priori

$\gamma =$ distribución marginal

$p =$ predictores distintos de cero

$\mathcal{N} =$ es un conjunto de números que está comprendido desde 0 hasta H_t

$SS_\gamma =$ suma de residuos al cuadrado positivos

La ecuación (8) es económica de evaluar, ya que la única matriz a invertir es V_γ^{-1} , que es de tamaño pequeño si los modelos estudiados están distribuidos. Además, a diferencia de los métodos basados en L_1 para modelado disperso (por ejemplo, bucles o lazo), la ecuación (8) establece una probabilidad positiva de que los coeficientes sean cero (opuesto a la densidad de probabilidad). Por lo tanto, la dispersión en este modelo es una característica de la distribución completa posterior, y no solo el valor de la moda (Scott & Varian, 2014).

2.7.2. Cadena de Márkov Monte Carlo

2.7.2.1. Parámetros de aprendizaje

Sea θ el conjunto de parámetros del modelo distintos de β y σ_ϵ^2 . La distribución posterior del modelo descrito en la sección 3 se puede simular utilizando el algoritmo MCMC con los siguientes pasos.

1. Simular el estado latente de $p(\alpha|y, \theta, \beta, \sigma_\epsilon^2)$ utilizando el suavizador de simulación de (Durbin & Koopman, 2002).
2. Simular $\theta \sim p(\theta|y, \alpha, \beta, \sigma_\epsilon^2)$
3. Simular β y σ_ϵ^2 de la cadena de Markov con distribución estacionaria $p(\beta, \sigma_\epsilon^2|y, \alpha, \theta)$.

2.7.2.2. Fórmula para el pronóstico con redes bayesianas

Como es típico en el análisis de datos bayesianos, las predicciones de nuestro modelo se basan en la distribución predictiva posterior. La simulación proviene de la distribución predictiva posterior de los parámetros del modelo y las condiciones del análisis, su fusión posterior es trivial como se observa en la ecuación 9:

$$p(\tilde{y}|\mathbf{y}) = \int p(\tilde{y}|\emptyset)p(\emptyset|\mathbf{y}) d\emptyset$$

Donde:

\tilde{y} = Conjunto de valores a pronosticar

y = Datos históricos

\emptyset = Conjunto de extracciones aleatorias

Dado que diferentes elementos de β serán cero en diferentes extracciones de Monte Carlo, las extracciones de la distribución predictiva posterior tienen en cuenta automáticamente la dispersión y la incertidumbre del modelo, y por tanto se benefician del promedio del modelo bayesiano (Scott & Varian, 2014).

Este método de pronóstico produce una muestra de extracciones de la distribución predictiva posterior $p(\tilde{y}|\mathbf{y})$. Las extracciones pueden resumirse, por ejemplo, por su media (que es una estimación de Monte Carlo de $E(\tilde{y}|\mathbf{y})$). Los resúmenes multivariados,

como los conjuntos de cuantiles interesantes, también son apropiados (Scott & Varian, 2014).

Por lo cual es preferible evitar resumir extractos y reportarlos, usando métodos gráficos como histogramas, estimaciones de densidad de kernel o histogramas de densidad dinámica (Scott & Varian, 2014).

2.7.3. Modelación matemática MLP

2.7.3.1. Multi-Layer Perceptron (MLP) para la previsión de series temporales.

Dado que los vectores de datos de valores independientes X_t o $Y \forall Y = \{Y_t, = Y_{t-1}, \dots, Y_{t-i+1}\}$, sea la serie de tiempo histórica t , tomando sus valores esperados como \hat{y}_{t+1} . La implementación de una red MLP típica especialmente diseñada para la previsión de series temporales de un modelo autorregresivo no lineal de orden p , se propone, siendo p las posiciones retrasadas de los modelos de previsión tradicionales, por lo que la previsión futura puede ser definida por la variable \hat{y}_{t+h} . Considere también $n = p = I$ para el número total de entradas para el MLP, $g(f)$ es una función de transferencia no lineal y sea H el número total de unidades ocultas en la red (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

Consideremos ahora la siguiente ecuación 1 en la cual se representa la función de un MLP de una sola capa con una sola salida.

$$f(Y, w) = \beta_0 + \sum_{h=1}^H \beta_h g(\gamma_{0i} + \sum_{i=1}^I \gamma_{hi} Y_i) \quad (1)$$

Donde:

$Y = Valor independiente$

$I = número total de entradas$

g = función de transferencia no lineal

H = número total de unidades ocultas en la red

w = pesos de cada neurona

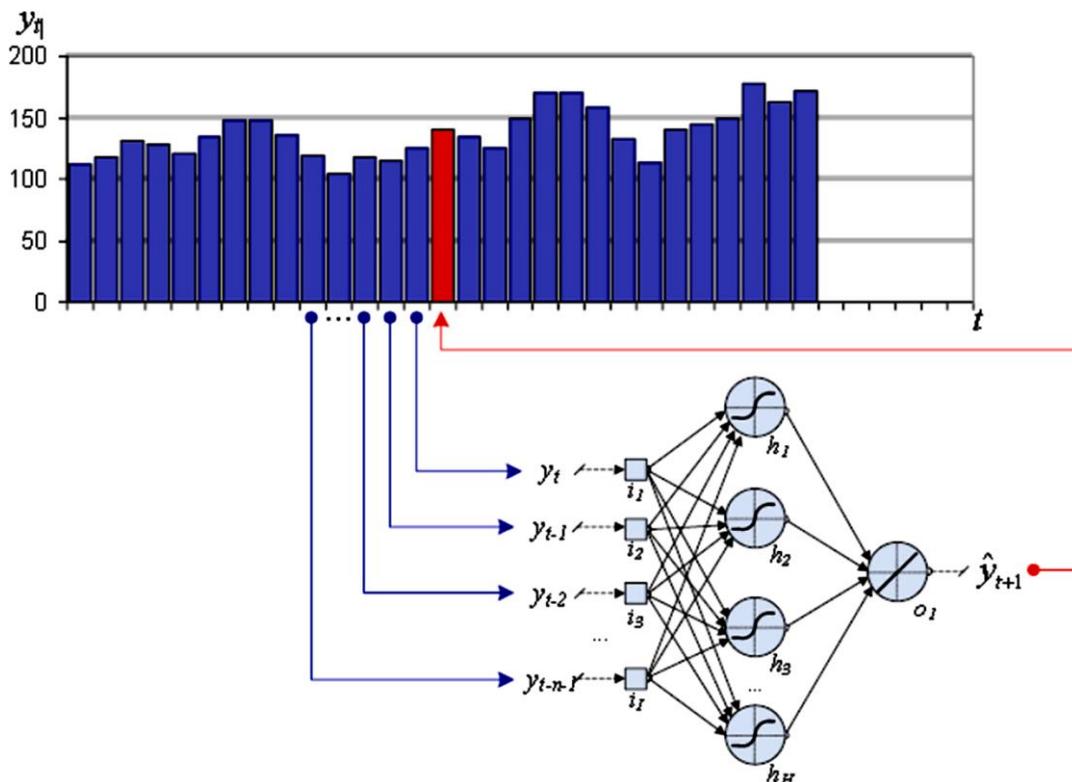
β = capas de salida

γ = capas ocultas

Cada nodo oculto se calcula mediante el modelo NAR (p) en todos los nodos de entrada, que se combinan mediante una suma ponderada de uno o más nodos de salida, como se muestra la ilustración 13:

Ilustración 13

Estructura de un MLP autorregresivo para la predicción de series temporales



Nota: Fuente: (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020)

2.7.3.2. Detección de estacionalidad en las series de datos históricos

La detección se consigue mediante una penalización τ aplicada a vectores relativamente grandes, como se muestra en la ecuación 2:

$$d_p = (P, Q)_s = \log(d(p, Q)_s + 1) - \tau \log(S) \quad (2)$$

Donde:

$S =$ distancia estacional subyacente a la distancia estacional total.

$d_p =$ distancias estacionales individuales

$P, Q =$ par ordenado de vectores

$\tau =$ penalización

Además, mediante un filtro neuronal iterativo (INF) inspirado en el tradicional modelo iterativo ARIMA, se identifican las estaciones superpuestas que podrían interactuar con otras frecuencias estacionales. De este modo, se pueden considerar los patrones menos dominantes para el pronóstico futuro (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

La codificación de la estacionalidad en las series de datos se muestra en la ecuación 3:

$$x_{s,1}(t) = \sin \frac{2\pi t}{S} \quad \wedge \quad x_{s,2}(t) = \cos \frac{2\pi t}{S} \quad (3)$$

Donde:

$x_{s,1}, x_{s,2} =$ Variables

$S =$ distancia estacional subyacente a la distancia estacional total.

$t =$ serie de tiempo historica

2.7.3.3. Proceso de aprendizaje de la red neuronal

La red neuronal artificial utiliza el aprendizaje continuo (BP), también conocido como propagación de error inverso. Durante el aprendizaje, el peso en cada neurona

en el MLP se asigna aleatoriamente a cada iteración o cálculo INF. Luego, la red se reentrena usando el algoritmo de retro propagación estándar, como variables $x_{s,1}$; $x_{s,2}$ y las variables de localización específica z_1 y z_2 se ingresan en la red neuronal como una función del tiempo y ésta aprende la posición de estas variables para reducir la función objetivo, es decir, para reducir el error cuadrático medio (MSE). Por esta razón, el proceso de aprendizaje de NN propuesto se puede clasificar como un proceso de aprendizaje supervisado (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

2.7.3.4. Error cuadrático medio (MSE)

El error del modelo de predicción es la diferencia entre el valor observado real y su valor esperado, por lo que se puede estimar la precisión del modelo. En el índice MSE, cada error se eleva al cuadrado, luego estos errores se suman y se dividen por el número de observaciones, de manera que se castigan los errores más grandes. Porque al hacerlo, es posible distinguir entre una técnica que produce errores moderados y otra técnica en la que el error es pequeño, pero a veces produce errores muy grandes (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

En la siguiente ecuación 4 se observa la modelación del error cuadrático:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n} \quad (4)$$

Donde:

Y_t = Valor real en el período t .

\hat{Y}_t = Valor previsto en el periodo t .

n = Número de observaciones.

2.7.3.5. Raíz cuadrada del error medio (RMSE)

Tanto RMSE como MSE penalizan los errores más grandes, pero RMSE tiene las mismas unidades de medida que la serie original y es fácil de entender mediante la siguiente ecuación 5:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (5)$$

Es así como mediante estas 5 ecuaciones se detalla la modelación de un método de pronóstico MLP de una manera sistemática y fácil de entender para el lector (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

CAPÍTULO III

DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL

3.1. Descripción de la empresa

La empresa florícola Susan Flowers Susan Quim S.A., objeto del presente estudio se dedica a la producción y comercialización de rosas desde hace 9 años; que comenzaron con un terreno de 1 hectárea de cultivo, direccionado hacia los principales mercados de Rusia y Europa, mismos que requieren de las diferentes variedades de rosas existentes en la empresa en función de sus condiciones de mercado (Susan Flowers, 2021).

La empresa fue fundada en el año 2012, desde un direccionamiento familiar fruto del liderazgo del Sr. Pedro Quimbiamba y los siguientes socios: Miguel Quimbiamba, Carlos Quimbiamba, Luis Quimbiamba, Lilian Quimbiamba, Gloria Quimbiamba. La florícola, cuenta hoy en día con 5 hectáreas de producción de rosas y además con 15 proveedores de la zona de Cayambe, los cuales hacen llegar su materia prima para su proceso y venta por medio de procesos de exportación (Susan Flowers, 2021).

En la actualidad, existe una producción de alrededor de 8.000 rosas diarias, siendo el propósito primordial de la empresa, producir y comercializar este producto, bajo los mayores parámetros de calidad, acondicionados a los incrementos competitivos de otras empresas en el mercado internacional. Así, la florícola está catalogada como pyme; ya que, el número de trabajadores actualmente oscila entre los 44 colaboradores, mismos que provienen de las provincias de Pichincha. A más, de tener aprobados los reglamentos tanto interno, como el de seguridad y salud ocupacional, la empresa cuenta con las certificaciones de Agrocalidad y Flor Ecuador que validan los procesos productivos desde el 2008. A esto, se suma el programa socio ambiental de Expo flores

(Asociación Nacional de Productores y Exportadores de flores del Ecuador) (Expoflores, 2021) organismo que “controla el uso racional de recursos y prevención de contaminación del agua, derechos y bienestar laboral, seguridad y salud en el trabajo, manejo de desechos y cumplimiento de requisitos legales” (Expoflores, 2021).

3.2. Localización de la empresa

La empresa está situada en la provincia de Pichincha, cantón Cayambe, parroquia Ayora, barrio Santo Domingo de Guzmán, entre las calles 10 de mayo y 13 de abril, como se refiere en la siguiente ilustración 14.

Ilustración 14

Ubicación de la empresa Susan Flowers



Nota: Fuente: Google Maps (2022)

3.3. Misión

La empresa tiene como misión, producir y comercializar las mejores rosas del Ecuador, orientándose a garantizar la máxima calidad a todos los clientes, en el momento de recibir sus flores; como parte de un firme compromiso para mejorar cada día.

3.4. Visión

La empresa tiene como visión, dentro de los próximos 10 años convertirse en una de las fincas florícolas más prestigiosas y de valor, produciendo las mejores y más

bellas rosas del Ecuador. Logrando una mayor interacción con la responsabilidad social y ambiental, interpretando las necesidades de nuestros clientes.

3.5. Objetivos estratégicos

Los objetivos estratégicos de las empresas se dividen en función de las siguientes áreas:

Administrativa

- Introducir técnicas y sistemas administrativos que promuevan la mejora en la productividad del trabajo, flexibilizando la organización; para hacerla más ágil, productiva y competitiva en un ambiente confortable.
- Generar plazas de empleo para los sectores aledaños de la empresa, cuidando el factor humano en todos los niveles y garantizando la seguridad.

Financiera

- Establecer un método de análisis de la demanda, que permita determinar los factores que inciden en la empresa para producir cada tallo de rosa de exportación y determinar su precio de venta.
- Satisfacer la demanda del mercado aumentando la producción con la expansión y construcción de nuevos invernaderos.
- Incrementar la eficiencia operativa de la organización mediante la realización de inversiones financieras y acciones que coloquen a la empresa en niveles financieros más adecuados.

Producción

- Incrementar y garantizar la productividad de la empresa en los procesos productivos para que la misma, sea competitiva en el mercado nacional e internacional.
- Incorporar tecnología y herramientas de punta en el proceso de producción para contrarrestar mejor los problemas que se presenten y hacer que los procesos sean más eficientes.
- Desarrollar un programa de incentivos económicos (bonos) para el personal operativo de la empresa, que tienda a incrementar la productividad de la misma.

Comercialización

- Conservar e incrementar el volumen de ventas captando nuevos clientes para tener mayores ingresos operacionales.
- Mantener e incrementar pedidos y órdenes fijas, con el fin de tener el mayor porcentaje de producción localizada y no tener problemas en temporadas difíciles que provocan el desperdicio de la flor y la pérdida de ingresos económicos para la empresa.
- Establecer relaciones comerciales sólidas y rentables a largo plazo con clientes en alrededor del mundo, para no tener problemas para colocar el producto en el mercado.

3.6. Estructura organizacional

El organigrama muestra la estructura de la empresa Anexo 2. La misma que opera verticalmente a través de departamentos; donde existe un área administrativa, área de cultivo, área de post cosecha y área de mantenimiento. La siguiente tabla detalla el

número de personas que cooperan en cada campo y sus roles como se observa en la tabla 7.

Tabla 7

Estructura organizacional

Área	Personal	Rol
Administrativa	8 personas	Manejo de ventas y entablan relaciones con los clientes.
Cultivo	20 personas	Sembrar, regar, inspeccionar (control de calidad), aplicar fertilizantes (control de plagas y enfermedades).
Postcosecha	13 personas	Control de calidad final y manutención del producto.
Área de mantenimiento	3 personas	Personal de limpieza y guardias de seguridad.

Nota: Fuente: Susan Flowers Susan Quim S.A.

3.7. Procesos

3.7.1. Cadena de valor

La cadena de valor de la empresa Susan Flowers Susan Quim S.A. sirve para entender de forma global los procesos de forma macro y micro (Anexo 3).

3.7.2. Diagrama de SIPOC

El diagrama de proveedores, ingresos, el proceso, las salidas y los clientes (SIPOC) de la empresa florícola muestra el enfoque, manejo y relaciones estrechas entre los procesos (Anexo 4).

3.7.3. Proceso productivo (postcosecha)

El proceso productivo de postcosecha de la empresa consiste en la hidratación, clasificación y despacho del producto (Anexo 5). A continuación, se explica brevemente cada uno de los referidos.

- **Hidratación:** después de la cosecha las plantas son enviadas al área de hidratación, en donde el tallo de la rosa es sumergido en tinas de agua bajo un pH determinado.
- **Clasificación:** bajo los requerimientos de los clientes se clasifican las plantas de acuerdo con el color, tamaño de tallo y botón. Además, se realizan empaques de 25 rosas a los cuales se coloca su respectivo nombre y medida.
- **Cuarto fríos:** se almacenan los bonches de rosas en gavetas plásticas, los cuales son empaquetados en cajas de cartón cilíndricas cuya forma reduce daños posibles a la flor conocidos como “tabacos”. Finalmente, el producto es despachado en camiones refrigerados.

Para ello se adquieren materias primas para embalajes como: papel corrugado, papel prensa, ligas y cajas de cartón. Para los cultivos se necesita: semillas, fertilizantes y productos químicos. La vendimia se planifica según el comportamiento de la demanda. Por lo tanto, se debe tener en cuenta el tiempo de cosecha adecuado, ya que las flores pueden marchitarse y esto generará costos adicionales para el negocio.

3.8. Cadena de suministros

3.8.1. Actores de la cadena de suministros

Es necesario conocer con mayor precisión la función y el rol de cada uno de estos actores en la empresa, a fin de analizar los factores que inciden en la producción de rosas en cada una de las partes. La siguiente tabla 8 detalla los roles y funciones de los actores en la cadena de suministros.

Tabla 8*Roles y funciones de los actores de la cadena de suministros organizacionales*

Actor	Rol	Función
Empresa aduanera	Gestionar la entrada y salida de la mercadería del país.	Tramitar el ingreso y salida del producto en el Ecuador.
Proveedores de materia prima	<ol style="list-style-type: none"> 1. Relación directa y estrecha con Susan Flowers Susan Quim S.A. 2. Fabricantes en diversas partes del mundo (como, por ejemplo: Brasil, Europa, USA, Holanda, Ecuador, entre otros) 	Proveen con materia prima para el cultivo de las rosas como: semillas, fertilizantes y materiales de empaque.
Mercado internacional	<p>En ciertos casos los clientes contactan a la empresa para realizar las negociaciones.</p> <p>Están ubicados en distintas partes del mundo.</p> <p>Mercado potencial en Rusia.</p> <p>Los pedidos se realizan en base a los requerimientos del cliente.</p> <p>En otros casos los clientes realizan el contrato por medio de las agencias.</p>	Compra de rosas para el exterior.
Mercado local (Ecuador)	Corresponden al 10 % de la producción de la empresa.	Compra local de las rosas
Agencias de viaje para flores	<ol style="list-style-type: none"> 1. No producen 2. Son mediadores entre los productores y los clientes 3. Están ubicadas normalmente cerca de los aeropuertos. 4. Relación directa con los clientes 5. Se responsabilizan del envío de las flores desde la recepción del producto terminado hasta que el cliente tiene el producto final. 	Intermediarios entre Susan Flowers y los clientes, para el envío de los paquetes de flores.

Nota: Fuente: Susan Flowers Susan Quim S.A.

3.8.2. Procesos en la cadena de suministros

Mediante entrevistas con el área de ventas y gerencia general, se ha identificado que la empresa incorpora en la producción dos tipos de procesos: perspectiva cíclica y

perspectiva push/pull. El 30% con procesos tipo push y 70% con procesos tipo pull para las exportaciones. El mercado nacional corresponde aproximadamente al 10% de la producción total, se considera producto nacional a aquella rosa que no ha pasado las especificaciones de calidad de los clientes internacionales y que será comercializada en el Ecuador (Anexo 6).

3.9. Análisis interno

Para un mejor diagnóstico situacional interno se procede con la implementación de un FODA hacia la empresa florícola Susan Flowers Susan Quim S.A.

3.9.1. Determinación de características internas

Fortalezas

En la siguiente tabla 9 se describe cada una de las fortalezas que tiene la empresa florícola Susan Flowers las cuales han aportado para el buen desarrollo de producción.

Tabla 9

Fortalezas

Fortalezas	
1	Es una empresa de renombre nacional.
2	Productos hecha con altos parámetros de calidad.
3	Alta tecnologías para el monitoreo y control de sus procesos.
4	Genera una variada cartera de productos.
5	Talento humano comprometido.

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

Oportunidades

En la siguiente tabla 10 se describe cada una de las oportunidades que tiene la empresa florícola Susan Flowers.

Tabla 10

Oportunidades

Oportunidades	
1	Recuperación del mercado internacional de rosas.
2	Desarrollo de nuevos espacios de demanda comercial.
3	Alianzas de exportación estratégicas.
4	Oferta de mejores sistemas de e-commerce.
5	Mayores acuerdos comerciales y reducción de aranceles.

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

Debilidades

En la siguiente tabla 11 se describe cada una de las debilidades que tiene la empresa florícola Susan Flowers.

Tabla 11

Debilidades

Debilidades	
1	Reducción de exportaciones por 2 años.
2	Despido de talento humano.
3	Limitación de la capacidad productiva.
4	Reducción de liquidez organizacional.
5	Contracción de la gestión administrativa y toma de decisiones.

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

Amenazas

En la siguiente tabla 12 se describe cada una de las amenazas que tiene la empresa florícola Susan Flowers.

Tabla 12

Amenazas

Amenazas	
1	Pandemia de Covid-19.
2	Incremento de la competencia.
3	Cambios políticos que afectan negativamente.
4	Inseguridad social.
5	Incremento de costos internacionales de movilidad.

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

3.9.2. Determinación de matrices de Holmes o Priorización.

Una matriz de Holmes es una herramienta de gestión y control de proyectos que se utiliza para identificar temas clave y evaluar alternativas adecuadas para un objetivo determinado (Martín, 2018).

En otras palabras, es un sistema que facilita la toma de decisiones y garantiza que las acciones se realicen de acuerdo con criterios objetivos de uso. Ayuda a saber cuáles son las prácticas más rentables y beneficiosas en una situación dada. Se utiliza en una variedad de situaciones, desde una empresa que compra materiales hasta la contratación de empleados para un proyecto específico o para ayudar a un gerente de

proyecto a determinar qué problemas deben resolverse primero para lograr una meta (Martín, 2018), como se muestran en las tablas 13, 14, 115 y 16.

Tabla 13

Matriz de Holmes para fortalezas

FORTALEZAS	Es una empresa de renombre nacional.	Productos hecha con altos parámetros de calidad.	Alta tecnologías para el monitoreo y control de sus procesos.	Genera una variada cartera de productos.	Talento humano comprometido.	CALIFICACIÓN	CLASIFICACIÓN
Es una empresa de renombre nacional.	2,0	2,0	2,0	1,5	1,5	9,0	2
Productos hecha con altos parámetros de calidad.	2,0	2,0	2,0	2,0	1,5	9,5	1
Alta tecnologías para el monitoreo y control de sus procesos.	1,0	1,5	2,0	1,0	1,0	6,5	4
Genera una variada cartera de productos.	0,5	1,0	1,5	2,0	1,0	6,0	5
Talento humano comprometido.	1,0	1,0	2,0	1,5	2,0	7,5	3
SUMATORIA						38,5	

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

La fortaleza más importante para la empresa es su calidad dentro de las flores que oferta.

Tabla 14*Matriz de Holmes para oportunidades*

OPORTUNIDADES	Recuperación del mercado internacional de rosas.	Desarrollo de nuevos espacios de demanda comercial.	Alianzas de exportación estratégicas.	Oferta de mejores sistemas de e-commerce.	Mayores acuerdos comerciales y reducción de aranceles.	CALIFICACIÓN	CLASIFICACIÓN
Recuperación del mercado internacional de rosas.	2,0	2,0	2,0	1,5	2,0	9,5	1
Desarrollo de nuevos espacios de demanda comercial.	2,0	2,0	1,5	1,0	1,0	7,5	3
Alianzas de exportación estratégicas.	1,0	1,0	2,0	1,5	1,0	6,5	4
Oferta de mejores sistemas de e-commerce.	1,0	1,0	1,0	2,0	1,0	6,0	5
Mayores acuerdos comerciales y reducción de aranceles.	1,5	1,5	2,0	2,0	2,0	9,0	2
SUMATORIA						38,5	

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

La oportunidad más importante para la empresa es la recuperación del mercado internacional de rosas.

Tabla 15*Matriz de Holmes para debilidades*

DEBILIDADES	Reducción de exportaciones por 2 años.	Despido de talento humano.	Limitación de la capacidad productiva.	Reducción de liquidez organizacional.	Contracción de la gestión administrativa y toma de decisiones.	CALIFICACIÓN	CLASIFICACIÓN
Reducción de exportaciones por 2 años.	2,0	2,0	2,0	2,0	1,5	9,5	1
Despido de talento humano.	1,5	2,0	1,5	1,0	1,0	7,0	4
Limitación de la capacidad productiva.	1,0	2,0	2,0	1,5	1,0	7,5	3
Reducción de liquidez organizacional.	2,0	2,0	1,5	2,0	1,5	9,0	2
Contracción de la gestión administrativa y toma de decisiones.	1,0	1,0	1,0	1,5	2,0	6,5	5
SUMATORIA						39,5	

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

La debilidad más influyente para la empresa es la reducción de las exportaciones por 2 años.

Tabla 16*Matriz de Holmes para amenazas*

AMENAZAS	Pandemia de Covid-19.	Incremento de la competencia.	Cambios políticos que afectan negativamente.	Inseguridad social.	Incremento de costos internacionales de movilidad.	CALIFICACIÓN	CLASIFICACIÓN
Pandemia de Covid-19.	2,0	2,0	2,0	1,5	2,0	9,5	1
Incremento de la competencia.	2,0	2,0	1,5	1,5	2,0	9,0	2
Cambios políticos que afectan negativamente.	2,0	2,0	2,0	1,5	1,0	8,5	3
Inseguridad social.	2,0	1,0	1,5	2,0	1,0	7,5	5
Incremento de costos internacionales de movilidad.	2,0	1,0	1,5	1,5	2,0	8,0	4
SUMATORIA						42,5	

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

La amenaza más influyente para la empresa es la pandemia de Covid-19.

3.9.3. Evaluación del entorno interno y externo

A continuación, se calcula el efecto interno y externo del FODA hacia la empresa florícola Susan Flowers Susan Quim S.A como se muestra en la tabla 17.

Tabla 17

Evaluación del entorno interno

Evaluación del ambiente interno				
Clasificación	Fortalezas	Porcentaje	Valor	Calificación
1	Es una empresa de renombre nacional.	0,10	4	0,40
2	Productos hecha con altos parámetros de calidad.	0,10	4	0,40
3	Alta tecnologías para el monitoreo y control de sus procesos.	0,10	3	0,30
4	Genera una variada cartera de productos.	0,10	3	0,30
5	Talento humano comprometido.	0,10	4	0,40
Clasificación	Debilidades	Porcentaje	Valor	Calificación
1	Reducción de exportaciones por 2 años.	0,10	2	0,20
2	Despido de talento humano.	0,10	1	0,10
3	Limitación de la capacidad productiva.	0,10	2	0,20
4	Reducción de liquidez organizacional.	0,10	2	0,20
5	Contracción de la gestión administrativa y toma de decisiones.	0,10	1	0,10
Total		1,00		2,60

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

De acuerdo con la evaluación interna, existe dentro de la empresa una mayor incidencia de las fortalezas sobre las debilidades. Así, es muy probable su recuperación de corto plazo.

Tabla 18

Evaluación del entorno externo

Evaluación del ambiente externo				
Clasificación	Oportunidades	Porcentaje	Valor	Calificación
1	Recuperación del mercado internacional de rosas.	0,10	4	0,40
2	Desarrollo de nuevos espacios de demanda comercial.	0,10	3	0,30
3	Alianzas de exportación estratégicas.	0,10	3	0,30
4	Oferta de mejores sistemas de e-commerce.	0,10	3	0,30
5	Mayores acuerdos comerciales y reducción de aranceles.	0,10	3	0,30
Clasificación	Amenazas	Porcentaje	Valor	Calificación
1	Pandemia de Covid-19.	0,10	2	0,20
2	Incremento de la competencia.	0,10	2	0,20
3	Cambios políticos que afectan negativamente.	0,10	1	0,10
4	Inseguridad social.	0,10	1	0,10
5	Incremento de costos internacionales de movilidad.	0,10	1	0,10
Total		1,00		2,30

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

De acuerdo con la evaluación externa como se muestra en la tabla 18, existe hacia la empresa una mayor incidencia de las amenazas sobre las oportunidades. Así, es urgente analizar la demanda del sector florícola al corto plazo.

3.9.4. Matriz de 9 caras

Permite relacionar por medio de estrategias las fortalezas internas de la empresa y las amenazas actuales del mercado internacional florícola como se muestra en la tabla 19.

Tabla 19

Matriz FODA empresarial

	Oportunidades	Amenazas
FODA	Recuperación del mercado internacional de rosas.	Pandemia de Covid-19.
	Desarrollo de nuevos espacios de demanda comercial.	Incremento de la competencia.
	Alianzas de exportación estratégicas.	Cambios políticos que afectan negativamente.
	Oferta de mejores sistemas de e-commerce.	Inseguridad social.
	Mayores acuerdos comerciales y reducción de aranceles.	Incremento de costos internacionales de movilidad.
Fortalezas	Estrategias ofensivas	Estrategias defensivas
Es una empresa de renombre nacional.	Promover una mejor oferta de rosas a mercados no tradicionales. Cuantificar la oferta que puede ejecutar la empresa, sin decaer los parámetros de calidad.	Generar estrategias para una diferenciación frente a los competidores. Reducir los costos de producción en las rosas.
Productos hecha con altos parámetros de calidad.		
Alta tecnologías para el monitoreo y control de sus procesos.		
Genera una variada cartera de productos.		
Talento humano comprometido.		
Debilidades	Estrategias de reorientación	Estrategias de supervivencias
Reducción de exportaciones por 2 años.	Asignar al talento humano en funciones de mayor impacto productivo. Obtener financiamiento para mejorar las condiciones	Estimar la demanda del sector hacia la empresa al corto plazo. Modelizar el escenario a largo plazo de la demanda hacia la
Despido de talento humano.		
Limitación de la capacidad productiva.		

Reducción de liquidez organizacional.	productivas y administrativas de la empresa.	capacidad productiva de la empresa.
Contracción de la gestión administrativa y toma de decisiones.		

Nota: Fuente: Aplicación de FODA empresarial (2022)

3.10. Análisis externo

3.10.1. Balanza de pagos

La balanza de pagos acorde al BCE (Banco Central del Ecuador) (2021) está definida como “un estado estadístico que resume las transacciones entre residentes y no residentes durante un período determinado” (p. 1). Así, su información permite referenciar una imagen del estado financiero de un país acorde a los productos y servicios que genera dentro de las fronteras de su territorio, referenciado con las relaciones comerciales internacionales.

Por medio de una revisión histórica a la Información Estadística Mensual y Anual del BCE, se expone en la balanza de pagos normalizada, dentro de la cuenta corriente definida como “los flujos de bienes, servicios, ingreso primario e ingreso secundario entre residentes y no residentes; sobre diferencia entre la suma de las exportaciones e importaciones” (BCE, 2021, p. 4). Que, según datos del Ecuador durante el período anual (2017 - 2020) las variaciones de las exportaciones e importaciones decrecieron en ambas cuentas por debajo de sus medias históricas de los últimos 5 años (2016 - 2020).

A nivel de las exportaciones las variaciones últimas exponen una TVA (2016/2017) del 10,9%, manteniendo un leve crecimiento en la TVA (2017/2018) al 11,1%, pero cayendo en forma substancial para la TVA (2018/2019) con un crecimiento mínimo del 2,8%, valor que está por debajo del crecimiento medio para el período de estudio de 8%. Fenómeno similar dentro de las importaciones, donde la TVA

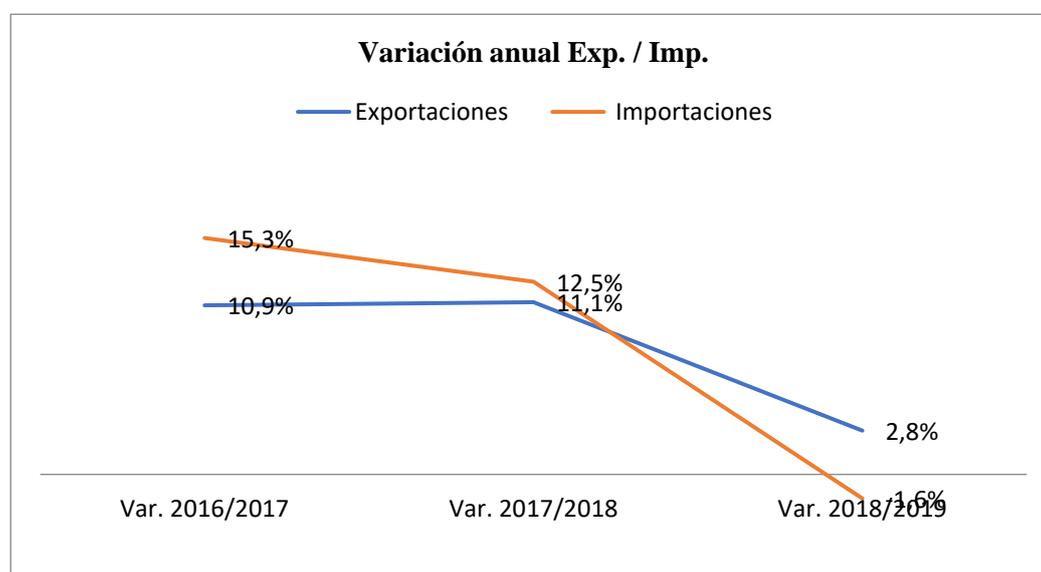
(2016/2017) es del 15,3%, decreciendo en la TVA (2017/2018) al 12,5% y cayendo en forma abrupta con la clara contracción económica al tener una tasa negativa en la TVA (2018/2019) de -1,6%; valor que obviamente está por debajo del crecimiento medio para el período de estudio de 9%.

Dicho fenómeno económico se pueden interpretar en su punto más relevante con las caídas substanciales de las tasas de variación tanto en exportaciones como importaciones para el período (2018/2019) acorde a una contracción de la economía ecuatoriana en forma general durante el año 2019, bajo criterio de Carrera (2019) corresponde a “una limitada apertura a las inversiones extranjeras, reducción del capital financiero interno empresarial, acrecentamiento de la tasa de desempleo con una reducción de las condiciones laborales, sumado a un mal manejo político – administrativo desde la presidencia” (p. 18). Factores, que sumados a las crisis internacionales del 2017 – 2018, repercutieron en la balanza comercial nacional.

Por su parte, dentro de una revisión interanual para las exportaciones e importaciones del primer trimestre durante los años (2017 - 2020) y las variaciones (2017/2018 – 2018/2019 y 2019/2020) se determina que las exportaciones presentaron una TVA (2017/2018) del 9,2%, con una reducción ampliada de la TVA (2018/2019) al 0,8%, que frente a la TVA (2019/2020) cayó aún más con una variación de apenas 0,05%; valor que está por debajo del crecimiento medio para el período de estudio de 3% como se muestra en la ilustración 15 .

Ilustración 15

Variación anual de exportaciones / importaciones



Nota: Fuente: BCE (2021)

A esto, las importaciones presentaron una TVA (2017/2018) del 13,7%, con una reducción de la TVA (2018/2019) al 5,4% y posteriormente un valor desastroso económicamente hablando al determinar una TVA (2019/2020) negativa de -9,9%, valor que está muy por debajo del crecimiento medio para el período de estudio de 3%.

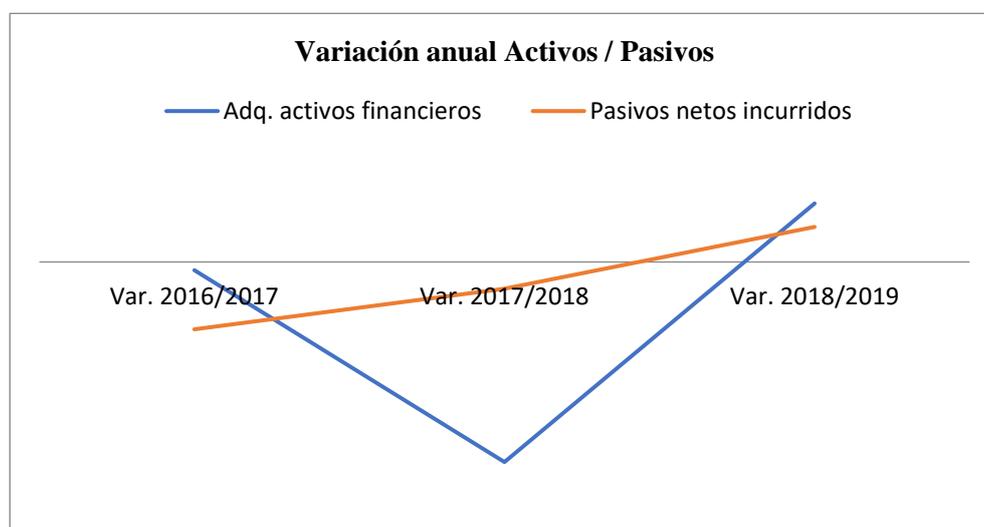
El valor más significativo de estudio está dado por la TVA (2019/2020) tanto en importaciones como exportaciones, al punto que no solo es bajo, sino hasta negativo. Cuya razón se ve apalancada por la crisis mundial ocasionada por la pandemia del COVID-19, fenómeno sanitario que limitó al máximo las exportaciones de bienes y servicios nacionales por el cierre de fronteras y la reducción del comercio exterior. Además, que las importaciones se redujeron por la caída y cierre de negocios, el crecimiento de la tasa de desempleo y las limitaciones de movilidad hacia las interacciones de comercio interno entre los ciudadanos acorde a las restricciones del estado de excepción.

Bajo el estudio de la cuenta financiera según el BCE (2021) la misma refleja “la adquisición neta de activos y la disposición neta de pasivos financieros” . Así, según Huertas (2018), los “activos financieros son el patrimonio o en términos simple los ahorros de un Estado; por su parte, los pasivos netos incurridos son las rentas de participación o endeudamiento”.

A nivel de la adquisición de activos financieros las variaciones últimas exponen una TVA (2016/2017) de $-8,5\%$, decreciendo aún más en la TVA (2017/2018) al mantener un indicador de $-204,9\%$, pero con una recuperación en la TVA (2018/2019) con un crecimiento del $60,0\%$, valor que está por encima del decrecimiento medio para el período de estudio de -51% . Fenómeno similar dentro de los pasivos netos incurridos, donde la TVA (2016/2017) es de $-68,9\%$, decreciendo en la TVA (2017/2018) al $-27,2\%$ y recuperándose algo en la TVA (2018/2019) con un $35,9\%$; valor del último período por encima del decrecimiento medio anual del espacio de estudio (2016 - 2019) con un indicador de -20% como se muestra en la ilustración 16.

Ilustración 16

Variación anual de activos / pasivos



Nota: Fuente: BCE (2021)

Por su parte, dentro de una revisión interanual para las mismas cuentas del primer trimestre durante los años (2017 - 2020) y las variaciones (2017/2018 – 2018/2019 y 2019/2020) se determina que las adquisiciones de activos financieros presentaron una TVA (2017/2018) del 7,0%, con una reducción ampliada negativa de la TVA (2018/2019) al -62,6%, que frente a la TVA (2019/2020) presentó una recuperación de 82,2%; valor por encima del crecimiento medio para el período de estudio de 9%.

A esto, los pasivos netos incurridos presentaron una TVA (2017/2018) del 99,7%, con una reducción negativa de la TVA (2018/2019) al -54,0% y posteriormente un valor desastroso económicamente hablando al determinar una TVA (2019/2020) negativa de -111,8%, valor que está muy por encima de la tasa de decrecimiento medio para el período de estudio de -22%.

Así, en forma anual se puede determinar que existe una recuperación de la adquisición de activos financieros durante el período (2018-2019) frente a los períodos anteriores por la venta de oro del BCE generando 300 millones de dólares, además de la reducción de las instituciones del Estado e ingreso de liquidez bajo créditos directos del FMI (Fondo Monetario Internacional) y del Banco Mundial, lo cual incrementó por su parte los pasivos netos incurridos.

Dentro del análisis del primer trimestre durante los años (2017 - 2020) y las variaciones, se determinó en forma destaca que durante la TVTr (2019/2020), la adquisición de activos financieros fue de 82,2% y la tasa de pasivos netos incurridos de -111,8%; denotando en forma general el crecimiento de recursos económicos nacionales por sobreendeudamiento con instituciones internacionales financiamiento durante la pandemia de COVID – 19.

3.10.2. PIB (Producto Interno Bruto)

Para el total de la oferta final hacia su valor promedio durante el período 2010 – 2021, se detalla que el PIB ha representado el 77,1% y la importación de bienes y servicios el 22,9%. Además, dentro de la utilización final promedio para el mismo período (2010 – 2021), la categoría con mayor participación es el gasto de consumo final con un 59,4% seguido por la exportación de bienes y servicios con 21,6%.

El sector de estudio florícola, que acorde a Brito (2019) es “un sector estratégico y prioritario dentro de las funciones privadas, que debe siempre contar con la partidas presupuestaria anual de apoyo por su alta incidencia productiva” (p. 32). Los datos del ciclo económico, se expone en la siguiente tabla; donde se puede denotar un proceso decreciente constante del 2010 al 2021, al punto que el 2017, ya presenta tasas negativas. Por tanto, no se da la atención necesaria a dicho sector dentro del manejo económico estatal. En referencia al PIB, el sector florícola representa al 2020 el 4,89%; lo cual, es mínimo en función de la importancia que tiene dicho sector como se muestra en la tabla 20 y la ilustración 17.

Tabla 20

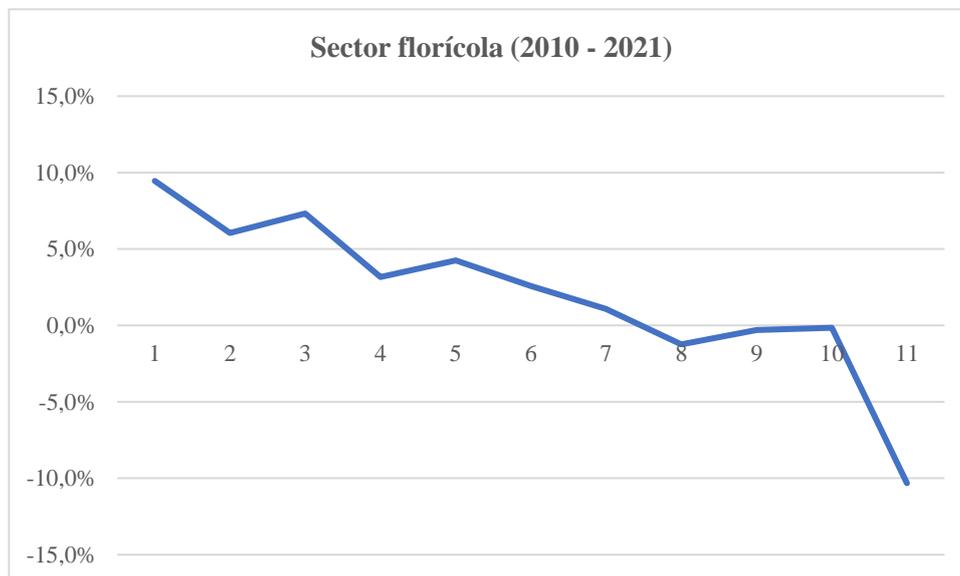
Representación del sector florícola en el PIB

	2020
Sector florícola	4.646,7
PIB	94.965,6
Representación	4,89%

Nota: Fuente: BCE (2021)

Ilustración 17

El sector florícola y su participación en el PIB (2010 - 2021)



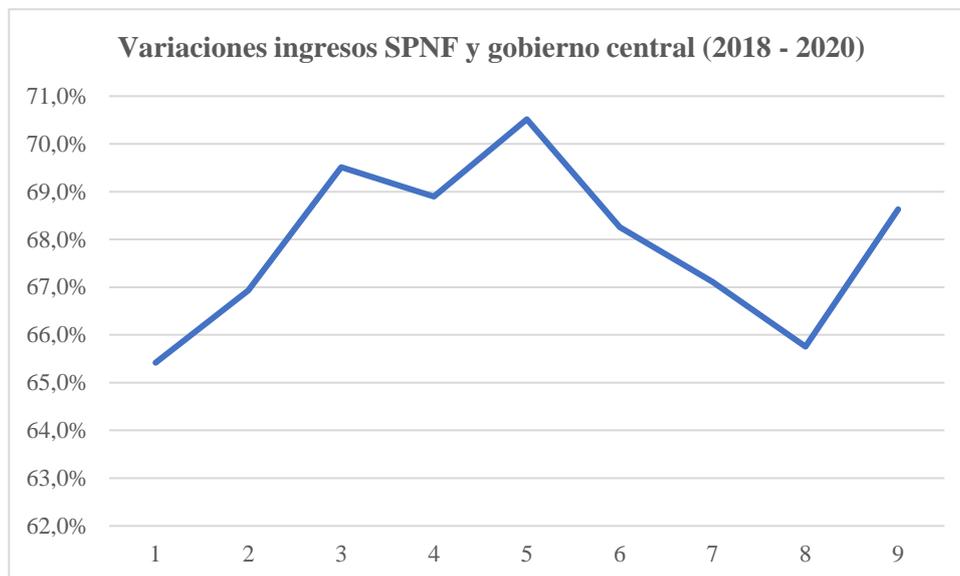
Nota: Fuente: BCE (2021)

3.10.3. SPNF (Sector Público No Financiero)

En forma histórica para el período 2018 – 2020, los ingresos del gobierno central frente a los del SPNF representa un 67,9%. Por su parte, los gastos refieren un indicador de 76,6% dentro de la misma relación presupuestaria como se observa en las ilustraciones 18 y 19.

Ilustración 18

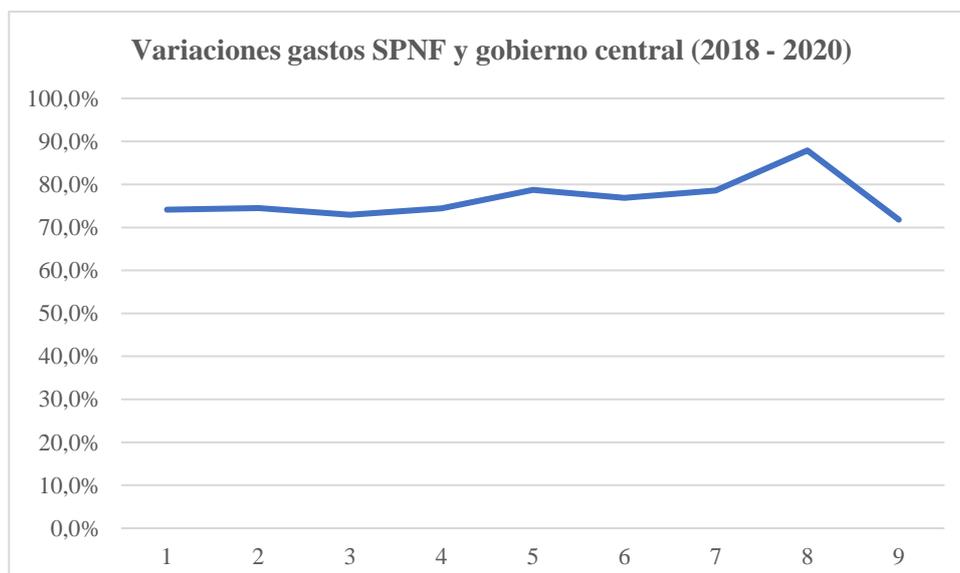
Variaciones de ingresos del SPNF (2018 - 2020)



Nota: Fuente: BCE (2021)

Ilustración 19

Variaciones de gastos del SPNF (2018 - 2020)



Nota: Fuente: BCE (2021)

Acorde a los gráficos anteriores, la participación mensual de los ingresos del gobierno central frente a los del SPNF ha sido muy fluctuante durante el segundo y tercer trimestre del 2020, manteniendo una pendiente negativa significativa, con una recuperación para el cuarto trimestre del mismo año similares a datos del segundo trimestre de 2018. Las partidas más representativas durante dicho período histórico son a nivel de ingresos los no petroleros seguido un poco distante de los tributarios; por su parte dentro de los gastos destaca el gasto corriente que refiere a sueldos y salarios del sector público; de ahí la justificación de los últimos años hacia un recorte significativo del personal por parte del gobierno.

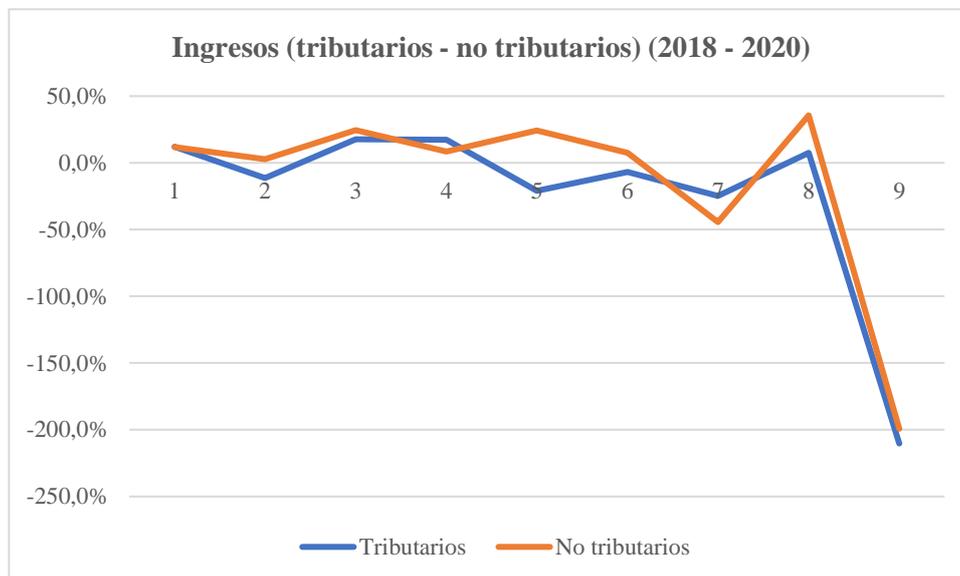
A nivel del gobierno central, los ingresos para el período de estudio (2018 - 2020) han tendido a decaer en forma significativa durante los dos últimos trimestres del 2020. Un elemento para destacar es la caída significativa de los ingresos petroleros durante los dos primeros trimestres del 2020, vinculado a la pandemia del Covid-19. Dentro de los gastos, los corrientes se han reducido significativamente durante los dos últimos trimestres del 2020, esto se debe a la reducción del personal dentro de las instituciones pública. Además, el déficit presupuestario durante los dos últimos trimestres del 2020 se acrecentó en forma significativa aumentando la deuda pública.

3.10.4. Carga tributaria

Los efectos de la pandemia de Covid-19 redujeron las actividades comerciales y los ingresos tributarios, por ende, el presupuesto estimado al 2021 también se redujo; todo como efecto de la carencia de tributos de los sectores estratégicos como el florícola como se observa en la ilustración 20.

Ilustración 20

Variaciones de ingresos tributarios y no tributarios (2018 - 2020)



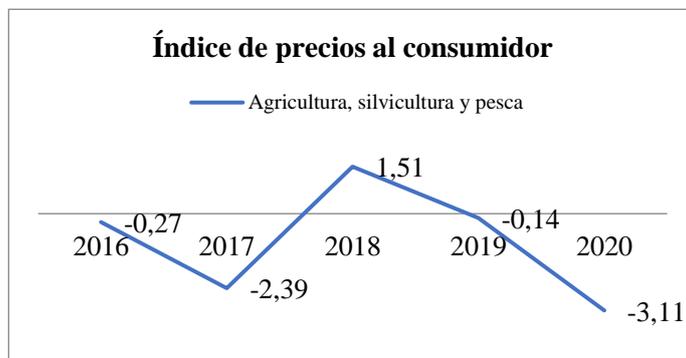
Nota: Fuente: BCE (2021)

3.10.5. IPC (Índice de Precios al Consumidor)

El sector de agricultura, silvicultura y pesca referido según datos del BCE dentro de las cuentas nacionales ha sido muy fluctuante. En forma puntual, la industria florícola ha decaído en forma significativa durante el período 2019 – 2020, afectando los ingresos brutos como se observa en la ilustración 21.

Ilustración 21

Índice de precios al consumidor del sector florícola (2016 - 2020)



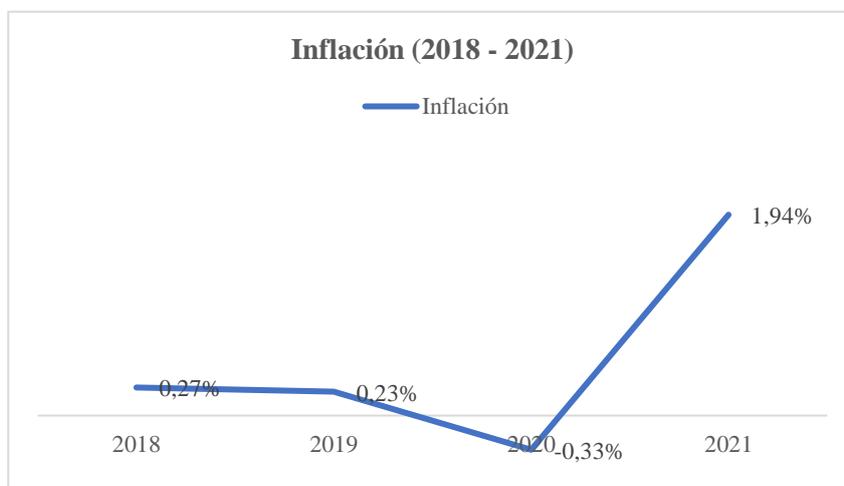
Nota: Fuente: BCE (2021)

3.10.6. Inflación

La inflación en Ecuador durante el último período se ha incrementado y establece el indicador más alto de los últimos 10 años. La misma, que se ha limitado debido a la dolarización, reduciendo su efecto económico hacia una potencial mayor crisis económica como se muestra en la ilustración 22.

Ilustración 22

Inflación (2018 - 2021)



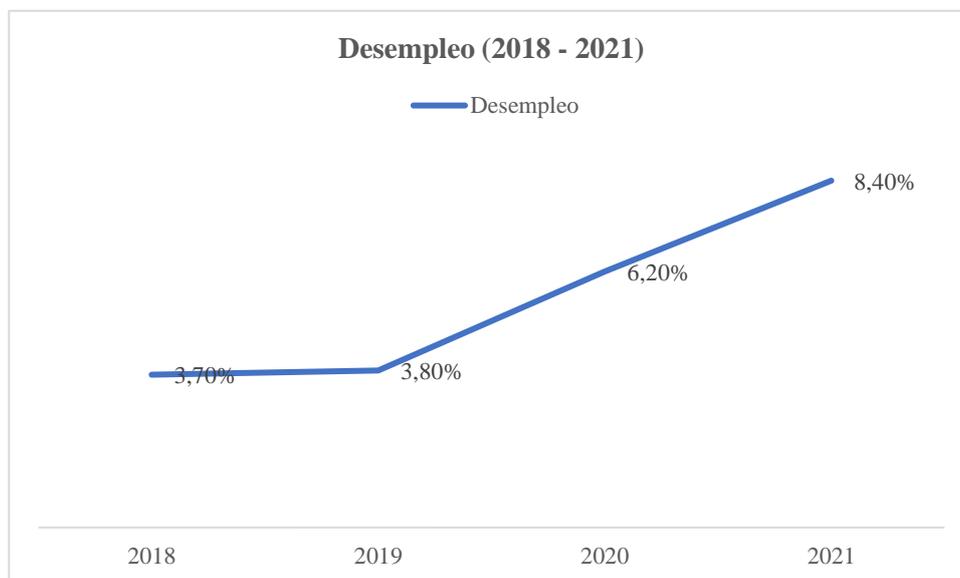
Nota: Fuente: BCE (2021)

3.10.7. Desempleo

El desempleo en Ecuador presenta en los últimos 4 años un incremento exponencial y demuestra la deficiencia económica interna en la reducción de oportunidades laborales como se muestra en la ilustración 23.

Ilustración 23

Desempleo (2018 - 2021)



Nota: Fuente: BCE (2021)

3.11. Análisis ABC

En el método ABC se propone la regla 80/20, también conocida como la ley de menor significación, que establece que el 20% de los artículos valen el 80% del inventario y el 80% de los artículos valen el 20%, útil para operaciones de inventario y toma de decisiones.

En el método ABC se establecen tres categorías para clasificar los productos según su prioridad, estableciendo, los artículos A (mayor importancia), B

(importancia secundaria) y C (poca importancia). Sin embargo, el aspecto más relevante de la clasificación es identificar los artículos más importantes y los artículos menos importantes en los extremos de las categorías, por lo que el número de categorías y el porcentaje de artículos en cada condición es variable.

A continuación, la aplicación del método ABC que se realiza en este caso de estudio sirve para analizar las unidades vendidas, el valor de unitario y los costos totales de cada uno de los productos que ofrece la empresa.

En primer lugar, se recolecto la información de las variedades de las rosas con las cuales cuenta la empresa, además del total de unidades vendidas, costo unitario y costo total del año 2020, datos con los cuales se logró construir la tabla para el análisis ABC como se muestra en la ilustración 24 a continuación:

Ilustración 24

Datos para la elaboración del análisis ABC

NOMBRE DEL PRODUCTO	UNIDADES VENDIDAS	COSTO UNITARIO	COSTO TOTAL
ALBA	1.000	0,38	\$376
ATOMIC	1.875	0,34	\$646
BLUE	4.375	0,59	\$2.579
BRIGTON	475	0,23	\$110
EXPLORER	986.200	0,47	\$461.763
FREEDOM	55.000	0,34	\$18.646
GOTCHA	92.100	0,39	\$35.546
HERMOSA	35.800	0,47	\$16.770
HIGH MAGIC	31.250	0,28	\$8.827
IGUAZU	54.525	0,33	\$18.011
KAHALA	69.550	0,36	\$24.759
LOLA	24.550	0,28	\$6.955
MAGIC TIMES	90.825	0,39	\$35.523
MIXTO	261.950	0,26	\$67.121
MONDIAL	617.600	0,34	\$211.091
NINA	1.150	0,36	\$410
PALOMA	29.775	0,28	\$8.279
PINK FLOYD	276.250	0,36	\$99.572
PINK MONDIAL	84.650	0,39	\$33.211
PROUD	30.550	0,28	\$8.696
RAINBOW	6.425	0,70	\$4.500
TOPAZ	2.450	0,33	\$814

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

El siguiente paso para la elaboración del análisis se basa en otorgar un ranking por costo, es decir enumerar de mayor a menor tomando en cuenta los valores del costo total. Luego se procede a ordenar de mayor a menor la posición de cada uno de los productos basándonos en el ranking de costos previamente realizado y al final se realiza el cálculo del costo porcentual y el costo porcentual acumulado como se observa en la ilustración 25.

Ilustración 25

Elaboración de ranking, posición de producto y costos porcentuales.

RANKING POR COSTO	POSICIÓN	PRODUCTO	COSTO TOTAL	COSTO PORCENTUAL	COSTO PORCENTUAL ACUMULADO
21	1	EXPLORER	\$ 461.762,75	43%	43,4%
19	2	MONDIAL	\$ 211.091,00	20%	63,2%
17	3	PINK FLOYD	\$ 99.571,75	9%	72,6%
22	4	MIXTO	\$ 67.120,75	6%	78,9%
1	5	GOTCHA	\$ 35.546,25	3%	82,2%
9	6	MAGIC TIMES	\$ 35.522,75	3%	85,6%
5	7	PINK MONDIAL	\$ 33.211,25	3%	88,7%
11	8	KAHALA	\$ 24.758,50	2%	91,0%
12	9	FREEDOM	\$ 18.646,00	2%	92,8%
10	10	IGUAZU	\$ 18.010,50	2%	94,5%
8	11	HERMOSA	\$ 16.769,75	2%	96,0%
15	12	HIGH MAGIC	\$ 8.827,25	1%	96,9%
6	13	PROUD	\$ 8.695,75	1%	97,7%
4	14	PALOMA	\$ 8.278,75	1%	98,5%
2	15	LOLA	\$ 6.954,50	1%	99,1%
20	16	RAINBOW	\$ 4.500,25	0%	99,5%
14	17	BLUE	\$ 2.578,75	0%	99,8%
3	18	TOPAZ	\$ 814,00	0%	99,9%
7	19	ATOMIC	\$ 645,75	0%	99,9%
13	20	NINA	\$ 410,00	0%	100,0%
16	21	ALBA	\$ 376,00	0%	100,0%
18	22	BRIGTON	\$ 109,50	0%	100,0%

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Con la información de la empresa Susan Flowers S.A. se determinó la clasificación ABC por utilidad de los artículos, mediante el manejo del criterio 80% acumulado para A, hasta 95% acumulado para B y el resto para C.

En la clasificación A como se muestra en la ilustración 26, inicia el ordenamiento considerando 4 productos principales, casi el 80% de la utilización, y se muestra que tiene un 78.9% de utilidad. Los artículos agregados en dicha categoría son las

variedades de explorer, mundial, pink floyd y mixto. Entre estos ítems se tienen algunos productos que presentan mayor costo porcentual, con el 43% la variedad explorer de gran utilidad. La variedad mundial también cuenta con gran costo porcentual, siendo un 20 % y su utilidad es muy grande. Los anteriores artículos son los que de forma individual dejan mayores utilidades a la empresa.

Las variedades mencionadas se consideran como las más representativas para la empresa, porque su participación en las ventas es grande y le dejan mayores utilidades al relacionarlos con sus ventas. Por lo cual, se considera que estas cuatro variedades son las más adecuadas para la elaboración del modelo de pronóstico basado en redes bayesianas que se realizara dentro de la investigación.

Ilustración 26

Clasificación A

PRODUCTO	COSTO TOTAL	COSTO PORCENTUAL	COSTO PORCENTUAL ACUMULADO	CLASIFICACIÓN
EXPLORER	\$ 461.762,75	43%	43,4%	A
MONDIAL	\$ 211.091,00	20%	63,2%	A
PINK FLOYD	\$ 99.571,75	9%	72,6%	A
MIXTO	\$ 67.120,75	6%	78,9%	A

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

En la clasificación B como se muestra en la ilustración 27, inicia el ordenamiento considerando 6 productos representantes del 15,6% del valor y se muestra un 94.5 % de utilización si se suman con el 80% anterior. Los artículos en dicha categoría son las variedades de gotcha, magic times, pink mundial, kahala, freedom e iguazu. En esta clasificación los artículos con mayor peso son la variedad de Gotcha, con mayor utilidad y tiene un costo porcentual acumulado del 82.2 %. Dichos artículos se consideran necesarios, aunque no son los más representativos para la empresa por su baja participación en las ventad e la empresa.

Ilustración 27*Clasificación B*

PRODUCTO	COSTO TOTAL	COSTO PORCENTUAL	COSTO PORCENTUAL ACUMULADO	CLASIFICACIÓN
GOTCHA	\$ 35.546,25	3%	82,2%	B
MAGIC TIMES	\$ 35.522,75	3%	85,6%	B
PINK MONDIAL	\$ 33.211,25	3%	88,7%	B
KAHALA	\$ 24.758,50	2%	91,0%	B
FREEDOM	\$ 18.646,00	2%	92,8%	B
IGUAZU	\$ 18.010,50	2%	94,5%	B

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

En la clasificación C como se muestra en la ilustración 28, inicia el ordenamiento considerando 12 productos, el 5,5 % de la utilización, y se muestra un 100% del total, sumadas la clasificación A y B, los artículos agregados en dicha categoría son las variedades de hermosa, high magic, proud, paloma, lola, rainbow, blue, topaz, atomic, nina, alba y brighthon. El producto con mayor utilidad es la variedad de Hermosa con un costo porcentual del 2%. Y los artículos que representan también utilidad son las variedades de high magic, proud, paloma y lola con un costo porcentual del 1%, siendo los productos más representativos de esta clasificación. Los anteriores productos son los que de forma individual dejan mayores utilidades en la clasificación C a la empresa. Las variedades mencionadas se consideran muy necesarias, porque son complementarios para otras ventas y es importante conservarlos en el inventario y posicionarlos en lugares poco concurridos debido a sus ventas menores.

Ilustración 28

Clasificación C

PRODUCTO	COSTO TOTAL	COSTO PORCENTUAL	COSTO PORCENTUAL ACUMULADO	CLASIFICACIÓN
HERMOSA	\$ 16.769,75	2%	96,0%	C
HIGH MAGIC	\$ 8.827,25	1%	96,9%	C
PROUD	\$ 8.695,75	1%	97,7%	C
PALOMA	\$ 8.278,75	1%	98,5%	C
LOLA	\$ 6.954,50	1%	99,1%	C
RAINBOW	\$ 4.500,25	0%	99,5%	C
BLUE	\$ 2.578,75	0%	99,8%	C
TOPAZ	\$ 814,00	0%	99,9%	C
ATOMIC	\$ 645,75	0%	99,9%	C
NINA	\$ 410,00	0%	100,0%	C
ALBA	\$ 376,00	0%	100,0%	C
BRIGTON	\$ 109,50	0%	100,0%	C

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Al realizar el análisis ABC en la ilustración 29, se presenta el resumen en el cual la clasificación A, con menos cantidad de productos tiene mayor participación en las ventas estimándose de 0% a 80 % o también derivada a una participación del 18.2 % con 4 variedades , un 78,9 % del total de artículos vendidos por la empresa y un monto de \$839,546,25 USD en ventas totales; seguida de la clasificación B, compuesta por un número intermedio de artículos y una participación en las ventas estimada de 27.3 % con 6 artículos, el 15.6 % del total de artículos vendidos y un monto de \$165.695,25 USD en ventas totales. Finalmente, se encuentra la clasificación C compuesta por un número pequeño de artículos y una participación baja en las ventas representando el 54,5 %, con 12 productos correspondientes a un 5,5 % del total de artículos vendidos y un monto de \$58.960,25 USD en ventas totales como se muestra en la ilustración 30.

Ilustración 29

Resumen de Resultados del análisis ABC

RESULTADOS			
CLASIFICACIÓN ABC	PARTICIPACIÓN ESTIMADA DE COSTO %	CANTIDAD DE PRODUCTOS	PARTICIPACIÓN
A	80,0%	4	18,2%
B	95,0%	6	27,3%
C	100,0%	12	54,5%

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Ilustración 30

Resultados análisis ABC

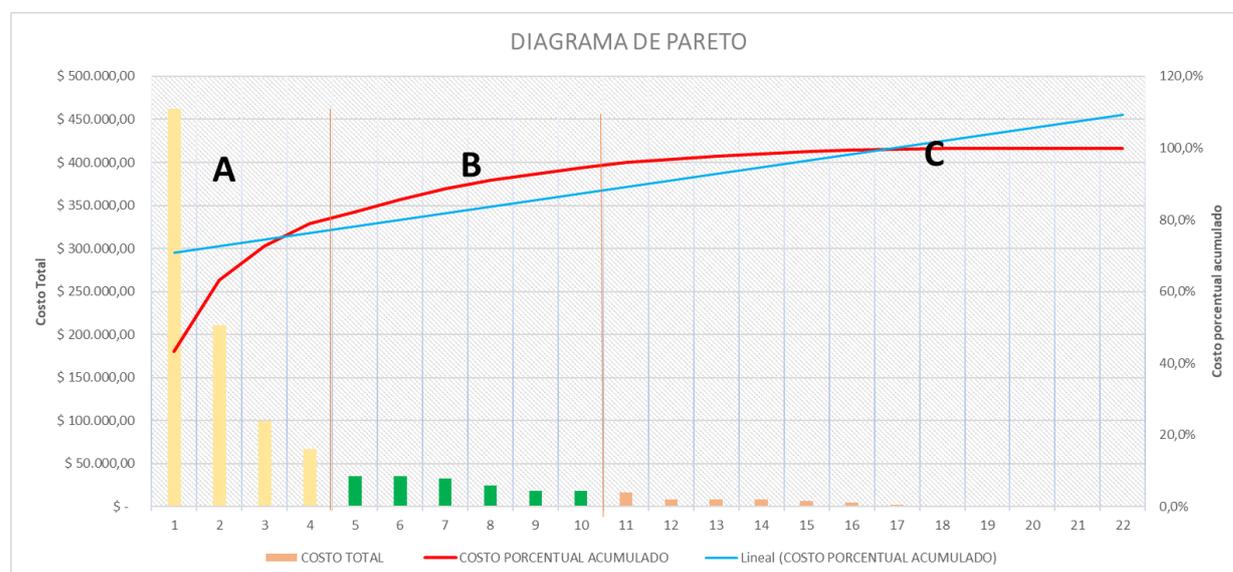
RESULTADOS			
COSTO %	COSTO ACUMULADO	LECTURA	VENTAS TOTALES
78,9%	78,9%	El 18,2% de los productos representan el 78,9% del costo	\$ 839.546,25
15,6%	94,5%	El 27,3% de los productos representan el 15,6% del costo	\$ 165.695,25
5,5%	100,0%	El 54,5% de los productos representan el 5,5% del costo	\$ 58.960,25
TOTAL			\$ 1.064.201,75

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

En el diagrama de la metodología ABC de Pareto que se muestra en la ilustración 31, se puede observar la composición de la distribución de variedades de la empresa, detallando que la categoría A es la más importante ya que representa el 80% de las ventas e incluye 4 productos. Luego está la Categoría B, que representa el 95% de las ventas y consta de 6 productos, luego la Categoría C, que representa el 100% de las ventas, consta de 12 artículos. Lo cual permite observar que los productos vendidos en las categorías B y C son complementarios a los de la categoría A.

Ilustración 31

Diagrama de Pareto



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Los resultados de la aplicación del método ABC en la empresa Susan Flowers diferenciaron los elementos que componen su inventario para comprender los elementos que son más importantes para la elaboración del pronóstico en este caso de estudio. Es importante considerar identificarlos con corrección, suministrarlos correctamente y satisfacer la demanda de los clientes. Un eslabón necesario al que se debe prestar atención en la cadena de suministro es plantear los requisitos de la empresa a los proveedores de manera oportuna y responder a las necesidades de los clientes.

El suministro excesivo en los almacenes reduce las ventas debido a la escasez de productos. Por el contrario, cuando los almacenes se encuentran con demasiados artículos, retienen fondos de esos bienes, lo que resulta en pérdidas. Debido a que el dinero no es líquido, los activos pueden dañarse o quedar obsoletos, lo que podría generar posibles pérdidas para la empresa. Una labor importante es evitar el exceso de almacén, pues permite incrementar la rentabilidad y utilidad de la empresa.

3.12.Elaboración de la fórmula para la normalización de predictores

La fórmula utilizada para normalizar los valores predictores se describe a continuación.

Si x es una variable para utilizar como predictor, entonces x_i serán sus observaciones tomadas m veces correspondientes a la serie histórica D_{hist} (Herrera Granda I. D., Lorente Leyva, Peluffo Ordóñez, & Alemany, 2020).

$$D(x_i) = \left[\frac{x_i - \bar{x}}{\bar{x}} \right] * 100, \forall i = 1, 2, \dots, m$$

CAPÍTULO IV

4. DESARROLLO DEL MODELO DE PRONÓSTICO

4.1. Diseño del experimento

Se limita a la estimación de las siguientes variaciones, según la fórmula de normalización de predictores, desde la sumatoria de los siguientes datos, obteniendo de aquella manera una desviación estándar la cual es la correcta para la elaboración del modelo.

4.2. Recopilación de datos

4.2.1. Base de datos de factores

La base de datos de los factores que influyen dentro de la modelación , fueron recopilados de manera directa del Banco central del Ecuador , tomando en consideración los factores que influyen de manera directa en la demanda y producción de rosas como: balanza de pagos, producto interno bruto, sector público no financiero, carga tributaria, índice de precios al consumidor, inflación , desempleo, pandemia y la pandemia en el sector florícola, desde el año 2019 hasta 2020, como se muestra a continuación en la ilustración 32 , donde observamos los valores de las desviación de cada factor que se utilizara para la modelación.

Ilustración 32

Base de Datos factores externos

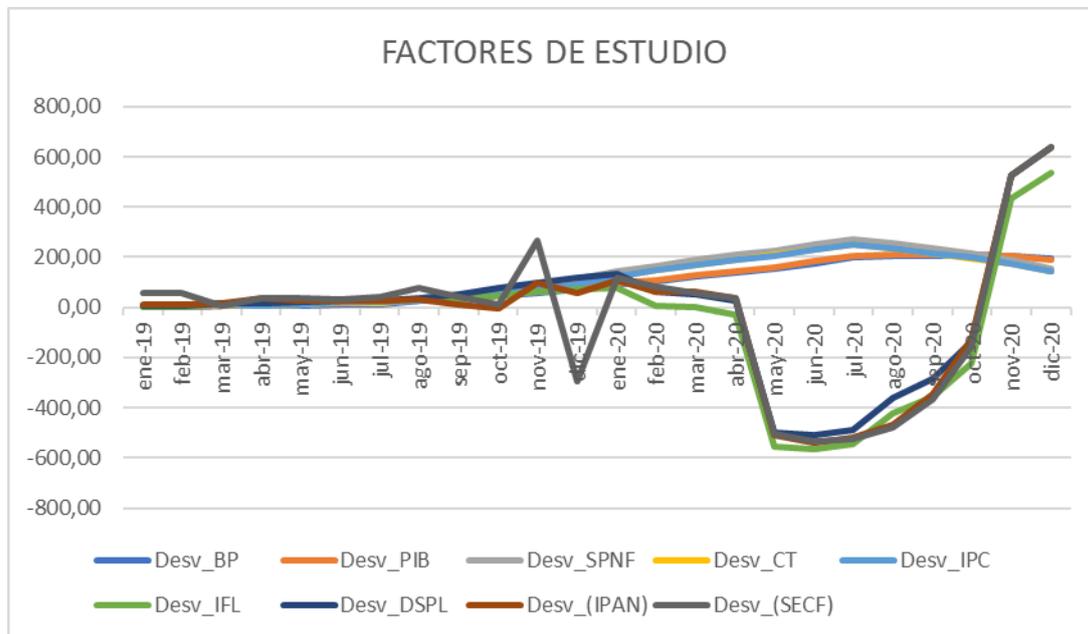
FECHA	Desv_BP	Desv_PIB	Desv_SPNF	Desv_CT	Desv_IPC	Desv_IFL	Desv_DSPL	Desv_(IPAN)	Desv_(SECF)
ene-19	5,87	-0,25	0,31	-0,08	-1,49	-2,27	2,95	4,54	45,65
feb-19	-0,74	-0,03	0,74	-0,30	0,27	3,03	3,05	7,41	44,1
mar-19	8,00	0,00	1,87	-0,43	0,85	3,79	2,74	-2,97	-8,04
abr-19	3,88	1,43	1,99	-0,67	1,16	7,58	0,78	18,99	3,95
may-19	7,44	1,80	2,84	-0,86	2,23	6,06	0,62	8,28	7,4
jun-19	13,38	3,16	3,42	-1,05	2,31	3,79	0,88	-0,78	8,37
jul-19	11,88	3,60	3,73	-0,93	1,47	7,58	-0,36	-1,96	17,45
ago-19	25,87	3,55	3,88	-4,05	-0,35	1,52	7,03	-3,77	45,48
sep-19	33,15	4,04	7,33	-7,13	-0,43	-3,03	15,56	-37,34	31,74
oct-19	46,00	4,07	15,39	-10,22	0,02	-6,06	25,94	-79,10	14,64
nov-19	58,12	4,74	24,49	-13,25	-0,50	-13,64	36,02	2,20	166,3
dic-19	73,67	3,80	34,94	-16,33	-1,03	-23,48	44,29	-56,81	-351,23
ene-20	92,93	4,52	45,69	-19,56	0,29	-47,73	55,56	-25,38	13,94
feb-20	104,83	5,28	56,53	-19,51	1,36	-140,15	55,40	0,00	17,36
mar-20	121,14	5,45	64,12	-19,55	0,41	-172,73	55,14	9,44	-3,87
abr-20	136,68	5,74	67,36	-19,51	-0,52	-218,94	55,19	9,87	-1,49
may-20	153,20	5,86	68,48	-19,49	-0,56	-760,61	55,50	-9,50	4,86
jun-20	176,65	5,80	67,81	-19,43	0,27	-796,21	56,90	-30,94	6,38
jul-20	199,24	5,58	65,13	-19,44	-0,41	-796,21	57,05	-27,79	-4,83
ago-20	206,24	2,64	45,70	-18,13	-0,70	-658,33	63,93	-109,44	-7,73
sep-20	207,39	0,87	25,32	-16,84	-0,39	-571,21	72,56	-63,88	-18,29
oct-20	208,40	-0,87	5,21	-15,48	0,16	-418,18	82,07	11,67	-29,31
nov-20	206,79	-2,76	-15,74	-14,14	-0,68	259,09	92,20	0,00	0
dic-20	196,42	-4,33	-36,09	-12,85	-0,60	393,94	102,53	0,00	0

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Además, en la ilustración 33 de factores de estudio se observa como los factores de desempleo, pandemia e inflación tiene un gran declive desde el mes de diciembre del 2019 hasta octubre del 2020, donde la empresa presenta grandes pérdidas económicas y problemas dentro de la cadena de suministros ya que dichos factores afectan de manera directa sobre la demanda de rosas.

Ilustración 33

Resumen de Desviación estándar de los factores



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

4.2.2. Demanda de los productos estrella de la empresa Susan Flowers.

La recopilación de la demanda de cada variedad son el resultado del análisis ABC donde las variedades a destacar como: explorer, mundial, pink floyd y mixto, esto se lo realizo a través de la colaboración de la empresa la cual proporcionó la base de datos de la demanda mensual de cada variedad. Para posteriormente realizar la minería de datos de cada uno de los productos estrella con la cantidad total mensual desde el año 2019 hasta 2020 como se observa en la tabla 21.

Tabla 21*Demanda de Rosas 2019-2020*

DEMANDA MENSUAL SUSAN FLOWERS				
FECHA	EXPLORER	MONDIAL	PINKFLOYD	MIXTO
ene-19	53075	58075	30675	31775
feb-19	54675	49725	37900	22200
mar-19	54000	65675	39950	30525
abr-19	72900	61875	32275	34650
may-19	52125	55175	34525	31950
jun-19	40675	39325	29000	29275
jul-19	62100	50750	30100	19650
ago-19	69450	59300	32675	26550
sep-19	62425	56475	28125	19825
oct-19	43250	47050	28625	16375
nov-19	58675	62400	22975	23550
dic-19	77150	56775	26950	33350
ene-20	102025	72975	30550	45025
feb-20	103150	58775	32500	36150
mar-20	39625	31600	11650	12050
abr-20	54350	37250	15450	4500
may-20	103625	47875	16425	18650
jun-20	73675	36500	20300	14900
jul-20	58400	48125	13350	24850
ago-20	103775	59250	30500	27350
sep-20	72450	40800	16550	20400
oct-20	96925	73725	26300	19275
nov-20	94450	50450	23875	27100
dic-20	83750	60275	23450	27050

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan**4.3. Validación de la base de datos Data Manning**

La validación de la base de datos de factores se la realizo mediante las acciones macro del BCE, para estimaciones nacionales.

Para la validación de la base de datos de la demanda de rosas se utilizó un método el cual consta de un formato de verificación el mismo que asegura que los datos siguen

un patrón establecido (usando una máscara de entrada), dentro de las pestañas de Excel, el cual ayude al lenguaje de R a reconocer cada una de variables que se van a evaluar dentro del código de BN.

4.4. Construcción del modelo

Fase 1: Elaboración de archivos XLSX con base de datos. Dentro de esta fase empezamos con la elaboración de la data en formato XLSX las cuales serán introducidas dentro del modelo. En primer lugar, se creó un archivo con el nombre de Data completa en la cual se encuentran la data de las demandas de cada variedad y también la data de cada factor que influyen de manera directa en la demanda de rosas como lo son: BP, PIB, SPNF, CT, IPC, IFL, DSPL. Como se observa a continuación en la tabla 22 y 23.

Tabla 22

Archivos de la Data completa-Demanda de rosas

FECHA	EXPLORER	MONDIAL	PINKFLOYD	MIXTO
ene-19	53075	58075	30675	31775
feb-19	54675	49725	37900	22200
mar-19	54000	65675	39950	30525
abr-19	72900	61875	32275	34650
may-19	52125	55175	34525	31950
jun-19	40675	39325	29000	29275
jul-19	62100	50750	30100	19650
ago-19	69450	59300	32675	26550
sep-19	62425	56475	28125	19825
oct-19	43250	47050	28625	16375
nov-19	58675	62400	22975	23550
dic-19	77150	56775	26950	33350
ene-20	102025	72975	30550	45025
feb-20	103150	58775	32500	36150
mar-20	39625	31600	11650	12050
abr-20	54350	37250	15450	4500
may-20	103625	47875	16425	18650
jun-20	73675	36500	20300	14900
jul-20	58400	48125	13350	24850
ago-20	103775	59250	30500	27350
sep-20	72450	40800	16550	20400
oct-20	96925	73725	26300	19275
nov-20	94450	50450	23875	27100

dic-20	83750	60275	23450	27050
--------	-------	-------	-------	-------

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Tabla 23

Data completa Factores Externos

Desv_BP	Desv_PIB	Desv_SPNF	Desv_CT	Desv_IPC	Desv_IFL	Desv_DSPL
5,87	-0,25	0,31	-0,08	-1,49	-2,27	2,95
-0,74	-0,03	0,74	-0,30	0,27	3,03	3,05
8,00	0,00	1,87	-0,43	0,85	3,79	2,74
3,88	1,43	1,99	-0,67	1,16	7,58	0,78
7,44	1,80	2,84	-0,86	2,23	6,06	0,62
13,38	3,16	3,42	-1,05	2,31	3,79	0,88
11,88	3,60	3,73	-0,93	1,47	7,58	-0,36
25,87	3,55	3,88	-4,05	-0,35	1,52	7,03
33,15	4,04	7,33	-7,13	-0,43	-3,03	15,56
46,00	4,07	15,39	-10,22	0,02	-6,06	25,94
58,12	4,74	24,49	-13,25	-0,50	-13,64	36,02
73,67	3,80	34,94	-16,33	-1,03	-23,48	44,29
92,93	4,52	45,69	-19,56	0,29	-47,73	55,56
104,83	5,28	56,53	-19,51	1,36	-140,15	55,40
121,14	5,45	64,12	-19,55	0,41	-172,73	55,14
136,68	5,74	67,36	-19,51	-0,52	-218,94	55,19
153,20	5,86	68,48	-19,49	-0,56	-760,61	55,50
176,65	5,80	67,81	-19,43	0,27	-796,21	56,90
199,24	5,58	65,13	-19,44	-0,41	-796,21	57,05
206,24	2,64	45,70	-18,13	-0,70	-658,33	63,93
207,39	0,87	25,32	-16,84	-0,39	-571,21	72,56
208,40	-0,87	5,21	-15,48	0,16	-418,18	82,07
206,79	-2,76	-15,74	-14,14	-0,68	259,09	92,20
196,42	-4,33	-36,09	-12,85	-0,60	393,94	102,53

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Continuamente, para elaborar la modelación, se implementa ocho base de datos diferentes para introducir en el modelo, el archivo cuenta con una pestaña donde se logre evidenciar las demandas de cada uno de los productos estrella cómo se muestra en las tablas 22 y 23.

Es decir que cada uno de los factores, se debe realizar un cruce entre el factor y la demanda y evidenciar su comportamiento dentro de este proceso.

Fase 2: Elaboración del código de BN: Para la elaboración del modelo de BN tomamos en cuenta toda la formulación matemática descrita anteriormente, tomando en cuenta la modelación de Scott y aplicando el método de la cadena de Márkov Monte Carlo (Scott & Varian, 2014).

Pasos:

- Instalamos los paquetes y librerías
- Llamar base de datos
- Llamar los predictores
- Llamar la hoja de Excel donde están todos los datos consolidados
- Convertir los datos de demanda de rosas en serie temporal en esta línea cambiamos el nombre de la variedad de la cual vamos a analizar la demanda.
- Crear una lista vacía
- Devuelve una lista con los elementos necesarios para especificar un modelo de estado de tendencia lineal local.
- Añadir un componente de Estacionalidad anual
- Ajustar el modelo
- Esto lleva a una distribución posterior con masa positiva en cero para los conjuntos de coeficientes de regresión, por lo que los valores simulados de la distribución posterior tienen muchos ceros.
- Utilizamos un algoritmo de muestreo Markov Monte Carlo (MCMC) para simular a partir de la distribución posterior.
- Pronosticar con fit sin regresores

- Check errores
- Mejorando el BSTS
- Mejorando el BSTS con el fit9 el cual evalúa a todos los predictores.
- Tabla comparativa de errores acumulativos absolutos.
- Pronosticando a futuro con el mejor modelo
- Pronosticar el futuro con fit9 -con regresores de los 24 meses pasados.
- Predecir los próximos 12 meses.
- Comparar las predicciones con los datos reales.
- Mandar a llamar los datos pronosticados
- Evaluamos la media que vendría a ser el pronóstico del año 2021
- Evaluamos los errores MSE y RMSE

4.5.Implementación del modelo en el lenguaje R

La implementación del modelo en el lenguaje R se puede observar de mejor manera en el anexo 8.

4.6. Implementación y evaluación de Predictores

4.6.1. Implementación de la demanda con todos los predictores

La implantación del modelo y la evaluación de los predictores se lo realizo en primera instancia cruzando cada una de las demandas de las variedades de rosas con todos predictores. Tomando en cuenta el modelo actual de Scott y Markov Monte Carlo mejorando el BSTS de cada uno de los fit con un niter = 10000 como punto inicial. Luego para implementar todos los predictores mejoramos el BSTS del fit9 donde se encuentran todos los predictores con un niter=5000 el cual es óptimo para ejecutar esta parte del modelo.

Donde:

BalanzadePagos= fit2

PIB = fit3

SPNF= fit4

CT= fit5

IPC =fit6

Inflation=fit7

Desempleo= fit8

TODOS = fit9.

Luego se realiza el pronosticando a futuro con el mejor modelo en este caso siendo el fit9 el cual contiene todos los predictores, para evidenciar los errores tenemos en cuenta un burn= 1000 el cual es recomendado por el modelo de Scott y para pronosticar el futuro con fit9 con regresores de los 24 meses pasados, se utiliza 250 interacciones las cuales son recomendadas por el modelo obteniendo así un mejor pronóstico de la demanda de los 12 meses en el año 2021.

Luego de haber obtenido los valores del pronóstico de cada variedad se procede al cálculo del MSE y el RMSE de cada variedad en este caso tomamos como ejemplo a la variedad Explorer como se observa en la tabla 24. Donde introducimos la demanda real pronosticada en el lenguaje R de redes bayesianas para posteriormente realizar los respectivos cálculos y así obtener los resultados de los errores previamente mencionados.

Tabla 24*Hoja de cálculo de errores*

FECHA	EXPLORER	DEMANDA REAL	CALCULO DE ERROR	SUMA DEL ERROR CUADRATICO
ene-19	53075			
feb-19	54675			
mar-19	54000			
abr-19	72900			
may-19	52125			
jun-19	40675			
jul-19	62100			
ago-19	69450			
sep-19	62425			
oct-19	43250			
nov-19	58675			
dic-19	77150			
ene-20	102025			
feb-20	103150			
mar-20	39625			
abr-20	54350			
may-20	103625			
jun-20	73675			
jul-20	58400			
ago-20	103775			
sep-20	72450			
oct-20	96925			
nov-20	94450			
dic-20	83750			
ene-21	112312	105300	7012	49164638
feb-21	117415	134075	-16660	277568928
mar-21	87406	115475	-28069	787885602
abr-21	96892	127800	-30908	955306937
may-21	110152	120150	-9998	99961404
jun-21	95438	114375	-18937	358603530
jul-21	92572	168625	-76053	5784066414
ago-21	118135	150950	-32815	1076845883
sep-21	98725	119100	-20375	415128808
oct-21	101848	161225	-59377	3525610316

nov-21	110459	151650	-41191	1696691890
dic-21	107922	174475	-66553	4429296485
SUMA DEL ERROR			-393925	19456130836

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

El cálculo del error se realizó a través de la resta del valor pronosticado para el 2021 y el valor de la demanda real de ese año. A continuación, se procede a realizar la suma del error cuadrático el cual trata en la elevación del valor del cálculo del error al cuadrado obteniendo así la suma total del error como se observa en la tabla 25.

Tabla 25

Errores Cuadráticos Variedad Explorer

MSE	1621344236	ERRO CUADRATICO MEDIO
RMSE	40266	RAIZ CUADRADA DEL ERROR CUADRATICO MEDIO

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Para obtención del error cuadrático medio como se observa en la tabla 25 se realiza el cálculo a través de la división de la suma total del error cuadrático antes dividido para el número de meses a pronosticar en este caso 12 meses.

Para obtención del RMSE realizamos la extracción de la raíz cuadrada del error cuadrático medio obteniendo así el error o el número de unidades de rosas de cada variedad. Este proceso se realiza para cada tipo de rosa cruzando todos los predictores, dando como resultado diferentes valores de errores dependiendo de cada demanda de rosa.

Al implementar el cálculo a todas las variedades, realizando un cruce tanto la demanda de los años 2019 y 2020, como los valores de los predictores de los mismos años, notando que el error era demasiado grande, por lo cual se realizó una prueba la cual consta de probar uno por uno cada predictor con la base de la demanda.

4.7. Evaluación del pronóstico

Dentro de la evaluación del pronóstico se puede tener en cuenta que al interactuar con todos los predictores dentro de las diferentes demandas se obtiene un RMSE demasiado grande, por lo cual se optó por realizar la combinación de cada uno de los predictores en las diferentes demandas de rosas, obteniendo un error más acertado en cuanto a la demanda real de cada variedad.

Es así como, al evidenciar cada resultado del pronóstico por variedades consideramos que los predictores que inciden de manera directa en cuanto a la demanda de rosas y tiene relevancia en cuanto a la incidencia de la pandemia COVID 19 son: Desempleo, Inflación y Balanza de pagos.

Por lo cual se toma la decisión de realizar una última prueba utilizando solo aquellos factores de mayor incidencia y a su vez también optamos por introducir de manera directa el factor pandemia y descarta la hipótesis de que los tres factores externos que generaron pérdidas económicas y a su vez una inestabilidad dentro de la cadena de suministro fue provocados por el factor COVID 19.

CAPÍTULO V

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.1. Rendimiento de los predictores en el modelo de pronóstico.

De acuerdo con el rendimiento de los predictores en todos los casos el RMSE es demasiado alto al aplicar la modelación con todos los predictores simultáneamente, a comparación con la incorporación de los mismo de una forma individualmente.

Dentro de la investigación se ha desarrollado un código que permite incluir uno a uno los predictores y así tener resultados más reales como se observa en la tabla 26, donde los resultados obtenidos al realizar la modelación matemática con todos los predictores uno a uno.

Al aplicar todos los predictores al mismo momento, el resultado no es óptimo, al evidenciar dichos resultados se evidencia que no todos estos factores influyen de una manera directa en la demanda, es así que se toma la decisión de realizar la simulación del modelo utilizando solo los factores de mayor incidencia y a su vez la aplicación del factor pandemia vs el factor desempleo, balanza de pagos e inflación.

Además, para una mejor interpretación se optó en primera instancia graficar los primeros resultados utilizando el comando `compare bst`s (Scott & Varian, 2014), donde se evidencia las líneas de tendencia de cada uno de los factores como a su vez el comportamiento del pronóstico luego de haber utilizado la modelación matemática de redes bayesianas como se observa en la tabla 26.

Por otra parte, se ha incluido la serie histórica y su previsión para el año 2021 en los cuatro tipos de rosas. Se puede observar que las demandas históricas tienen estructuras complejas y estocásticas difíciles de comprender.

Tabla 26

Pronóstico de la demanda con BN para las variedades de rosas.

Pronóstico con BN todos los factores.

EXPLORER

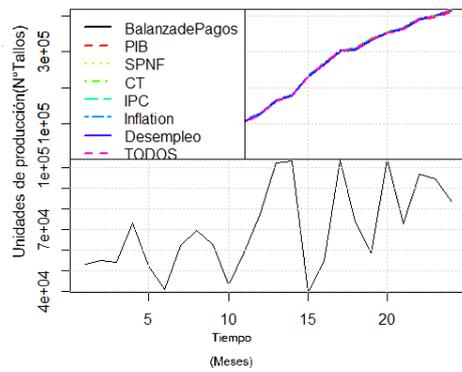
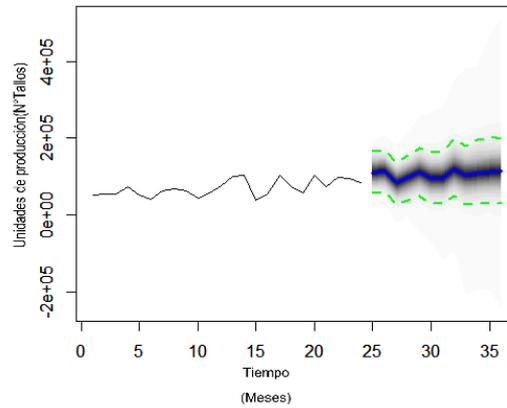


Gráfico del pronóstico con Red Bayesiana



Pronóstico con BN todos los factores.

MONDIAL

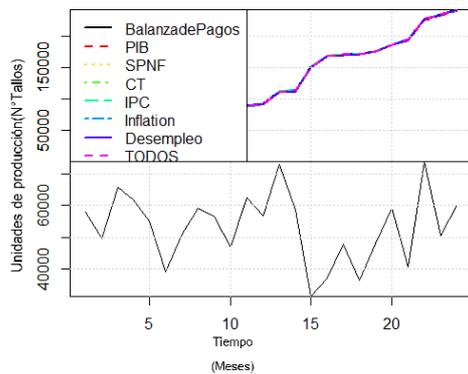
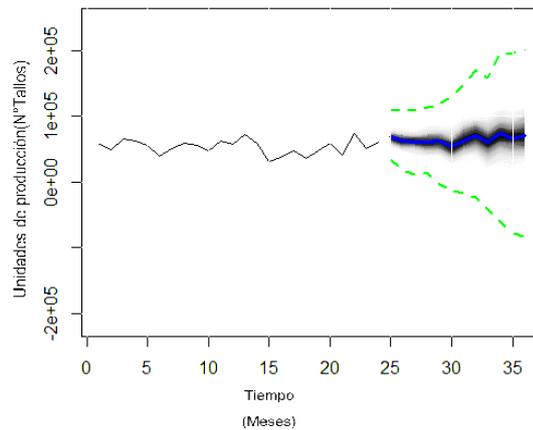


Gráfico del pronóstico con Red Bayesiana



Pronóstico con BN todos los factores.

PINK FLOYD

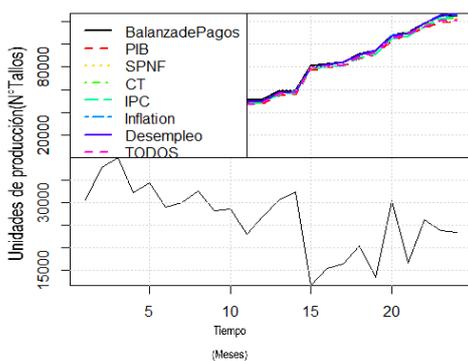
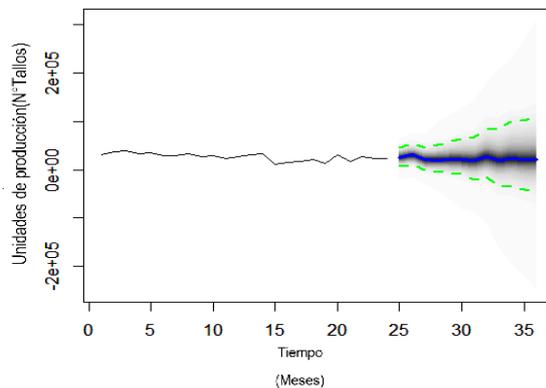
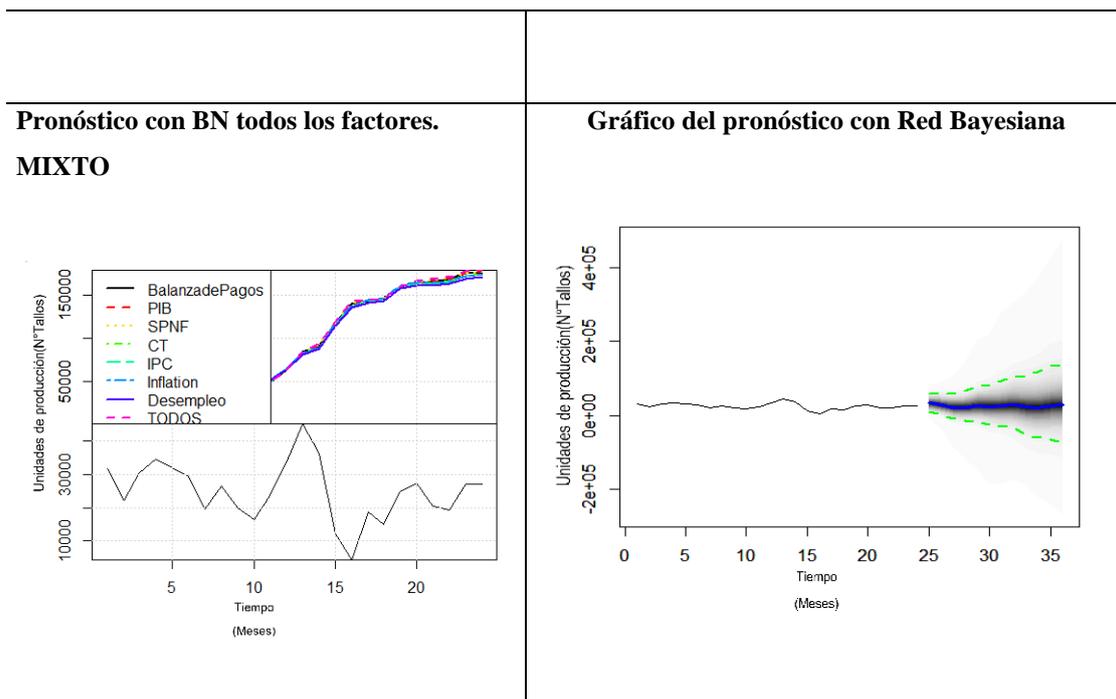


Gráfico del pronóstico con Red Bayesiana





Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Es importante mencionar que el pronóstico de BN para las cuatro variedades de rosas que ofrece la empresa se utiliza, como medida del error del BN, la desviación estándar de los errores con un paso adelante en la predicción (Pre-dicción.sd) para los datos de entrenamiento. Como se muestra en la tabla 27, el resultado de la combinación con todos los factores.

Tabla 27

Resultado de la combinación de todos los factores

COMBINACIÓN CON TODOS LOS FACTORES		
MÉTODO	VARIEDADES	RMSE
BN	EXPLORER	46201,7
	MONDIAL	11792,7
	PINK FLOYD	8381,6
	MIXTO	20820,3

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Los resultados que se observan en la tabla 27, se evidencia un RMSE demasiado grande donde el error de las variedades es: explorer= 46201,7 (tallos) que equivale a 1848 bonches, mundial=11792,7 (tallos) que equivale a 471 bonches, pink floyd =8381,6 (tallo) que equivale a 335 bonches y mixto=20820,3 (tallos) que equivale a 833 bonches anuales generando una pérdida económica anual de 21.799 dólares con un valor unitario de 0.25 ctvs. por tallo de rosa.

Los valores del resultado de RMSE se pueden mejorar, por lo cual se toma la decisión de probar cada uno de los predictores con mejor error en el primer caso de modelación.

Se realizar un proceso de combinación, obteniendo una mejoría del error de acuerdo con el número de interacciones en cada tipo de predictor, es así como se logra evidenciar de una manera clara los factores con mayor incidencia dentro de la demanda de rosas como en este caso lo son: desempleo, inflación y balanza de pagos obteniendo un mejor resultado tanto en el MSE y RMSE como se muestra en la tabla 28.

Tabla 28

Resultado de pronóstico de factores de mayor incidencia

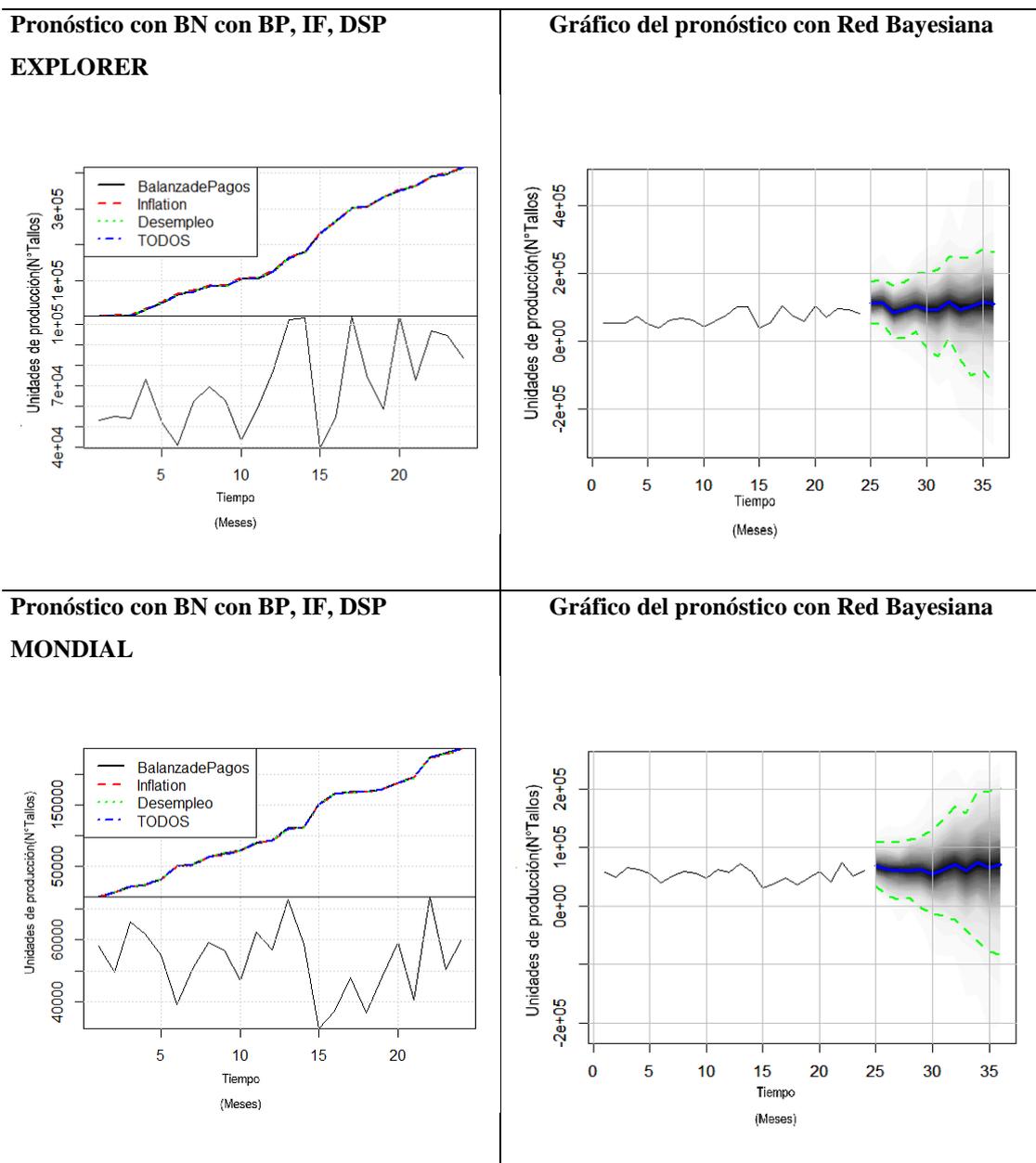
RESULTADOS DEL PRONÓSTICO CON BN DE LOS FACTORES CON MAYOR INCIDENCIA EN LA DEMANDA								
VARIEDAD	EXPLORER		MONDIAL		PINK FLOYD		MIXTO	
ERROR	MSE	RMSE	MSE	RMSE	MSE	RMSE	MSE	RMSE
DESEMPLEO	1622623308	40282	125158424,1	11187	23587651,08	4857	317380553,5	17815
INFLACIÓN	1562151922	39524	106556593	10323	24012002,55	4900	296016010,1	17205
BALANZA DE PAGOS	1643590923	40541	111794480,8	10573	29237265,16	5407	339529241,7	18426

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Al obtener como resultado a este tipo de factores se analiza y se cruza estas tres variables con cada demanda de rosa se puede observar que en todos los casos el RMSE mejora, al aplicar los 3 predictores simultáneamente.

Además, se ha incluido la serie histórica y su previsión para el año 2021 en los cuatro tipos de rosas. Se puede observar que las demandas históricas tienen estructuras menos complejas y de fácil interpretación como se observa en la tabla 29.

Tabla 29
Gráficos de Resultados de los tres factores de mayor incidencia.



**Pronóstico con BN con BP, IF, DSP
PINK FLOYD**

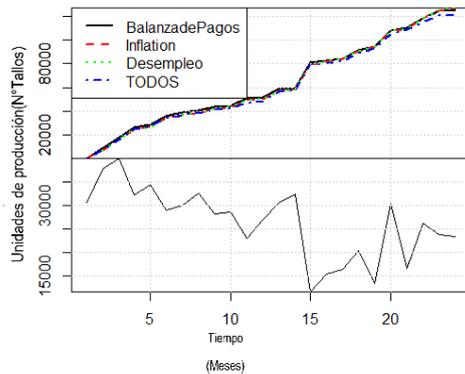
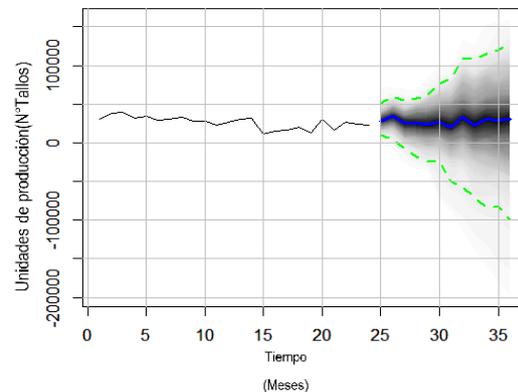


Gráfico del pronóstico con Red Bayesiana



**Pronóstico con BN con BP, IF, DSP
MIXTO**

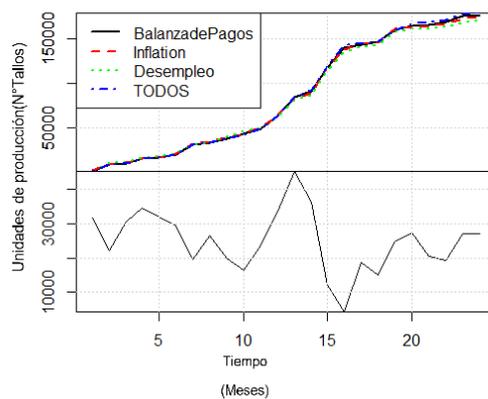
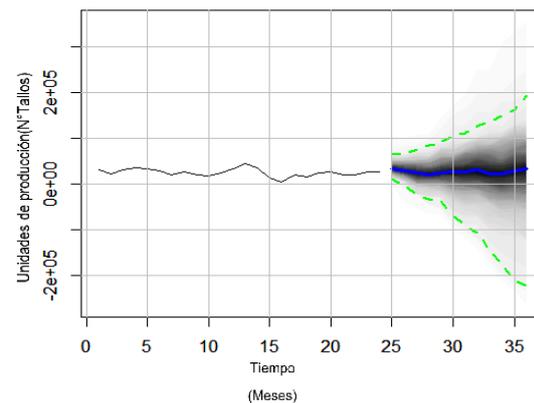


Gráfico del pronóstico con Red Bayesiana



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Cabe mencionar que el pronóstico de redes bayesianas para las cuatro variedades de rosas proporcionadas por la empresa en este caso utilizando los tres predictores. Se mejoro de manera significativa el valor del RMSE como se muestra en la tabla 30 para cada variedad.

Los resultados de la segunda modelación son en base a la incorporación en este caso de factores con mayor incidencia dentro de la demanda de rosas como lo son:

desempleo, inflación y balanza de pagos obteniendo como resultado una mejoría del RMSE por cada variedad, donde el error de la variedad explorer = 40265,9(tallos) que equivale a 1611 bonches, mondial= 11792.7 (tallos) que equivale a 472 bonches, pink floyd 5025,7= (tallos) que equivale a 201 bonches y mixto= 20820.3 (tallos) que equivale a 833 bonches anuales generando una pérdida económica anual de 19.476 dólares con un valor unitario de 0.25 ctvs. por tallo de rosa.

Tabla 30

Resultados de la combinación de DSP-INF-BP

COMBINACIÓN DE DSP-INF-BP		
MÉTODO	VARIEDADES	RMSE
BN	EXPLORER	40265,9
	MONDIAL	11792,7
	PINK FLOYD	5025,7
	MIXTO	20820,3

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

5.2.Rendimiento del modelo de pronóstico frente a otros modelos

El rendimiento del pronósticos BN Y MLP se los puede comparar a través de sus errores, para lo cual se realiza dentro del modelo un código de pronóstico determinístico MLP en el software R.

Para la modelación del modelo MLP se inició con la recolección de datos de las variedades explorer, mondial, pink floyd y mixto, las demandas históricas de los años 2019 y 2020. Posterior a ello, se realizó la digitación del código en el R studio utilizando una codificación normal en la cual se interactúa con el número de capas para obtener un mejor pronóstico y un menor error, es así que se determinó que $hd = c(10, 5, 2)$ con lo cual se configurar las capas ocultas con sus respectivos números de nodos, también con un $reps = 100$ que es el número de redes a entrenar y un $retrain =$ de 250 por 3 veces el

cual ayuda a la mejora del entrenamiento, cabe recalcar que el retrain de 250 es el mismo número que se utilizó en las BN.

Cada uno de los pronósticos del 2021 arrojados por cada variedad de rosas fueron introducidos en la hoja de Excel para realizar el cálculo del MSE y RMSE como se muestra a continuación en la tabla 31:

Tabla 31

Hoja de cálculo de errores modelo MLP

FECHA	EXPLORER	Demanda Real	CALCULO DE ERROR	Suma del error cuadrático
ene-19	53075			
feb-19	54675			
mar-19	54000			
abr-19	72900			
may-19	52125			
jun-19	40675			
jul-19	62100			
ago-19	69450			
sep-19	62425			
oct-19	43250			
nov-19	58675			
dic-19	77150			
ene-20	102025			
feb-20	103150			
mar-20	39625			
abr-20	54350			
may-20	103625			
jun-20	73675			
jul-20	58400			
ago-20	103775			
sep-20	72450			
oct-20	96925			
nov-20	94450			
dic-20	83750			
ene-21	105497	105300	197	38742

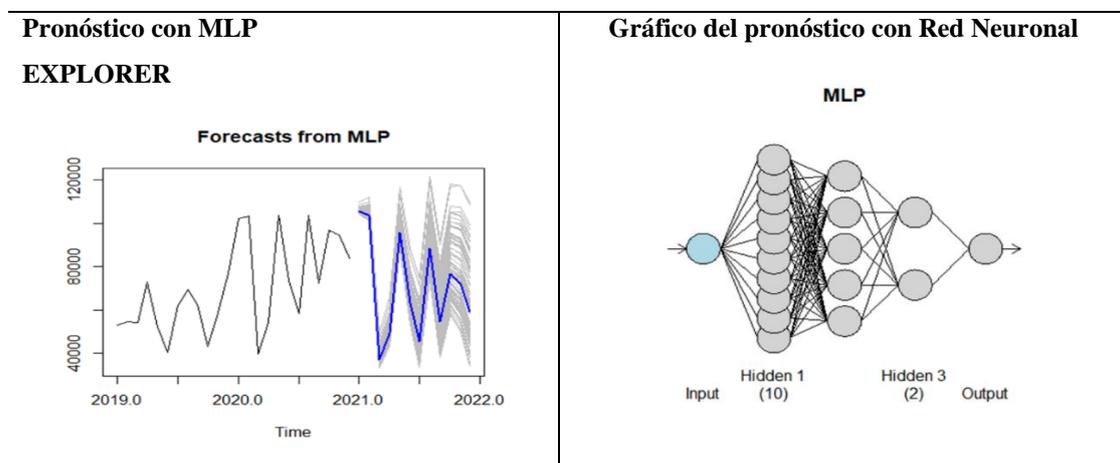
feb-21	103576	134075	-30499	930196321
mar-21	37145	115475	-78330	6135566968
abr-21	49069	127800	-78731	6198644368
may-21	95665	120150	-24485	599539221
jun-21	63135	114375	-51240	2625543749
jul-21	45307	168625	-123318	15207371052
ago-21	88225	150950	-62725	3934469533
sep-21	54482	119100	-64618	4175525987
oct-21	76629	161225	-84596	7156407080
nov-21	71898	151650	-79752	6360445306
dic-21	59009	174475	-115466	13332399465
SUMA DEL ERROR			-793565	66656147791

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

El cálculo de los errores se lo realizo de la misma manera que se lo hizo con las redes bayesianas obtenido así el RMSE más optimo. A continuación, se muestra los gráficos del pronóstico MLP de cada variedad en la tabla 32. Donde se observa que los gráficos son muy difíciles de interpretar y no tiene ningún tipo de similitud con las redes bayesianas en este caso se podría decir que el modelo de MLP carece de ciertos campos dentro de su modelación los cuales no le permiten dar una correcta interpretación del resultado del pronóstico.

Tabla 32

Resultados de pronóstico MLP



Pronóstico con MLP
MONDIAL

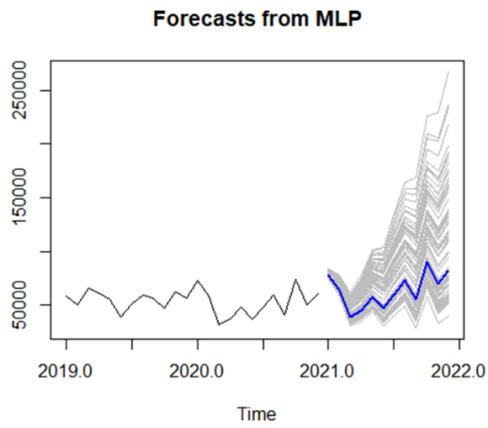
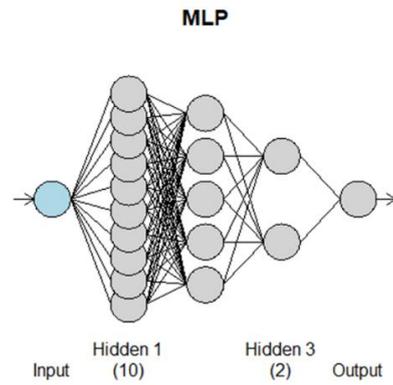


Gráfico del pronóstico con Red Neuronal



Pronóstico con MLP
PINK FLOYD

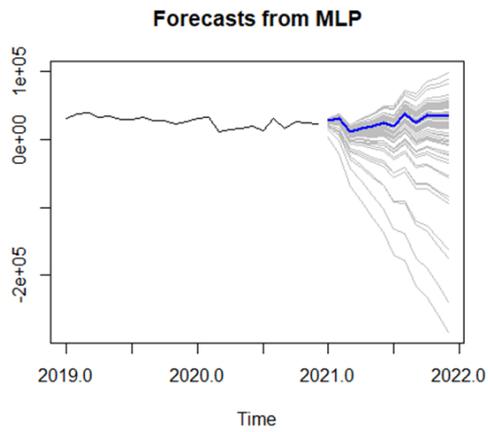
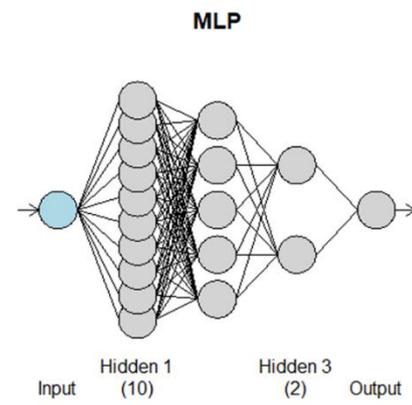


Gráfico del pronóstico con Red Neuronal



Pronóstico con MLP
MIXTO

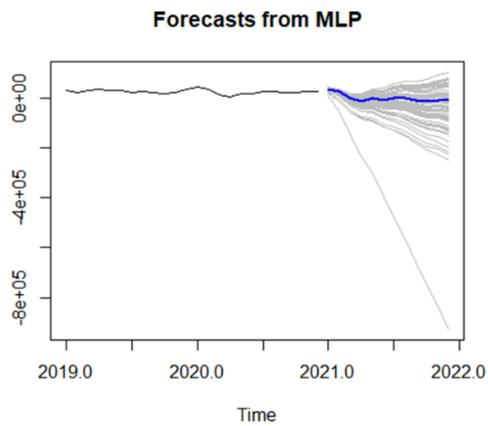
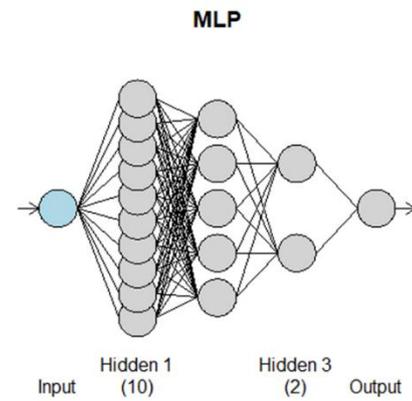


Gráfico del pronóstico con Red Neuronal



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Luego de realizar todos los cálculos respectivos a cada variedad los resultados de los pronósticos tanto de BN y MLP se muestran a continuación en la tabla 33:

Tabla 33

Tabla comparativa RMSE

TABLA COMPARATIVA				
MÉTODO	BN MEJORADO	MLP		
VARIEDADES	RMSE	RMSE	DIREFENCIA	PORCENTAJE DE ERROR
EXPLORER	40265,9	74529,7	34263,8	49%
MONDIAL	11792,7	13744,9	1952,2	3 %
PINK FLOYD	5025,7	8355,0	3329,3	5%
MIXTO	20820,3	50517,7	29697,3	43%
		TOTAL	69242,7	

Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Al comprar las BN y el método de pronóstico MLP, mediante los errores da como resultado que las redes bayesianas en este caso de estudio son mejores en cuanto a cálculo de errores, donde la variedad explorer obtiene un 49 % de error, la variedad mundial el 3% , la variedad pink floyd el 5% y la variedad mixto el 43%, es decir que al introducir factores que inciden de manera directa en la demanda de rosas ayuda a que el cálculo y el modelo sean óptimos al momento de realizar la modelación.

Luego de seleccionar los factores con mayor incidencia y realizar la simulación del código el resultados de los errores con redes bayesiana mejora considerablemente en cada variedad en cambio el modelo MLP, al solo introducir la demanda de cada variedad de rosas, el error (RMSE) que da como resultado es demasiado alto, es así que se selecciona como mejor modelo al pronóstico matemático con redes bayesianas.

5.3. Implicaciones de la implementación en la cadena de suministros en la empresa Susan Flowers.

Los pronósticos juegan un papel vital en las cadenas de suministro, ya que permiten la planificación en función de la demanda del cliente. Esto ayuda a hacer un mejor uso posible de los recursos disponibles de la empresa Susan Flowers y brindar un mejor servicio al cliente.

Las diferentes etapas de la cadena de suministro se pueden integrar fácilmente para la previsión de eventualidades en este caso aplicando un modelo de pronóstico de BN a fin de reducir el impacto de las distorsiones que afecta de manera directa a la demanda.

Otro aspecto importante para considerar es la selección de un modelo de pronóstico adecuado en este caso las redes bayesianas basadas en la disponibilidad de datos históricos reales los cuales ayuden a evidenciar de una manera clara y precisa el error que en este caso fue el inventario, la sobre producción de producto, la falta de capacidad laboral, infraestructura y almacenamiento dentro de la cadena de suministros.

Ya que de esa manera la empresa podrá llevar un mayor control sobre sus inventarios, el uso de pronósticos de demanda en una empresa es un trabajo interesante, cuya responsabilidad recae no solo en los planificadores de demanda sino también en todas las demás áreas de la empresa que también aportan información para hacer más fiables las previsiones.

5.4. Factor Pandemia y el Sector Florícola

Para el análisis del factor pandemia dentro del modelo de las redes bayesianas se empezó realizando una depuración de datos y porcentajes significativos en cuanto a la

pandemia y la incidencia de esta en algunos indicadores de demanda a nivel mundial y a nivel nacional.

El indicador de pandemia se obtuvo en base a datos históricos a nivel mundial tomando en cuenta los tres factores importantes que inciden de forma directa en la demanda de rosas y causan un caos dentro de la cadena de suministros de la empresa.

Al realizar la modelación de este factor se tomó como referencia dos datas tanto la de pandemia y la incidencia de la pandemia en el sector flores por lo cual al realizar la modelación del código en el programa R con el método de redes bayesianas ,

El resultado es constante en comparación a la modelación con los tres factores importantes previamente seleccionados, como se muestra en la tabla 34, es decir que aquellos factores son los más afectados por la pandemia y son los que de manera directa afectaron a la demanda de la producción dentro de la finca Susan Flowers, lo cual generó pérdidas económicas significativas, desecho de materia prima, perdida de personal y diferentes aspectos.

Tabla 34

Resumen de resultados Factores vs Pandemia

RESUMEN DE PRONOSTICOS FACTORES VS PANDEMIA		
	COMBINACIÓN DE DSP- INF-BP	COMBINACIÓN PANDEMIA Y SECTOR FLORES
MÉTODO	BN	BN
VARIEDADES	RMSE	RMSE

EXPLORER	40265,9	40265,9
MONDIAL	11792,7	11792,7
PINK FLOYD	5025,7	5025,7
MIXTO	20820,3	20820,3

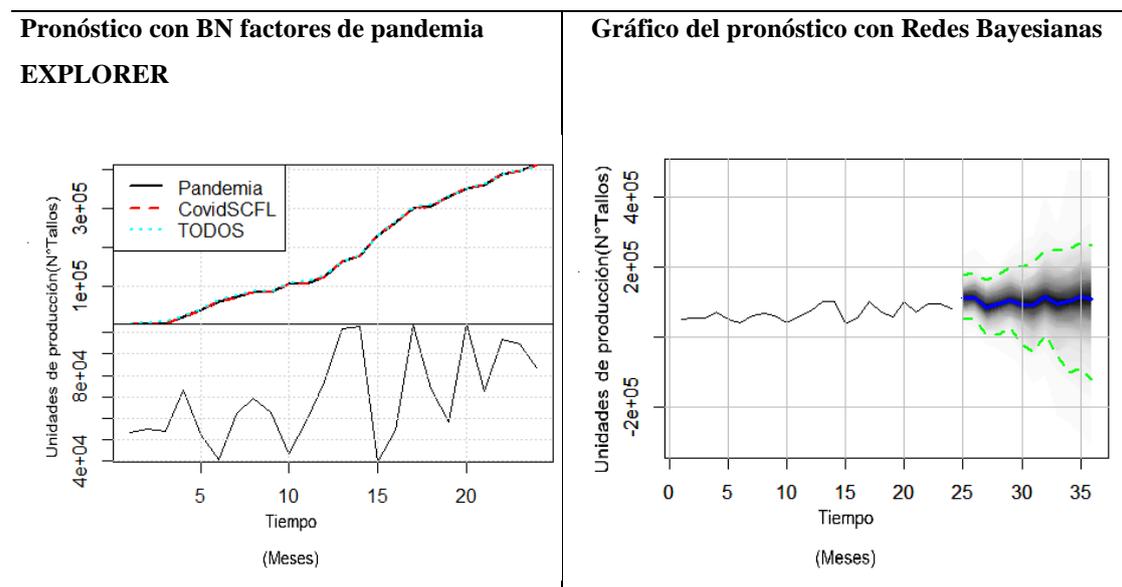
Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Como se observa en la tabla 34, el RMSE es constante no cambia esto se debe a que los factores de desempleo, inflación y balanza de pagos son los más afectados entre los meses de febrero y octubre del 2020.

A continuación, en la tabla 35 se muestra los gráficos de los pronósticos de cada una de las variedades y los factores para realizar la modelación. Se debe considerar que el número de interacciones o capas es de 250 como el modelo así lo considera correcto para una mejor modelación.

Tabla 35

Gráficos del pronóstico BN con los factores de pandemia



**Pronóstico con BN factores de pandemia
MONDIAL**

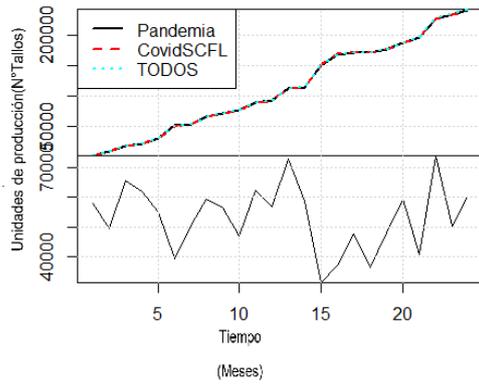
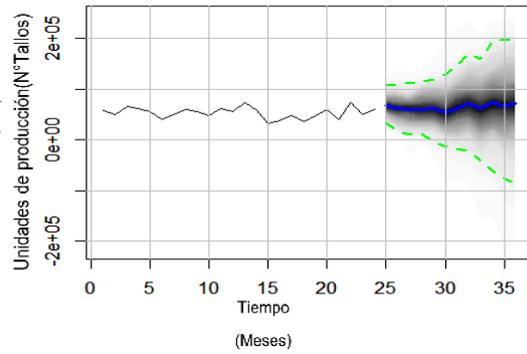


Gráfico del pronóstico con Redes Bayesianas



**Pronóstico con BN factores de pandemia
PINK FLOYD**

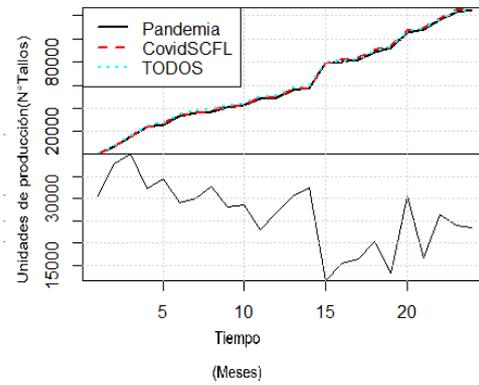
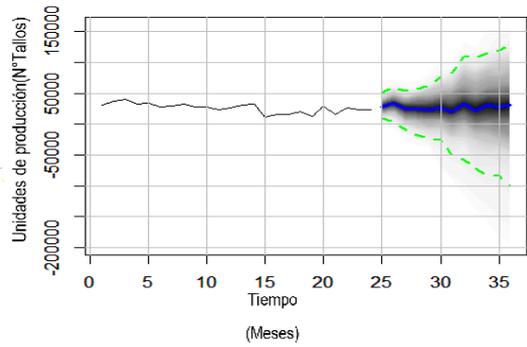
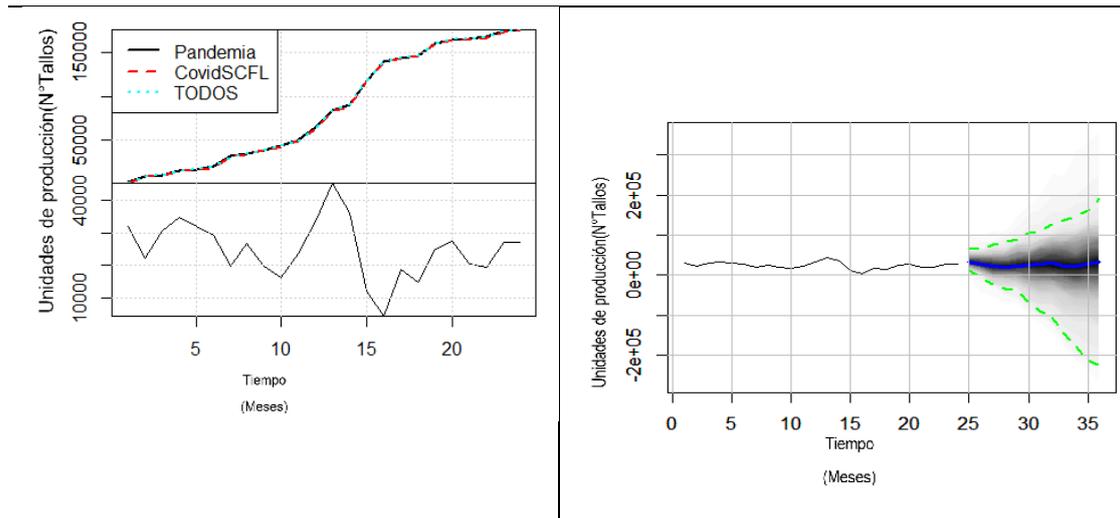


Gráfico del pronóstico con Redes Bayesianas



**Pronóstico con BN factores de pandemia
MIXTO**

Gráfico del pronóstico con Redes Bayesianas



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

A continuación, la tabla 36 muestra el resumen de los pronósticos realizados en el presente trabajo, donde se evidencian cada uno de los resultados del RMSE por cada modelo realizado y el tipo de factores previamente aplicados.

Cabe mencionar que es demasiado interesante y práctico la aplicación de las redes bayesianas en una modelación matemática de pronósticos, tomando en cuenta datos reales de la demanda y a su vez una data completa de los factores a introducir dentro del modelo y así obtener pronósticos más reales y a su vez corregir problemas dentro de las empresas a tiempo.

Tabla 36

Resumen Final de pronósticos B, MLP y Pandemia.

RESUMEN DE PRONOSTICOS				
	TODOS LOS FACTORES	COMBINACIÓN DE DSP-INF-BP	PRONÓSTICO	COMBINACIÓN PANDEMIA Y SECTOR FLORES
MÉTODO	BN	BN	MLP	BN

VARIETADES	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
EXPLORER	46201,7	40265,9	74529,7	40265,9
MONDIAL	11792,7	11792,7	13744,9	11792,7
PINK FLOYD	8381,6	5025,7	8355,0	5025,7
MIXTO	20820,3	20820,3	50517,7	20820,3

Nota: fuente: Quimbiamba Juan

Conclusiones

Al elaborar el marco referencial sobre las redes bayesianas, se determina que es un modelo de pronóstico de demanda que permite obtener resultados útiles dentro del sector florícola, siempre que se considere dentro de su ecuación de desarrollo las variables apropiadas de incidencia y sus respectivas desviaciones.

Se obtuvo el algoritmo para estandarizar la escala de los predictores el cual ayuda a normalizar los valores de la serie histórica de cada factor, obteniendo como resultado una desviación estándar correcta para la aplicación de modelación metamatemática con redes bayesianas. Además, para determinar la demanda de rosas fue necesario incluir al estudio una variable única determinada como efecto de pandemia estimada sobre la tasa de variación de las economías mundiales durante el 2019 y 2020.

Se recopiló los datos de la demanda de rosas a través del proceso data mining dentro de la base histórica de la empresa Susan Flowers desde 2019 hasta 2021, obteniendo como resultados valores óptimos para la aplicación del modelo. De igual manera se realizó el mismo proceso de minería de datos para la obtención valores de las variables predictivas o factores externos desde 2019 hasta 2021 provenientes del banco central del Ecuador.

Se analizó el comportamiento mediante los cambios en la escala y la amplitud de los factores dentro del modelo, mejorando el número de interacciones niter con 10000 a niter con 5000 el cual es óptimo para ejecutar el modelo de redes bayesianas. Además, el fit9 dentro de la programación donde se encuentran todos los predictores para evidenciar los errores tenemos en cuenta un burn con 1000 el cual es recomendado por el modelo de Scott y para pronosticar el futuro con fit9 con regresores de los 24 meses pasados, se utiliza 250 interacciones las cuales son recomendadas por el modelo obteniendo así un mejor pronóstico de la demanda de los 12 meses en el año 2021.

Los resultados de la primera modelación con redes bayesianas son en base a la incorporación de todos los factores externos vs la demanda de rosas, dando como resultado un RMSE demasiado grande, donde el error de las variedades es: explorer con 46201.7 (tallos), mundial con 11792.7 (tallos), pink Floyd con 8381.6 (tallos), mixto con 20820.3 (tallos), valores sumamente altos que se pueden mejorar reduciendo el número de factores.

Los resultados de la segunda modelación con redes bayesianas son en base a la incorporación en este caso de factores con mayor incidencia dentro de la demanda de rosas como lo son: desempleo, inflación y balanza de pagos obteniendo como resultado una mejoría del RMSE por cada variedad, donde el error de la variedad explorer con 40265.9, mundial con 11792.7 (tallos), pink floyd con 5025.7 (tallos) y mixto con 20820.3(tallos); al observar estos resultados se puede decir que el modelo funciona de mejor manera reduciendo los errores cuando identificamos los indicadores de mayor relevancia que puede afectar de una forma directa en la producción de rosas.

Los resultados de la tercera modelación con redes neuronales trata sobre rendimiento del pronósticos BN Y MLP donde aplicamos el mismo número de interacción en este caso 250 para ambos modelos dando como resultados un RMSE por parte de las MLP para las variedades explorer con 74529.7 (tallos), mundial con 13744.9 (tallos) , pink floyd con 8355.0 y mixto con 50517.7, donde claramente se observa que el error es sumamente grande, ya que el modelo de MLP al no tener la opción de introducir más variables a su modelo , solo realiza la modelación a partir de la demanda. Por lo que se concluye que para este caso de estudio es mejor usar el modelo matemático de redes bayesianas.

La modelación final con redes bayesianas trata sobre la implementación de un factor de pandemia vs la modelación de los factores de mayor incidencia, al implantar este indicador da como resultado un RMSE por cada variedad similar, donde el error de la rosa explorer con 40265.9 , mundial con 11792.7 (tallos), pink floyd con 5025.7(tallos) y mixto con 20820.3 (tallos) se mantienen, es decir que en este caso esto se debe a que los factores de desempleo, inflación y balanza de pagos son los más afectados entre los meses de febrero y octubre del 2020 por la pandemia Covid-19.

Recomendaciones

Aplicar el presente modelo de pronóstico de reyes bayesianas dentro de la empresa Susan Flowers, con la ayuda de especialistas que tengan conocimiento sobre el mismo y que mensualmente actualice la base datos tanto de la demanda de rosas como la de los factores externos para así llevar un control dentro de su cadena de suministros y no sufrir eventualidades en la producción y comercialización del producto.

Es importante señalar que el enfoque bayesiano debe actualizarse en cada momento en función del tiempo junto con el valor de la distribución anterior para mantener una actualización de predicciones tomando en cuenta la información más reciente; esto, combinado con el uso del algoritmo BN, ayudara que la elaboración del producto terminado sea cada vez mejor.

Por otra parte, la programación de las técnicas bayesianas descritas en este trabajo no requiere sistemas informáticos muy complejos ni largas simulaciones; estos se pueden hacer usando el software libre R, por lo que se recomienda a las empresas del sector utilice este tipo de modelos estadísticos dentro de sus procesos, ya que mejorar el tratamiento de los datos, con la inclusión de inteligencia artificial la cual realizar tareas de procesamiento y análisis de datos de una forma óptima dentro de la cadena de producción.

BIBLIOGRAFIA

- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining*. USA: Morgan Kaufmann Publishers is an imprint of Elsevier. Obtenido de <http://myweb.sabanciuniv.edu/rdehkharghani/files/2016/02/The-Morgan-Kaufmann-Series-in-Data-Management-Systems-Jiawei-Han-Micheline-Kamber-Jian-Pei-Data-Mining.-Concepts-and-Techniques-3rd-Edition-Morgan-Kaufmann-2011.pdf>
- Kronthaler, F., & Zöllner, S. (2021). Data Analysis with RStudio. *An Easygoing Introduction*, 7-131. doi:<https://doi.org/10.1007/978-3-662-62518-7>
- López, J. E., & Dolado, J. J. (2007). Estudio de los métodos de estimación: AHP y redes Bayesianas. *Departamento de Lenguajes y Sistemas*, 8. Obtenido de <http://www.sc.edu.es/jiwdocoj/remis/docs/adis-07-esteban-estimar.pdf>
- Macias Calvario, G. (2007). Metodología para calcular el pronóstico de la demanda y una medición de su precisión, en una empresa de autopartes: Caso de estudio. *Intituto Politécnico Nacional*, 131.
- Martín, J. (agosto de 2018). *¿Qué es y cómo hacer una matriz de priorización?* Obtenido de Cerem: <https://www.cerem.ec/blog/que-es-y-como-hacer-una-matriz-de-priorizacion>
- Rivera Lozano, M. (2011). El papel de las redes bayesianas en la toma de decisiones. . *La simulación al servicio de la academia*, 11.
- Santiesteban Rojas, J. C. (2012). Definición de Redes Bayesianas y sus aplicaciones. 14. Obtenido de <https://vinculando.org/wp-content/uploads/kalins-pdf/singles/redes-bayesianas.pdf>
- Sozoranga Sandoval, H., & Vélez Velásquez, M. G. (2016). La floricultura en el ecuador. *Revista Caribeña de Ciencias Sociales*, 6. Obtenido de <http://www.eumed.net/rev/caribe/2016/10/floricultura.html>
- Sucar, L. E. (2012). Introduction to bayesian networks and influence diagrams. *In Decision Theory Models for Applications in Artificial Intelligence: Concepts and Solutions*, 9-32.
- Andina, C. (2020). *Decision 515 Sistema andino de sanidad agropecuaria*. Lima.
- BCE. (2021). *Información Estadística Mensual*. Quito - Ecuador: BCE publicaciones.
- Brito, L. (2019). *Determinación del PIB dentro de la macroeconomía*. Quito - Ecuador: USFQ publicaciones.
- Carrera, D. (2019). *El manejo de la economía ecuatoriana, críticas a su perspectiva*. Quito - Ecuador: USFQ publicaciones.

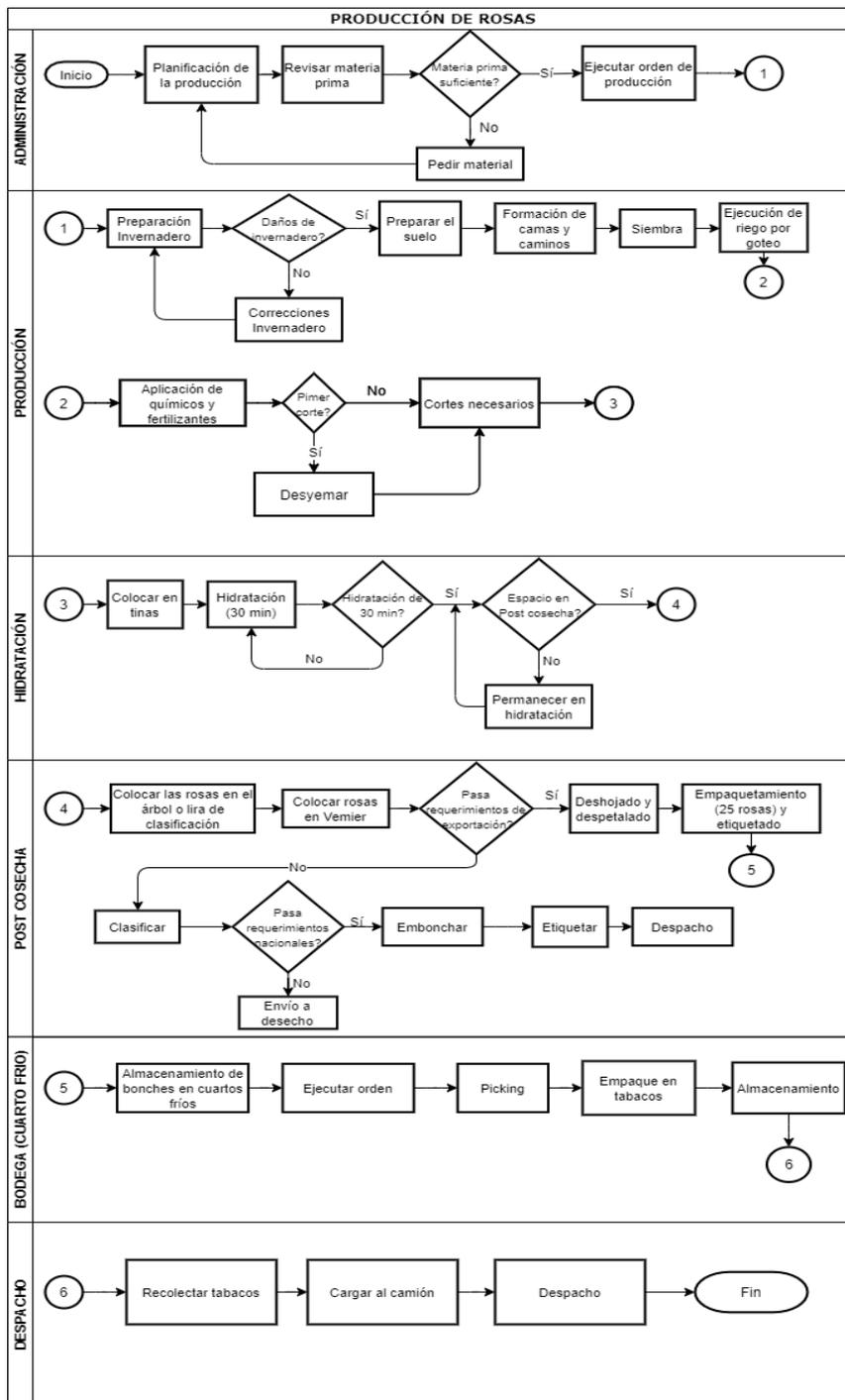
- Chopra, S., & Meindl, P. (2008). Administración de la cadena de suministro. Estrategia, planeación y operación. *PEARSON EDUCACIÓN*, 552.
- Dirección de Inteligencia Comercial e Inversiones. (2013). *Análisis sectorial de flores*. Quito. Obtenido de <https://docplayer.es/18995421-Analisis-sectorial-de-flores.html>
- Expoflores. (2021). *Manual de funciones y certificaciones hacia empresas del sector florícola*. Quito - Ecuador: Expoflores publicaciones.
- Ferrera Gutierrez, A. (2013). MANUAL DE PRONÓSTICOS PARA LA TOMA DE DECISIONES. *Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey*, 21.
- Finca de rosas. (2023). *Finca de rosas*. Obtenido de Variedad de rosas ecuador: <https://fincasderosas.com/variedades-de-rosas-ecuador/>
- Google Maps. (2022). *Información digital de geolocalización*. California - Estados Unidos: Google Maps publicaciones.
- Hanke, J., & Wichern, D. (2010). *Pronósticos en los negocios* (Novena ed.). México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Herrera Granda, D. E. (2019). PREDICCIÓN DE DEMANDA ELÉCTRICA MEDIANTE LA APLICACIÓN DE MODELOS ARIMA Y SARIMA EN LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN R CASO DE ESTUDIO EN LA EMPRESA ELÉCTRICA QUITO. *TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERA ELÉCTRICA*, 122. Obtenido de <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/20350/1/CD%209822.pdf>
- Herrera Granda, I. D., Lorente Leyva, L. L., Peluffo Ordóñez, D. H., & Alemany, M. E. (2020). A Forecasting Model to Predict the Demand of Roses in an Ecuadorian Small Business Under. *A Forecasting Model to Predict the Demand of Roses in an Ecuadorian Small Business Under*. Urcuqui, Ecuador.
- Herrera Granda, I. D., Lorente Leyva, L., Peluffo Ordóñez, D., & Alemany, M. (2020). A Forecasting Model to Predict the Demand of Roses in an Ecuadorian Small Business Under. *A Forecasting Model to Predict the Demand of Roses in an Ecuadorian Small Business Under*, 1-14.
- Huertas, C. (2018). *Manejo de las cuentas nacionales e indicadores macroeconómicos de un Estado*. Barcelona - España: Prometeo ediciones investigativas.
- Jimenez, J. (2019). Introducción a R y RStudio. *Centro de Investigaciones Hidráulicas e Hidrotécnicas*, 1-21.
- Kotu, V., & Deshpande, B. (2015). Predictive Analytics and Data Mining. *Concepts and Practice with RapidMiner*, 45.
- Marqués, M. (2011). Bases de datos. *Departamento de ingeniería y ciencias del computador*, 175.

- Morales Giraldo, M. (2007). Análisis de indicadores de rendimiento mediante redes bayesianas. *Universidad de Almería* , 161-166.
- Morocho Aguirre, N. D., Cisneros Aliaga, M. B., & Soto Gonzalez, C. O. (2021). EL COVID 19 y su impacto financiero en el sector florícola ecuatoriano. Análisis comparativo. *593 Digital Publisher*, 146-157.
doi:<https://doi.org/10.33386/593dp.2021.3.553>
- Naranjo, M., & Burgos, S. (2010). Boletín Mensual de Análisis Sectorial de MIPYMES No. 4 Sector Florícola. *FLACSO – MIPRO Centro de Investigaciones Económicas y de la Micro, Pequeña y Mediana Empresa*, 17. Obtenido de <https://flacso.edu.ec/ciepymes/media/boletines/04.pdf>
- Oracle. (2023). *Base de Datos*. Obtenido de Oracle México:
<https://www.oracle.com/mx/database/what-is-database/>
- Pérez Paredes, A., Cruz de los Angeles, Guatemala Villalobos, J. A., Ma. De Jesús, A., & Juárez Fonseca, V. (2018). Importancia de los pronósticos en la toma de decisiones en las MIPYMES. *Revista GEON*, 5, 97-114.
doi:<https://doi.org/10.22579/23463910.17>
- Primicias. (7 de septiembre de 2020). *El sector florícola experimenta adquisiciones y fusiones por la crisis*. Obtenido de Primicias:
<https://www.primicias.ec/noticias/economia/sector-floricola-experimenta-adquisiciones-fusiones/>
- Scott, S., & Varian, H. (2014). Predicting the present with Bayesian structural. *Int. J. Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 1-20.
- Sumiran, K. (2018). An Overview of Data Mining Techniques and Their Application in Industrial Engineering. *Asian Journal of Applied Science and Technology (AJAST)*, 8. Obtenido de <https://ajast.net/data/uploads/5029.pdf>
- Susan Flowers. (2021). *Susan-flowers*. Obtenido de Nuestra rosas en su maxima expresión: <https://susan-flowers.com/nuestras-rosas/>
- swcarpentry. (2018). *Introducción a R y RStudio*. Obtenido de R para Análisis Científicos Reproducibles: <https://swcarpentry.github.io/r-novice-gapminder-es/01-rstudio-intro/>
- Tirado Ríos, N. R., Triana Litardo, F. E., & Saa Saltos, J. W. (2016). Optimización de Redes Bayesianas basado en técnicas de aprendizaje por inducción. *Revista Publicando*, 3(9). 2016, 41-60. ISSN 1390-9304, 20. Obtenido de https://revistapublicando.org/revista/index.php/crv/article/view/329/pdf_202
- Vermorel, J. (Noviembre de 2020). *Lokad*. Obtenido de PRONÓSTICO PROBABILÍSTICO (CADENA DE SUMINISTRO):
<https://www.lokad.com/es/definicion-de-pronostico-probabilistico>
- Villarreal, F. (2016). Introducción a los Modelos de Pronósticos. 121. Obtenido de https://www.matematica.uns.edu.ar/uma2016/material/Introduccion_a_los_Modelos_de_Pronosticos.pdf

ANEXOS

Anexo 1.

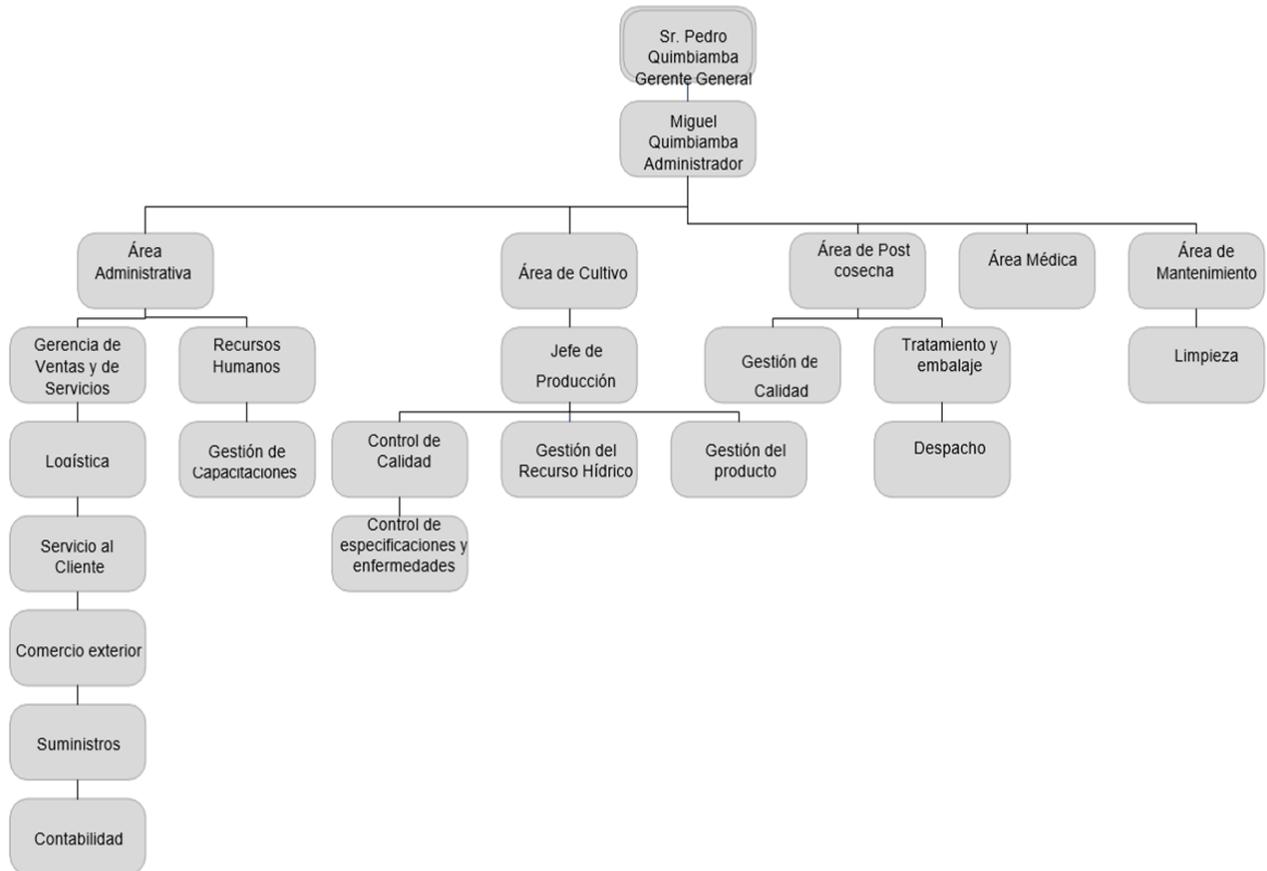
Proceso de producción de rosas



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan Carlos

Anexo 2.

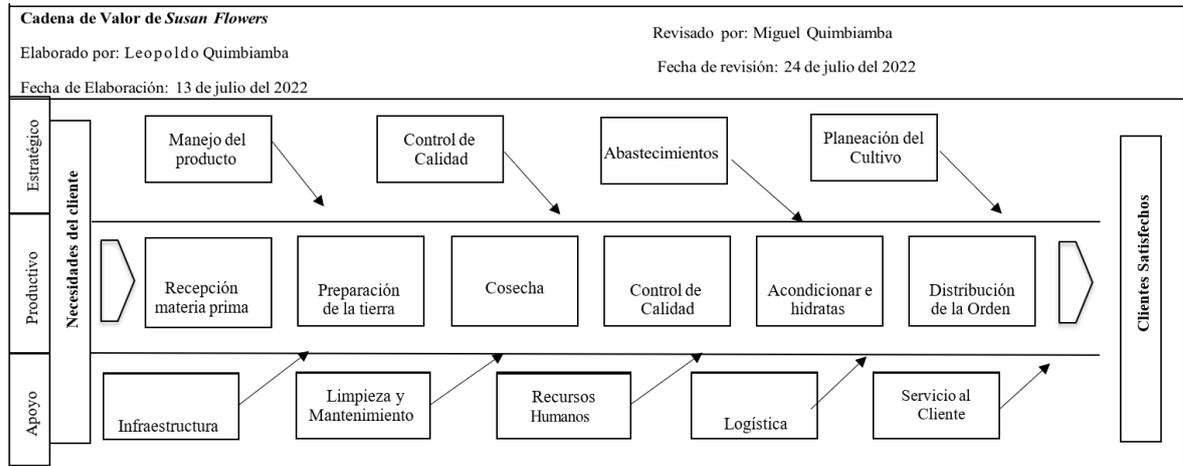
Estructura organizacional Empresa Susan Flowers



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Anexo 3.

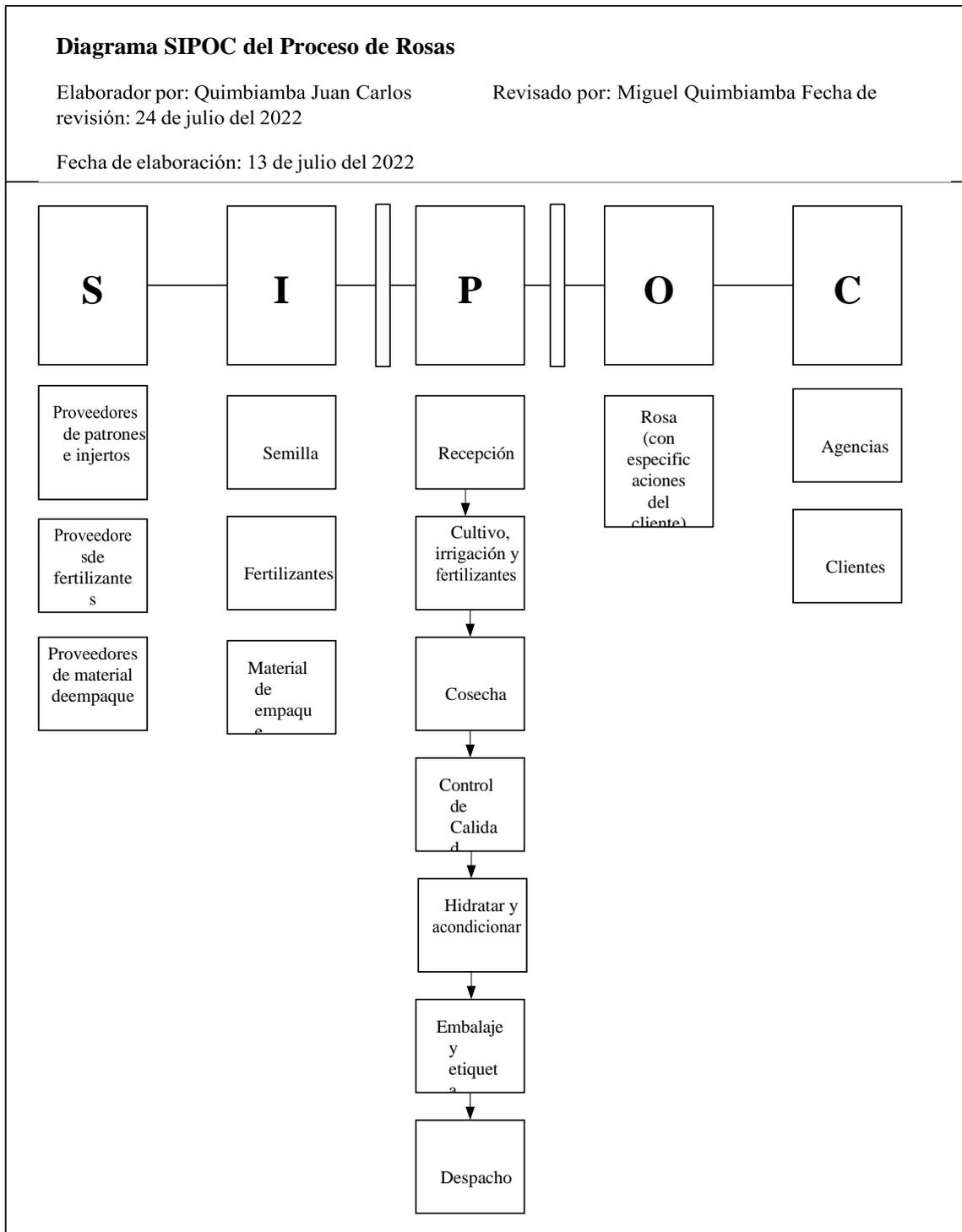
Cadena de valor empresa Susan Flowers



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Anexo 4.

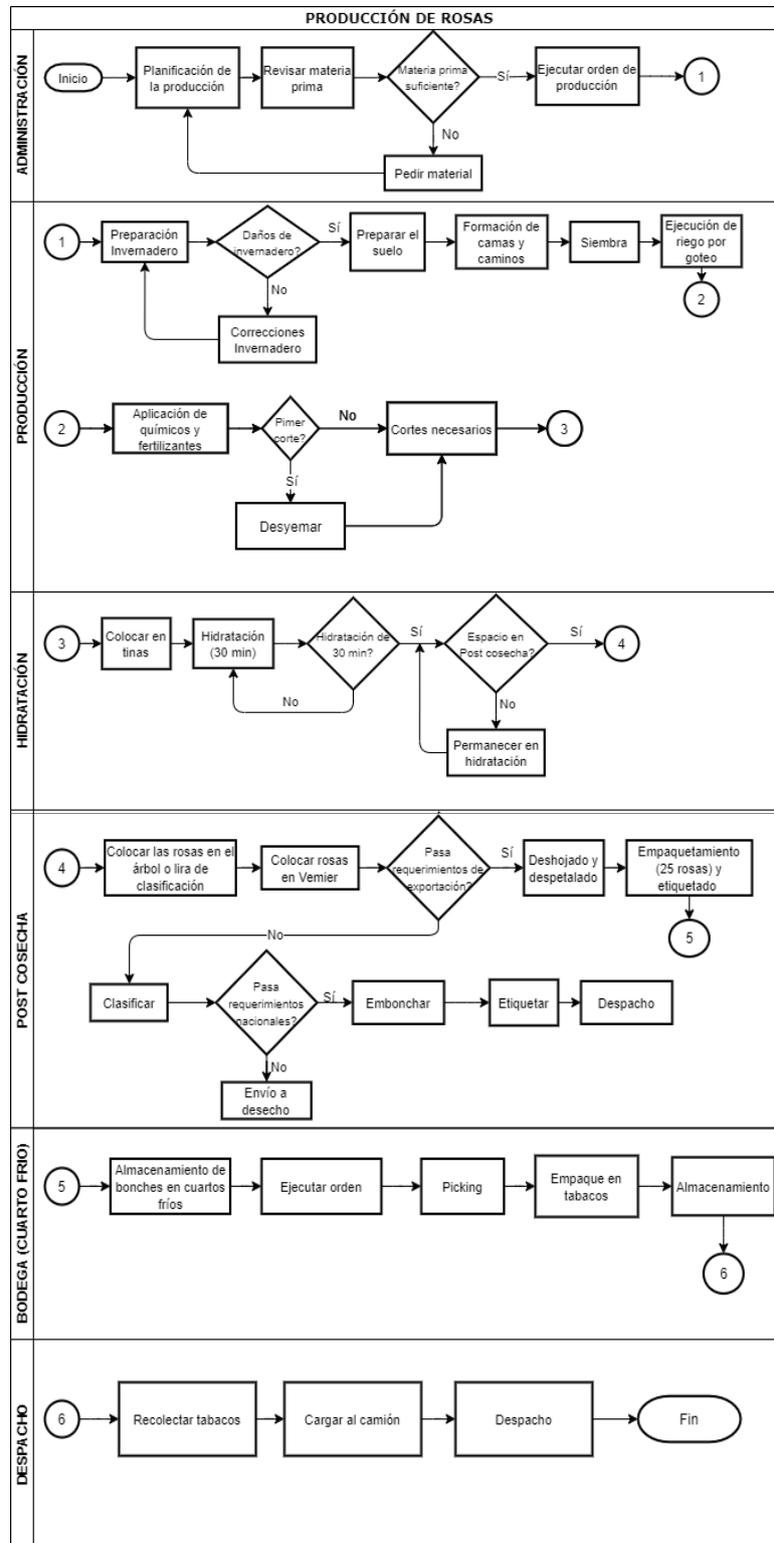
Sipoc Empresa Susan Flowers



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Anexo 5.

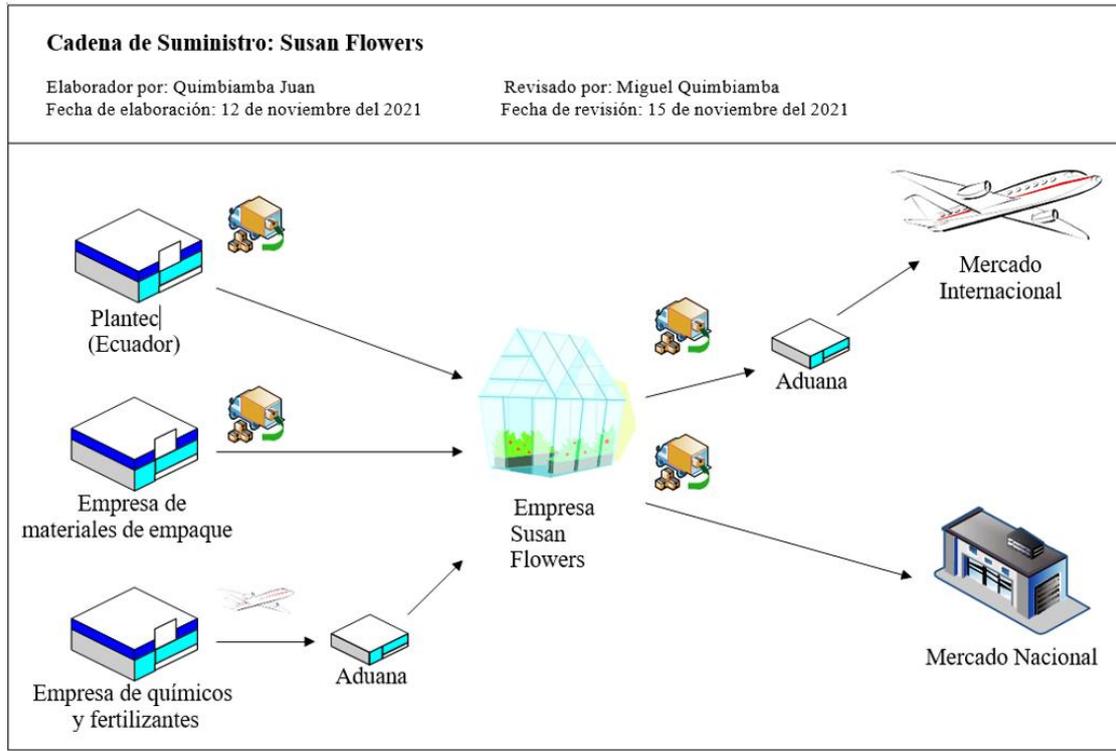
Proceso productivo



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

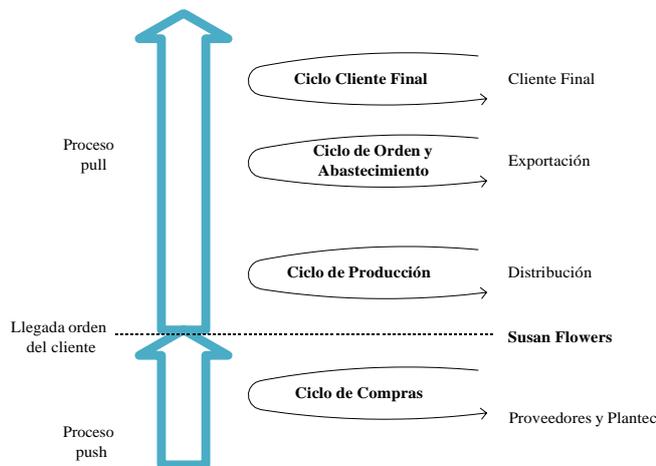
Anexo 6.

Cadena de Suministros Susan Flowers



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

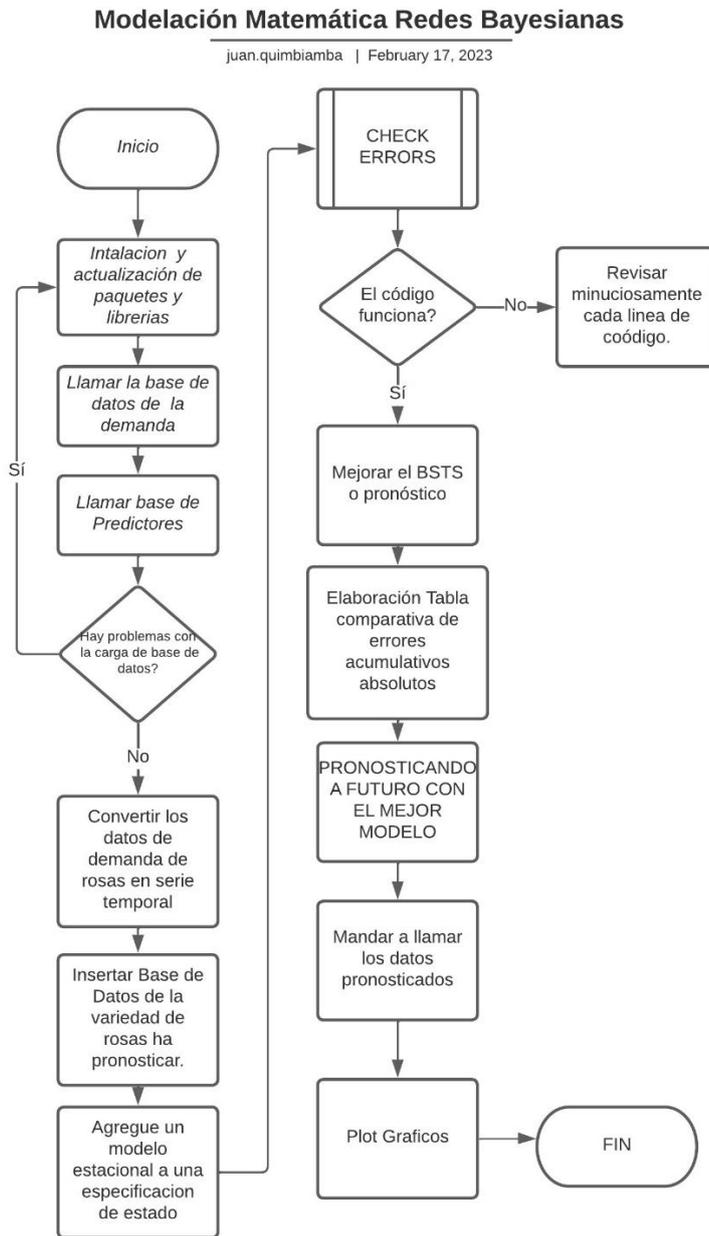
Procesos Cíclicos de la Cadena de Suministros de Susan Flowers



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan

Anexo 8.

Modelación de redes bayesianas.



Nota: Fuente: Quimbiamba Juan