



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

Doctorado en Ingeniería y Producción Industrial

TESIS DOCTORAL

Diseño de un modelo de previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

AUTOR

Julián Andrés Durán Peña

SUPERVISOR

Dr. Ángel Ortiz Bas

Julio, 2024

DEDICATORIA

A mi amada esposa Nydia, que me acompaña siempre.

A mi familia, por su confianza.

A todos aquellos que siempre creyeron en mis capacidades y mostraron una voz de aliento.

AGRADECIMIENTOS

A Dios por permitirme llegar hasta aquí.

Al Dr. Ángel Ortiz por su guía, paciencia y empatía que me ayudaron a
continuar en todo momento

A mi esposa Nydia, por su confianza y apoyo, ya que sin ella jamás hubiese
podido llegar a este punto.

A mis padres, hermanos, sobrinos, porque siempre me mostraron fortaleza y
entusiasmo para continuar.

A la Universidad Autónoma de Bucaramanga por apoyarme durante éste
proceso

A la Universidad Politécnica de Valencia por permitirme ser parte de su
comunidad académica

RESUMEN

Los productos perecederos representan un gran parte de los bienes que se comercializan en el mundo. Éstos productos empiezan a tener un papel más relevante dadas las condiciones de seguridad alimentaria que requiere la humanidad, en el año 2023 la población del planeta superó los 8 mil millones de habitantes, una cifra que presiona aún más el riesgo alimenticio del planeta. La gestión de éste tipo de cadenas de suministros es responsable en parte de la seguridad alimentaria de las personas, actualmente uno (1) de cada tres (3) kilos de comida que se producen en el mundo se pierde o desperdicia. Ésta situación merece un análisis más profundo, y por tanto se requiere dividir el problema en varias partes para saber la conexión del problema. Encontramos que el efecto látigo, un fenómeno que amplifica la demanda aguas arriba de la cadena de suministros, es responsable en cierto modo de ésta pérdida y desperdicio de alimento. Nuestra investigación encontró que existen varias causas que generan el efecto látigo, como la gestión de la demanda, el tiempo de entrega o de reabastecimiento, nivel de deterioro del producto, entre otros. Éstas causas del efecto látigo fueron simuladas en una cadena de 10 retailers, una central de abastos, tres intermediarios rurales y 6 agricultores; con el fin de evidenciar el impacto en el inventario, el desperdicio y el nivel de servicio de una cadena de suministros del banano. Para la simulación diseñamos un modelos de previsión de demanda Prophet, el cual tuvo en cuenta la tendencia y estacionalidad de la demanda del banano, y el tiempo de entrega y de reabastecimiento de los proveedores. Nuestro modelo logró disminuir el efecto látigo en casi una cuarta parte con respecto a un modelo de previsión básico (Naïve), también redujo el inventario en toda la cadena de suministros del banano en casi tres veces con relación al modelo Naïve. Éstos resultados fueron consistentes en

todos los escenarios donde se tuvo en cuenta el nivel de desperdicio del banano, cambios en los tiempos de entrega y de reabastecimiento. Nuestro mayor aporte a la investigación fue diseñar un modelo de previsión basado en Prophet, que no se había usado para disminuir el efecto látigo en una cadena de perecederos, evidenciando que el nivel de deterioro del producto afecta en mayor medida el inventario en la cadena de suministros, en comparación con el tiempo de entrega y de reabastecimiento. Los aportes y hallazgos encontrados en la investigación, deben ser ampliados hacia nuevas líneas, que involucren el comportamiento humano como causa del efecto látigo, otro tipo de alimentos que tengan mayor nivel de vida útil, y estructuras de cadenas que tengan variaciones en sus pedidos, tiempos de producción y capacidades organizacionales.

Palabras clave:

Efecto látigo, perecederos, Prophet, cadena de suministro, Flexsim

RESUM

Els productes peribles representen una gran part dels productes venuts al món. Aquests productes comencen a tenir un paper més rellevant donades les condicions de seguretat alimentària que requereix la humanitat. El 2023, la població del planeta va superar els 8.000 milions d'habitants, una xifra que pressiona encara més el risc alimentari del planeta. La gestió d'aquest tipus de cadenes de subministrament és en part responsable de la seguretat alimentària de les persones; actualment es perd o es malgasta un (1) de cada tres (3) quilos d'aliments produïts al món. Aquesta situació mereix una anàlisi més profunda, i per tant cal dividir el problema en diverses parts per conèixer la connexió del problema. Hem trobat que l'efecte fuet, un fenomen que amplifica la demanda aigües amunt de la cadena de subministrament, és una mica responsable d'aquesta pèrdua i malbaratament d'aliments. La nostra investigació va trobar que hi ha diverses causes que generen l'efecte fuet, com ara la gestió de la demanda, el temps de lliurament o reposició, el nivell de deteriorament del producte, entre d'altres. Aquestes causes de l'efecte fuet es van simular en una cadena de 10 minoristes, un centre de subministrament, tres intermediaris rurals i 6 agricultors; per tal de demostrar l'impacte en l'inventari, els residus i el nivell de servei d'una cadena de subministrament de plàtan. Per a la simulació vam dissenyar un model de previsió de la demanda del Profeta, que tenia en compte la tendència i l'estacionalitat de la demanda de plàtan, i el temps de lliurament i reposició dels proveïdors. El nostre model va aconseguir reduir l'efecte fuet en gairebé una quarta part en comparació amb un model bàsic de previsió (Naïve), també va reduir l'inventari a tota la cadena de subministrament de plàtan gairebé tres vegades en comparació amb el model Naïve. Aquests resultats van ser coherents en tots els escenaris on es va tenir en compte el nivell de residus de plàtan,

els canvis en els temps de lliurament i reposició. La nostra major contribució a la investigació va ser dissenyar un model de previsió basat en Prophet, que no s'havia utilitzat per reduir l'efecte fuet en una cadena perible, demostrant que el nivell de deteriorament del producte afecta en major mesura l'inventari de la cadena de subministrament. subministraments, en comparació amb el temps de lliurament i reposició. Les contribucions i troballes que es troben a la investigació s'han d'ampliar cap a noves línies, que impliquen el comportament humà com a causa de l'efecte fuet, altres tipus d'aliments que tenen un nivell més alt de vida útil i estructures de cadena que tenen variacions en els seus ordres, temps de producció i capacitats organitzatives

Paraules clau:

Efecte Whip, peribles, Prophet, cadena de subministrament, Flexsim

ABSTRACT

Perishable products represent a large part of the goods traded in the world. Given the food security conditions required by humanity, these products are beginning to play a more relevant role; in 2023, the world's population exceeded 8 billion inhabitants, putting even more pressure on the planet's food risk. This type of supply chain management is partly responsible for people's food security. One (1) of every three (3) kilos of food produced worldwide needs to be recovered or used. This situation deserves a more profound analysis; therefore, it is necessary to divide the problem into several parts to know the connection of the problem. We found that the bullwhip effect, a phenomenon that amplifies the demand upstream of the supply chain, is responsible in some way for this loss and waste of food. Our research found that several causes generate the bullwhip effect, such as demand management, delivery or replenishment time, and level of product deterioration. These causes of the bullwhip effect were simulated in a chain of 10 retailers, a supply center, three rural intermediaries, and six farmers to demonstrate the impact on a banana supply chain's inventory, waste, and service level. For the simulation, we designed a Prophet demand forecasting model, which considered the trend and seasonality of banana demand and suppliers' delivery and replenishment time. Our model managed to reduce the bullwhip effect by almost a quarter compared to a basic forecasting model (Naïve), and it also reduced inventory in the entire banana supply chain by almost three times compared to the Naïve model. These results were consistent in all scenarios where the level of banana waste, changes in delivery, and replenishment times were considered. Our most significant contribution to the research was to design a forecasting model based on Prophet, which had not been used to reduce the bullwhip effect in a perishable goods chain, showing that the

level of product deterioration affects inventory in the supply chain to a greater extent, compared to delivery and replenishment time. The contributions and findings found in the research should be extended to new lines involving human behavior as a cause of the bullwhip effect, other types of foods with a longer shelf life, and chain structures with variations in their orders, production times, and organizational capacities.

Keywords

Bullwhip effect, perishables, prophet, supply chain, flexsim

ÍNDICE DE TABLAS	XV
ÍNDICE DE FIGURAS	XVII
1. Introducción: planteamiento de la investigación	21
1.1. Contexto del problema: Relación entre el efecto látigo y el desperdicio en productos perecederos	21
1.2. Planteamiento de la investigación	26
1.3. Objetivos de la investigación y su alcance	28
1.4. Metodología de investigación	29
1.5. Estructura de la tesis	31
2. Estado del arte	34
2.1. Productos perecederos	34
2.1.1. Factores que afectan la calidad de los productos perecederos en la cadena de suministros	37
2.2. Causas del efecto látigo	42
2.3. Factores de calidad de productos perecederos vs causas del efecto látigo	49
2.4. Conclusiones del capítulo	56
3. Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de perecederos	60
3.1. Teorías y modelos en la previsión de demanda aplicadas al efecto látigo	61
3.2. Técnicas de previsión de demanda y causas del efecto látigo	63
3.3. Técnicas de previsión de demanda asociadas a los factores de calidad y las causas del efecto látigo	67
3.4. Aplicación de modelos estadísticos y técnicas de inteligencia artificial en la previsión de demanda de productos perecederos	72
3.4.1. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average SARIMA	73
3.4.2. Facebook Prophet	74
3.4.3. Modelos de aprendizaje supervisado de machine learning	76
3.4.4. Modelo Deep Learning	83

3.5. Conclusiones del capítulo	84
4. Datos y previsión de demanda	88
4.1. Metodología previsión de demanda	89
4.1.1. Recolección de datos	89
4.1.2. Análisis exploratorio y preparación de los datos	90
4.1.3. Aplicación de los modelos de previsión de demanda	90
4.1.4. Resultados y selección del modelo de previsión de demanda	90
4.1.5. Implementación del modelo de previsión en una cadena de suministro de producto perecedero	91
4.2. Modelo de previsión de demanda para productos perecederos	91
4.2.1. Recolección de los datos	91
4.2.2. Análisis exploratorio y preparación de los datos	93
4.2.3. Aplicación modelos de previsión de demanda producto perecedero	99
4.2.4. Selección del modelo de previsión de demanda	102
4.3. Modelo de previsión de demanda para perecedero con desperdicio (Caso específico del Banano)	105
4.3.1. Recolección de los datos	107
4.3.2. Análisis exploratorio y preparación de los datos	110
4.3.3. Aplicación modelos de previsión de demanda producto perecedero con pérdida (Caso de pérdida de banano)	113
4.3.4. Selección del modelo de previsión de demanda para un producto perecedero con pérdida por deterioro	115
5. Modelo Prophet para reducir el efecto látigo en una cadena de perecederos	118
5.1. Descripción cadena de suministro producto perecedero	120
5.1.1. Simulación	121
5.2. Medición del efecto látigo	124
5.3. Modelo base - comportamiento del efecto látigo e inventario aplicando Naïve en la previsión de demanda de retail	126
5.4. Modelo Prophet en Retail – análisis del efecto látigo e inventario en la cadena de suministro de perecederos	129
5.5. Conclusión capítulo	133

6. Modelo de simulación efecto látigo en una cadena de perecederos – desperdicio de banano	136
6.1. Efecto látigo cadena de suministros del banano – Previsión de demanda Naïve en el deterioro del producto	138
6.2. Efecto látigo cadena de suministros del banano – Previsión de demanda Prophet en el deterioro del banano	143
6.3. Conclusión capítulo	146
7. Causas efecto látigo y modelo Prophet en la cadena del banano	148
7.1. Análisis de las causas del efecto látigo y el uso de Naïve en la previsión de demanda de la cadena del banano	151
7.2. Análisis del desempeño de Prophet con respecto a las causas del efecto látigo en la cadena del banano	155
7.3. Conclusión Prophet N1-05-07	162
8. Conclusiones y líneas futuras de investigación	164
8.1. Conclusiones	164
8.2. Líneas futuras de investigación	171
Publicaciones derivadas de la tesis	174
BIBLIOGRAFÍA	190
ANEXOS	208

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Factores de calidad que afectan la cadena de suministros de perecederos. Fuente: adaptación (goodarzi et al., 2017).....	41
Tabla 2. Clasificación de las causas del efecto látigo en la cadena de suministros. Fuente: elaboración propia.....	47
Tabla 3. Resumen papers: causas del efecto látigo y factores de calidad. Fuente: elaboración propia	50
Tabla 4. Causas del efecto látigo vs factores de calidad cadena de perecederos. Fuente: elaboración propia.....	54
Tabla 5. Técnicas de previsión asociadas al efecto látigo. Fuente: elaboración propia	62
Tabla 6. Técnicas de previsión vs causas efecto látigo. Fuente: elaboración propia	65
Tabla 7. Comparativo causas efecto látigo – técnicas de previsión y factores de calidad. Fuente: elaboración propia	71
Tabla 8. Resumen estadístico demanda banano. Fuente: elaboración propia.....	94
Tabla 9. Test adf y kpss. Fuente: statsmodels.....	97
Tabla 10. Error de pronóstico. Fuente: elaboración propia	103
Tabla 11. Estadísticas demanda de banano con deterioro. Fuente: elaboración propia	110
Tabla 12. Variación demanda banano con pérdida por deterioro. Fuente: elaboración propia.....	111
Tabla 13. Test estacionariedad demanda con desperdicio. Fuente: elaboración propia	112

Tabla 14. Error de pronóstico demanda (desperdicio). Fuente: elaboración propia	115
Tabla 15. Parámetros actores cadena de suministros. Fuente: elaboración propia	121
Tabla 16. Incremento de inventario. Fuente: elaboración propia.....	128
Tabla 17. Incremento del inventario – prophet. Fuente: elaboración propia.....	131
Tabla 18 parámetros del modelo - desperdicio de banano. Fuente: elaboración propia.....	138
Tabla 19. Comparación órdenes e inventario - con desperdicio. Elaboración propia (2019), *capítulo 4.....	144
Tabla 20 parámetros prophet y causas del efecto látigo. Fuente: elaboración propia	150
Tabla 21. Órdenes con diferentes políticas de entrega y reabastecimiento – naïve. Fuente: elaboración propia.....	152
Tabla 22. Órdenes e inventario naïve y regresión. Fuente: elaboración propia.....	157

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estructura cadena de suministros de productos perecederos. Fuente: Adaptación (fao, 2019).....	38
Figura 2. Causas del efecto látigo. Elaboración propia	46
Figura 3. Metodología previsión de demanda.....	89
Figura 4. Demanda total del banano	93
Figura 5. Descomposición serie de tiempo – demanda banano. Fuente: elaboración propia	95
Figura 6. Test acf. Fuente: librería <i>acf()</i>	98
Figura 7. Comparación demanda banano y técnicas de previsión (anexo 3). Fuente: elaboración propia	100
Figura 8. Comportamiento técnicas previsión. Fuente: elaboración propia.....	101
Figura 9. Índice de calidad de perecederos	107
Figura 10. Índice de calidad y máximo tiempo almacenamiento. Fuente: elaboración propia	108
Figura 11. Demanda más deterioro de banano. Fuente: elaboración propia	109
Figura 12. Descomposición demanda con desperdicio de banano. Fuente: elaboración propia	112
Figura 13. Demanda vs previsiones (desperdicio). Fuente: elaboración propia.....	113
Figura 14. Comparación demanda vs previsión (desperdicio). Fuente: elaboración propia	114
Figura 15. Procesos cadena de suministros perecederos. Fuente: adaptación dalle-3	119

Figura 16. Red y actores cadena de precedero. Fuente: elaboración propia	120
Figura 17. Cadena de suministros de precederos en flexsim. Fuente: flexsim	123
Figura 18. Comportamiento demanda clientes y órdenes. Fuente: elaboración propia	126
Figura 19. Incremento órdenes.....	127
Figura 20. Comportamiento bwe retail. Fuente: elaboración propia.....	129
Figura 21. Comportamiento demanda y órdenes – prophet. Fuente: elaboración propia	130
Figura 22. Comparación órdenes naïve vs prophet. Fuente: elaboración propia	132
Figura 23. Comparación bem. Fuente: elaboración propia.....	133
Figura 24. Cadena de suministros con desperdicio banano. Fuente: elaboración propia	137
Figura 25. Demanda + desperdicio – órdenes. Fuente: elaboración propia	139
Figura 26. Demanda y desperdicio acumulado. Fuente: elaboración propia	140
Figura 27. Comparación órdenes de banano con desperdicio. Fuente: elaboración propia	141
Figura 28. Bwe banano vs bwe banano+desperdicio. Fuente: elaboración propia	142
Figura 29. Comparación demanda+desperdicio banano naïve y prophet. Fuente: elaboración propia	143
Figura 30. Comparación bullwhip effect measure. Fuente: elaboración propia.....	145
Figura 31. Caracterización cadena de suministros involucrando las causas del efecto látigo. Fuente: elaboración propia	149
Figura 32. Demanda y órdenes - causas n1, o5 y o7. Fuente: elaboración propia	151
Figura 33. Cantidad demanda y órdenes – naïve. Fuente: elaboración propia.....	152

Figura 34. Comparación bwe para todos los niveles – naïve. Fuente: elaboración propia.....	153
Figura 35. Comparación bwe aplicando diferentes causas del efecto látigo – naïve. Fuente: elaboración propia.....	154
Figura 36. Demanda + desperdicio de banano y órdenes. Fuente: elaboración propia.....	155
Figura 37. Demanda y órdenes: naïve y prophet (n1-o5-o7). Fuente: elaboración propia.....	156
Figura 38 causas efecto látigo - previsión de demanda. Fuente: elaboración propia.....	158
Figura 39. Comportamiento bem entre niveles cadena de suministros – prophet n1-o5-o7. Fuente: elaboración propia.....	160
Figura 40. Comparación bem prophet n1 - prophet n1-o5-o7. Fuente: elaboración propia.....	161

1. Introducción: planteamiento de la investigación

1.1. Contexto del problema: Relación entre el efecto látigo y el desperdicio en productos perecederos

La cadena de suministros de productos perecederos establece retos adicionales a los de una cadena de suministros de productos durables o no perecederos. Uno de ellos es la calidad del producto, la cual se ve afectada en todos los eslabones de la cadena por cuanto su vida útil se ve reducida debido a la manipulación del producto (Haji et al., 2020), esa reducción de la vida útil afecta al valor del producto, llegando incluso a perder todo su valor y lo que es peor, suponer un coste debido a la necesidad de retirar el producto inservible para la cadena de suministro.

La calidad del producto perecedero puede verse afectada por causas propias del producto, como son su vida útil; o por causas externas como son aquellas relacionadas con sucesos naturales como sequías, inundaciones, plagas,

enfermedades, el mismo ser humano y condiciones gubernamentales que son de difícil control (Chaudhary et al., 2018).

El nivel de desperdicio del producto por razones del deterioro de la vida útil, tiene un impacto importante en la sostenibilidad alimentaria mundial. Aproximadamente el 33% de los alimentos que se producen en el mundo se pierden o se desperdician (FAO, 2011), el crecimiento exponencial de la población es otro elemento que presiona en razón a la sostenibilidad alimentaria (Nakandala et al., 2017). Esta situación se vuelve más crítica en países sub-desarrollados dado que estas cifras se ven más acentuados por cuanto no se cuenta con el conocimiento, infraestructura y experiencia para evitar esta situación.

Cada eslabón de la cadena de suministros de productos perecederos tiene comportamientos diferentes de acuerdo con la región en la cual se desarrolla. En el caso de los países desarrollados los productos perecederos se pierden o se desperdician aguas abajo de la cadena de suministros, es decir en el retail y el consumidor. De otro lado, en los países subdesarrollados la mayor pérdida de productos perecederos se presenta aguas arriba de la cadena, en las etapas de cosecha y recolección del producto (FAO, 2019). Esta afirmación tiene sentido por cuanto la infraestructura en estos países subdesarrollados está lejos de ser la mejor para realizar la producción y cosecha y alimentos.

Las características de las regiones y países condicionan el desempeño de la cadena de suministros de productos perecederos. En Colombia se pierden o se desperdician el 34% de los alimentos que produce, el equivalente a 9.76 millones de toneladas, siendo las etapas de producción y postcosecha y almacenamiento las que mayor valor aportan a esta situación. Dentro de los alimentos que más se pierden o

desperdician se encuentran las frutas y verduras con 6.1 millones de toneladas y los tubérculos con 2.4 millones de toneladas (S. Gaviria et al., 2016).

Esta situación pérdida y desperdicio de alimentos a nivel mundial prende las alarmas sobre la sostenibilidad alimentaria en el futuro. Los investigadores en cadena de suministro están poniendo la lupa en esta situación y analizando el fenómeno para aportar soluciones que ayuden a disminuir estos riesgos. Es necesario analizar estos riesgos de suministro de alimentos como un factor que puede ocasionar disrupciones en la cadena de suministros (Khojasteh, 2018). Estos riesgos en la cadena de suministros se pueden categorizar como riesgos de suministro, que ocurren cuando existen demoras en el suministro, inventario o problemas de programación de compras y abastecimiento; en cuyo caso se puede extrapolar que es más probable que ocurra en regiones subdesarrolladas por los problemas de producción y postcosecha de alimentos antes mencionados. También existen riesgos que se presentan aguas abajo de la cadena de suministro, como riesgos en la Demanda del cliente, en cuyo caso aplican variaciones de demanda e incertidumbre del consumo (Khojasteh, 2018)

Para el tema de riesgos en la cadena de suministro, existen entre otros, dos fenómenos que están siendo analizados para entender cómo se comporta la cadena de suministros, el efecto ripple y el efecto látigo. El efecto ripple está asociado a situaciones de ruptura total como explosiones en algún eslabón de la cadena de suministros, mientras que el efecto látigo este asociado a la operación misma de la cadena y por lo tanto es más recurrente (Ivanov, 2018). En productos perecederos éstos fenómenos se presentan cuando existen sequías, plagas o inundaciones de los cultivos, para el caso del efecto ripple; de otro lado el efecto látigo es más recurrente por cuanto ocurre cuando suceden alteraciones en el consumo de comida por efecto

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

de mayor cultura hacia una vida saludable (Soto-Silva et al., 2016), o por un incremento sostenido de la población mundial (Nakandala et al., 2017), o por problemas en el transporte de alimentos que causan demoras en la entrega del producto (Shukla & Jharkharia, 2013), o mayor cantidad de actividades de colaboración para compartir información (Taylor & Fearné, 2009), o una mejor gestión de inventarios que garantice la disponibilidad del producto (Soto-Silva et al., 2016).

El efecto látigo en cadena de suministro fue analizado por primera vez por (Forrester, 1961), evidenciando alteraciones en el inventario aguas arriba de la cadena de suministros, debido a amplificaciones en la demanda. Fue entonces cuando (Lee, 1997) identificó cuatro causas principales del efecto látigo: variación en la demanda, juego racional de faltantes, tamaño de las órdenes de pedido y variaciones en el precio. En un comienzo de la investigación sobre este fenómeno en el mundo, (Forrester, 1961) desarrolló un modelo de dinámica de sistemas para conocer el impacto de la amplificación de la demanda en empresas del sector retail y manufactura.

Luego de que (Lee, 1997) identificara inicialmente las causas del efecto látigo en una cadena de suministros, otros autores siguieron esta línea y diseñaron metodologías para medir el impacto del efecto látigo. (Fransoo & Wouters, 2000) fue el primero en proponer un modelo de medición del efecto látigo; lo diseñó a través de un caso de estudio con empresas del sector pasteurizador de alimentos. El efecto látigo empieza a ser un comportamiento familiar en cadenas de suministros de distintos sectores y por tanto se vuelve necesario medir sus impactos, las causas que lo generan y las posibles soluciones que puedan aplicarse a las distintas cadenas de suministro.

La amplificación de la variación de la demanda aguas arriba de la cadena de suministros, así definió (Lee, 1997) el efecto látigo. Sin embargo, más allá de la definición, es necesario plantear propuestas para mitigar los impactos del efecto látigo. Las investigaciones iniciaron con (Padmanabhan et al., 1997) estableciendo estrategias como Vendor Managed Inventory VMI para mejorar la gestión de la demanda, o usar descuentos para disminuir el impacto del tamaño de los lotes de pedido. De otro lado (Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011) propone también compartir información entre los eslabones de la cadena y aplicar métodos matemáticos para mejorar los pronósticos. (Cho & Lee, 2013) identifica que el lead time incrementa el efecto látigo. A medida que avanza la investigación del efecto látigo, surgen nuevas causas que impactan en mayor o menor medida, nuevos modelos que ayudan a contrarrestar su efecto, y nuevas características de acuerdo con el tipo de producto que se está analizando.

Luego de conocer el incremento de la población mundial y la presión que genera sobre la seguridad alimentaria (Nakandala et al., 2017), y la preocupación de la FAO por el nivel de desperdicio de alimentos a nivel mundial, el cual representar caso un tercio de la producción total (FAO, 2011), es necesario mejorar las prácticas logísticas que se realizan en la cadena de suministros de productos perecederos, con el fin de mejorar su eficacia y eficiencia (Mittal et al., 2018). El efecto látigo es una consecuencia de estas prácticas logísticas, disminuyen la eficacia y eficiencia, y representa un riesgo en la cadena de suministro (Ivanov et al., 2019).

El efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos, y su impacto en las organizaciones es un elemento de interés para el sector empresarial y gubernamental. Mejorar el nivel de servicio al cliente de las empresas del sector perecedero, y garantizar la sostenibilidad alimentaria de su población para un

gobierno, son necesarios para enfrentar algunos retos del nuevo milenio. Estos retos involucran herramientas tecnológicas avanzadas, así como el dilema ético del uso de estas herramientas en pro del mejoramiento de la humanidad.

La presente tesis doctoral pretende presentar soluciones para abordar los aspectos señalados en el párrafo anterior.

1.2. Planteamiento de la investigación

La gestión de la cadena de suministros es una tarea compleja porque maneja una gran cantidad de variables, algunas más controlables como la gestión de pedidos e inventario, y muchas otras que son difíciles de predecir y controlar, especialmente aquellas donde se desconoce el impacto que generan a nivel empresarial, humano y gubernamental, como pueden ser las inundaciones, explosiones, el COVID-19 entre otras. Sin embargo, y a pesar de manejar este nivel de complejidad, la cadena de suministro es la encargada de satisfacer la necesidad principal del cliente: recibir el producto o servicio en las condiciones acordadas. (Kleijnen & Smits, 2003)

Esta exigencia a la cadena de suministros también debe ser gestionada bajo unos parámetros de rentabilidad y costos. Es decir que la cadena de suministros se convierte muchas veces en el interlocutor entre las necesidades del cliente y las limitaciones de la empresa. Es así como el efecto látigo representa el resultado de algunas actividades y consecuencias internas o externas a la cadena de suministros. Una de estas consecuencias es el comportamiento de la demanda del cliente, ya que, al presentar cambios, se crean inmediatamente acciones y respuestas aguas arriba de la cadena de suministros (Paik & Bagchi, 2007). La siguiente tiene que ver con las decisiones que se derivan al interior de la cadena de suministros, las cuales se

pueden catalogar como causas operacionales, tales como política de inventarios y reabastecimiento; y causas de comportamiento, como la falta de capacitación y el miedo a no tener inventario para cumplir con la demanda del cliente (Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011).

La complejidad que maneja la cadena de suministro se vuelve más exigente cuando se habla de productos perecederos. Factores como el deterioro, la corta vida útil del producto, la estacionalidad del producto, variabilidad del producto en calidad y cantidad, los requerimientos de transporte especializado y el impacto ambiental de algunos de ellos; ocasionan que la medición y gestión de la cadena de suministros de productos perecederos sea mucho más compleja (Moazzam et al., 2019).

En consecuencia, el efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos adiciona variables que deben ser tenidas en cuenta para lograr eliminar o mitigar sus efectos en los resultados operacionales y financieros de las empresas, así como apoyar las políticas de organismos como la FAO, para disminuir los riesgos que causa la pérdida y desperdicio de alimentos en la cadena de suministros.

La amplificación de la variabilidad de la demanda aguas arriba de la cadena de suministros, puede representar un incremento desmedido del nivel de inventario en los eslabones de la cadena. Este exceso de inventario incrementa el riesgo de pérdida del producto, ya sea por depreciación o por deterioro. En el caso de los productos perecederos se pueden tener productos procesados y envasados cuyo tiempo de vida útil se puede medir en semanas o meses, pero existen productos como las frutas y verduras que, su tiempo de vida se mide en días. Según el Departamento Nacional de Planeación DNP de Colombia, el 34% de los productos se pierden o se desperdician durante toda la cadena de suministros, sin embargo, el problema se

agudiza cuando referenciamos a las frutas y verduras, ya que estas representan el 60% de todos los alimentos que se pierden o desperdician en el país (S. Gaviria et al., 2016). Una de las consecuencias del efecto látigo es el exceso de inventario, este exceso de inventario incrementa las pérdidas de productos, las cuales para el caso de productos perecederos parecen justificarse con el fin de garantizar un alto nivel de servicio (Chocholáč & Průša, 2016).

La discusión sobre el impacto de las decisiones que se toman en la cadena de suministros debe estar orientadas hacia la eficiencia y eficacia, buscando equiparar la ganancia de una decisión por otra, y no comparando una pérdida con otra (Chocholáč & Průša, 2016). El desperdicio de alimento es un indicador de ineficiencia en la cadena de suministros de perecederos (Zhong et al., 2017). Se pierde y se deteriora una gran cantidad de producto mientras se almacena en inventario (Leśniewski & Bartoszewicz, 2013), por tanto, se deben conocer las causas que generan el efecto látigo en la cadena de suministros, las variables que están involucradas en el proceso; y diseñar alternativas que disminuyan estos riesgos de pérdida y desperdicio de producto, garantizando un nivel de servicio acorde a las necesidades del cliente.

1.3. Objetivos de la investigación y su alcance

En aras de contribuir con la disminución del riesgo generado por la pérdida y desperdicio de alimentos, así como la ineficiencia y exceso de inventario que causa el efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos, se plantea la presente investigación. El objetivo principal es el diseño de un modelo de previsión de demanda que reduzca el efecto látigo y mejore la gestión de la cadena de

suministros aguas arriba del consumidor final. Este objetivo general se puede clarificar en los siguientes objetivos específicos:

- OE 1. Entender la relación entre el efecto látigo, la forma en que éste se presenta en productos perecederos, y la necesidad de gestionar la previsión de la demanda para solucionar estos inconvenientes en la cadena de suministros
- OE 2. Investigar los esquemas de solución que se han aplicado en la cadena productiva de los productos perecederos para minimizar el efecto látigo, con el fin de conocer la gestión de los actores alrededor de este problema.
- OE 3. Determinar las variables que rigen la operación de la cadena productiva de productos perecederos y las técnicas a utilizar en el modelo de previsión a diseñar.
- OE 4. Desarrollar un modelo de previsión de la demanda que contribuya a reducir el efecto látigo aplicado a productos perecederos, con el fin de aumentar la eficiencia en cadenas logísticas alimentarias

1.4. Metodología de investigación

Para aplicar un modelo de previsión de demanda cuyo objetivo sea disminuir el efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos, estableceremos una conexión entre el efecto látigo y el desperdicio de producto. En nuestro caso desarrollaremos la metodología para un producto perecedero como el banano, en un contexto colombiano.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Paso 1. Iniciamos el proceso investigativo con una revisión de las causas del efecto látigo en la cadena de suministros. La revisión de las causas del efecto látigo tiene como objetivo identificar las variables asociadas a estas causas, y conocer aquellas que mayor impacto tienen en el efecto látigo (OE1).

Paso 2. Al mismo tiempo que analizamos las causas del efecto látigo, realizaremos una revisión de la cadena de suministros de productos perecederos. El objetivo es clasificar las variables que se relacionan al desempeño de la cadena de suministros de perecederos, conocer las características que la hacen diferente a una cadena de suministros de bienes durables (OE3).

Paso 3. En esta parte realizamos un cruce de variables relevantes de la cadena de suministros de productos perecederos, y las causas del efecto látigo. La relación de estas variables y causas permite segmentar aquellas variables más estudiadas, y las causas del efecto látigo que se asocian a estas variables. Adicional a ello nos permitirá identificar el gap de variables y causas que serán utilizadas posteriormente en nuestra solución (OE3).

Paso 4. Luego de conocer las causas y variables procederemos a analizar en cuales investigaciones se han utilizado técnicas de previsión de demanda, cuyo objetivo sea disminuir el efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos y las variables asociadas en el problema o la solución. En esta revisión clasificaremos las técnicas de previsión utilizadas y las características de la cadena de suministros (OE2).

Paso 5. En esta investigación utilizaremos el software Flexsim como herramienta para simular una cadena de suministros de productos perecederos. Utilizaremos una herramienta de simulación para analizar diferentes escenarios y la flexibilidad para utilizar el modelo en futuras investigaciones.

Paso 6. Utilizaremos flexsim para simular tres escenarios en los cuales pondremos a prueba diferentes técnicas de previsión de demanda, cuyo objetivo es analizar el comportamiento del efecto látigo en una cadena de suministros perecederos, el nivel de inventario y desperdicio generado y la técnica de previsión de demanda que mejor desempeño presente, de acuerdo con las variables y causas analizadas en esta investigación (OE4).

Paso 7. En esta parte concluiremos los resultados encontrados, describiremos los hallazgos y los compararemos a la luz de las investigaciones, y propondremos futuras investigaciones que ayuden a ampliar el conocimiento y un mejor entendimiento del efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos.

1.5. Estructura de la tesis

La tesis está distribuida de la siguiente manera:

En el capítulo 1 se encuentra la introducción y el planteamiento de la investigación. En esta primera parte encontrarán una introducción a la investigación, el marco sobre el cual se basa la investigación, el objeto de estudio de la tesis y la estructura sobre la cual se escribió la investigación

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

En el capítulo 2 se encuentra el estado del arte. En esta parte se describe el problema y se caracteriza la cadena de suministros de producto perecederos, así como las variables que más influyen su comportamiento.

En el capítulo 3 se establece la metodología de investigación utilizada, partiendo desde una revisión teórica del problema y finalmente utilizando simulación de eventos discretos y algoritmos de predicción de demanda.

En el capítulo 4 se encuentra el análisis de los datos y el comportamiento de la demanda del banano, con el fin de hallar patrones de comportamiento, que permitan visualizar la técnica de previsión que mejor se ajuste al comportamiento de la demanda.

Los resultados de la simulación de los distintos escenarios se presentan en los capítulos 5, 6 y 7. En estos capítulos se muestran los resultados del comportamiento del efecto látigo, el inventario y el desperdicio, de acuerdo con las diferentes técnicas de previsión aplicadas.

En el capítulo 8 se presentan las conclusiones, así como las líneas futuras de investigación que ayuden a robustecer el conocimiento del efecto látigo en cadenas de suministros de productos perecederos

Capítulo 1: Introducción

2. Estado del arte

En este capítulo abordaremos las investigaciones relacionadas con los productos perecederos y las causas del efecto látigo en una cadena de suministros. En un principio se identifican las características de los productos perecederos y la forma cómo los investigadores definen a estos productos. Dentro de éstas características identificamos los factores que afectan la calidad de los productos perecederos en una cadena de suministros. Para el caso de la cadena de suministros hemos investigado las causas del efecto látigo, y su categorización según el origen de sus comportamientos. En este capítulo se busca por tanto, conocer las características de los productos perecederos investigados hasta el momento, y las variables asociadas a los factores de calidad; así como conocer las investigaciones que dan cuenta de las causas que generan el efecto látigo en una cadena de suministros. Ésta comparación nos permitirá identificar el gap relacionado con los factores de calidad de productos perecederos, y las causas del efecto látigo asociados a estos factores.

2.1. Productos perecederos

Los productos que se venden en todo el mundo tienen diferentes valores según la percepción y satisfacción del cliente. Se cree que cuanto más satisfecho está el cliente, mayor es la calidad del producto. Al examinar el valor agregado para el cliente y los detalles de la cadena de suministro, la investigación se puede dividir en dos grupos: los productos duraderos y perecederos.

Los productos perecederos son más problemáticos ya que pierden valor con el tiempo. Por lo tanto, muchos productos se incluyen en esta categoría (Chaudhary et al., 2018). La pérdida de calidad puede afectar la rentabilidad de este sector de la economía. En el caso de los productos agrícolas, que forman parte de la familia de alimentos perecederos, se puede argumentar que son muy beneficiosos para los productores y la sociedad por la cantidad de empleos que generan en la zona.

Los cambios en la agricultura en la última década la han llevado al lugar que le corresponde en la economía mundial, lo que la convierte en el principal proveedor de diferentes partes de la industria alimentaria (Siddh et al., 2017).

Aspectos como el deterioro, la corta vida útil, la estacionalidad del producto, la variabilidad de calidad y cantidad, los requerimientos de transporte especializado y el impacto ambiental que algunos de ellos pueden ocasionar, hacen que la gestión de estos productos sea más compleja, costosa e impredecible (Moazzam et al., 2019).

Hay varios factores como la calidad del producto, las características de procesamiento y los costos de calidad, entre otros, que afectan la calidad de la cadena de alimentos perecederos (Siddh et al., 2015). Estos factores, a su vez, forman parte de los problemas de calidad en la distribución de productos agrícolas (Siddh et al., 2017). La Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO) define la agricultura y la ganadería como alimentos comestibles, y por tanto sectores a tener en cuenta en la calidad de productos perecederos

Según (FAO, 2011), la pérdida y el desperdicio de alimentos son algunos de los factores que afectan la calidad del sector alimentario. La pérdida de alimentos se

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

produce en dos categorías de alimentos: (i) productos primarios y secundarios de origen vegetal; y (ii) productos animales primarios y no primarios. Desde un punto de vista teórico, los productos comestibles se definen como:

«.. sustancias, ya sean procesadas, semielaboradas o crudas, destinadas al consumo humano. Esto incluye bebidas, goma de mascar y cualquier sustancia utilizada en la fabricación, preparación o tratamiento de alimentos, pero excluye cosméticos, tabaco o sustancias utilizadas únicamente como drogas. Los productos alimenticios pueden ser de origen animal o vegetal y se consideran alimentos desde el momento en que: (i) los cultivos están maduros para la cosecha o son aptos para su propósito; (ii) los animales están listos para el sacrificio; (iii) la leche es extraída; (iv) los huevos son puestos por un ave; (v) los peces de acuicultura están maduros en el estanque, y (vi) los peces silvestres se capturan con artes de pesca... » (FAO, 2019).

Los productos comestibles constituyen una subcategoría de productos perecederos (Shukla & Jharkharia, 2013). Como se mencionó hasta el momento, los productos perecederos tienen diferentes factores que impactan su calidad, estos factores deben tenerse en cuenta para analizar su cadena de suministro; en el siguiente apartado se muestran los factores de calidad de los productos perecederos investigados hasta el momento en una cadena de suministros.

2.1.1. Factores que afectan la calidad de los productos perecederos en la cadena de suministros

La estructura de la cadena de suministro de productos perecederos puede variar según los diferentes autores. (Zambon et al., 2019) define la cadena de suministro en términos de insumos, procesamiento y productos, donde los insumos incluyen plaguicidas, fertilizantes, productos agrícolas, cultivos, órdenes de despacho, empaques e ingredientes; el procesamiento involucra a productores agrícolas, procesadores de productos y actores transaccionales; y finalmente, las salidas consisten en todos los bienes y servicios entregados al consumidor. La refrigeración es un elemento crucial para garantizar la calidad de las frutas y verduras. (M & K, 2016) identifica la falta de infraestructura de refrigeración como un factor de desperdicio en la cadena de suministro de alimentos, mientras que (Manouchehri et al., 2020) propone un modelo donde la temperatura es una constante pero también una restricción de capacidad.

(Onwude et al., 2020) sugiere una cadena de suministro que preserve los nutrientes de estos productos desde el productor o agricultor, pasando por el proceso de envasado, preenfriado, transporte primario, almacenamiento en congelación, transporte secundario y venta al por menor. (Machado Nardi et al., 2020) propone atributos para mantener la seguridad alimentaria, como trazabilidad, transparencia, tiempo, comprobabilidad, capacitación, táctica y objetivo. (Haji et al., 2020) señala que la tecnología de calidad ayuda a conservar las características de los alimentos perecederos.

La FAO establece una cadena de suministro que comienza con los procesos que ocurren en la finca, es decir, la producción agrícola, seguida del manejo y almacenamiento postcosecha, el procesamiento, la distribución y el consumo (FAO,

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

2018). La Figura 1 muestra la estructura de la cadena de suministro de productos perecederos propuesta para esta investigación

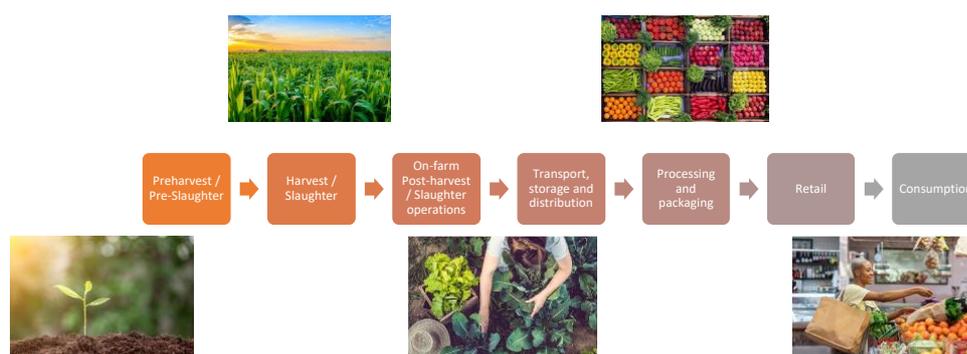


Figura 1. Estructura cadena de suministros de productos perecederos. Fuente. Adaptación (FAO, 2019)

En el subgrupo de productos agrícolas, varios factores están relacionados con la situación productiva de estos productos en el mundo; la globalización, la innovación tecnológica, los acuerdos comerciales, la sensibilidad de los consumidores y las preocupaciones ambientales pueden aumentar o disminuir estos productos (Shukla & Jharkharia, 2013).

Sin embargo, la pérdida y desperdicio de alimentos ha ganado protagonismo en los últimos años como el elemento más relevante en la cadena de suministro de productos agrícolas. (FAO, 2011) determinaron que el 30% de los alimentos producidos en el mundo se perdía a lo largo de la cadena de suministro, mientras que (Shukla & Jharkharia, 2013) indicaron que entre el 20 % y el 60 % de los alimentos se perdían en las últimas etapas de la cadena de suministro.

(Shukla & Jharkharia, 2013) identifican varias áreas de la cadena de suministro agrícola que tienen el mayor impacto en la pérdida y el desperdicio de alimentos: (i) previsión de la demanda, (ii) planificación de la producción, (iii) gestión de inventario y (iv) transporte. (M & K, 2016) otros factores que afectan el desperdicio de productos, como el intercambio de información, la cantidad de intermediarios, la falta de infraestructura de refrigeración, la falta de métodos científicos de recolección, la infraestructura logística deficiente, el diseño deficiente de la red logística, la falta de empaque y diseño, la falta de estandarización del proceso, falta de trazabilidad (Mol & Oosterveer, 2015) y capacitación inadecuada.

La pérdida de alimentos ha aumentado en los últimos años debido al crecimiento de la población (Zambon et al., 2019); sin embargo, es necesario ampliar la visión de la cadena de suministro y analizar los factores que inciden no solo en el desperdicio sino también en la calidad de la cadena de suministro agrícola. (Siddh et al., 2017) identifica trece factores de calidad que afectan la cadena de suministro de productos agrícolas: sostenibilidad, gestión de la información, gestión logística, gestión de la coordinación y colaboración, gestión estratégica, gestión de inventarios, gestión de la demanda, gestión de la seguridad alimentaria, gestión del desempeño, gestión integrada, gestión de proveedores y gestión de la calidad. El sistema de calidad proporciona pautas para mejorar las relaciones con los clientes y un mayor control sobre el procesamiento (Wilcock & Boys, 2017).

Por otro lado, (Jraisat & Sawalha, 2013) identifica otros factores de calidad como el compromiso, la comunicación, la calidad del producto, la satisfacción, la calidad de la información, el liderazgo, la formación, los factores ambientales, el protocolo de calidad, las relaciones de apoyo personal y económico.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Del mismo modo, así como este estudio pudo identificar los factores que afectan la calidad de los productos agrícolas, el autor también pudo identificar los factores de calidad que afectan la cadena de suministro de los productos perecederos. (Siddh et al., 2015) establece los siguientes factores: calidad relacional (Handayati et al., 2015), costo de la calidad, aseguramiento de la calidad, calidad externa, calidad del producto, seguridad del producto, calidad de la logística, calidad de los recursos humanos, calidad de TI, calidad del marketing, calidad del desempeño, (Siddh et al., 2021) (Chi Ffoleau & Dourian, 2020) sostenibilidad, finalmente (Mol & Oosterveer, 2015) indica que la trazabilidad se convierte en un elemento de marketing en sí mismo.

Los factores de calidad de la cadena de suministro de productos perecederos han sido clasificados por (Siddh et al., 2015), seguidos por otros autores, lo que atestigua el impacto en la calidad de la cadena de suministro. La Tabla 1 detalla los factores de calidad que afectan la cadena de suministro de productos perecederos y las consecuencias que crean. En esta tabla encontramos términos como PSC (Perishable Supply Chain), y algunos factores que además de afectar la calidad, impactan el desperdicio como la calidad logística, del producto y de las tecnologías de información.

Tabla 1. Factores de calidad que afectan la cadena de suministros de perecederos.

Fuente: Adaptación (Goodarzi et al., 2017)

Factor calidad	Consecuencia	Autores	ID **
Calidad relaciones	Colaboración y confianza	(Siddh et al., 2017), (Rahman et al., 2020), (Shukla & Jharkharia, 2013)	PSC 1
Costo calidad	Alto costo de la cadena, erróneo sistema de pago	(Rahman et al., 2020)	PSC 2
Aseguramiento de la calidad	Inexistencia de estándares de calidad, políticas de calidad y atributos de calidad	(Rahman et al., 2020)	PSC 3
Calidad extrínseca *	Deficientes procesos con proveedores, retailers, y calidad de entregas	(Siddh et al., 2017), (Rahman et al., 2020), (Goodarzi et al., 2017)*	PSC 4
Calidad del producto *	Baja calidad materias primas, calidad nutricional y de recursos	(Siddh et al., 2017), (Chauhan et al., 2018), (Rahman et al., 2020), (Siddh et al., 2015), (Shukla & Jharkharia, 2013)*, (Hassanzadeh et al., 2014)*	PSC 5
Seguridad producto *	Bajo nivel de frescura, inapropiado empaque, inexistencia de la trazabilidad	(Siddh et al., 2017), (Chauhan et al., 2018), (Rahman et al., 2020), (FAO, 2011), (Shukla & Jharkharia, 2013)*, (Park, 2020)*	PSC 6
Calidad logística *	Baja calidad de las vías, distribución y operación logística	(Siddh et al., 2017), (Siddh et al., 2015), (Rahman et al., 2020), (Shukla & Jharkharia, 2013)*, (Hassanzadeh et al., 2014)*, (Park, 2020)*	PSC 7
Calidad recursos humanos *	Baja calidad de la moral, calidad laboral, bajo nivel de educación	(Siddh et al., 2017), (Rahman et al., 2020), (Goodarzi et al., 2017)*, (Hassanzadeh et al., 2014)*	PSC 8
Calidad tecnologías de información *	Falta claridad en la información del producto, calidad de la información, pronósticos erróneos y calidad de los datos	(Siddh et al., 2017), (Siddh et al., 2015), (Rahman et al., 2020), (Goodarzi et al., 2017)*, (Shukla & Jharkharia, 2013)*, (Hassanzadeh et al., 2014)*	PSC 9
Calidad marketing	No existe cuidado de la marca	(Rahman et al., 2020), (Shukla & Jharkharia, 2013)	PSC 10
Calidad desempeño	Erróneas o inexistentes medidas de desempeño, baja percepción del cliente, índices de calidad	(Siddh et al., 2017), (Rahman et al., 2020)	PSC 11

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Sostenibilidad	Inexistente o bajo nivel de aplicación de la estrategia de sostenibilidad, de la protección animal y de la flora	(Rahman et al., 2020), (Chauhan et al., 2018), (Siddh et al., 2017)	PSC 12
----------------	--	---	--------

Los factores que afectan la calidad exclusivamente en la cadena de suministro de alimentos perecederos, han sido menos estudiados que los que afectan la calidad y el desperdicio de alimentos. Curiosamente, factores como el "costo de la calidad" solo fueron mencionados por (Siddh et al., 2015) (Coti-Zelati et al., 2019) en los artículos analizados en esta revisión.

En resumen, la gestión eficaz de la cadena de suministro de productos perecederos es fundamental para garantizar la disponibilidad, la calidad y la seguridad de los alimentos. Identificar y analizar los factores de calidad en la cadena de suministro es la clave para minimizar el desperdicio y optimizar el uso de los recursos. La investigación e innovación en tecnologías de conservación y almacenamiento, así como la formación y estandarización de procesos, son fundamentales para afrontar los retos que plantea la cadena de suministro de productos perecederos en el contexto del escenario global.

2.2. Causas del efecto látigo

La cadena de suministro conecta a los clientes con los distribuidores, fabricantes y proveedores. Durante este proceso, las decisiones que se toman pueden aumentar o disminuir el costo de operación y el nivel de servicio al cliente. Uno de los fenómenos que se presenta a menudo en las cadenas de suministro es el efecto látigo, que provoca una amplificación de la variabilidad de la demanda aguas arriba de la cadena de suministro (Padmanabhan et al., 1997)

En este proceso, se evidencia que cuatro causas principales generan este fenómeno: (i) procesamiento de la señal de demanda; (ii) juego racional de excedente-ausente; (iii) pedido por lotes; y (iv) variaciones de precios (Lee, 1997).

Las causas que generan el efecto látigo se pueden diferenciar entre operativas y humanas (Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011). Dentro de las causas operativas, (Y. Ma et al., 2015) indica que el precio de los productos sustitutos puede aumentar o disminuir el efecto látigo. (Cho & Lee, 2012) propone reducir el tiempo de entrega en las cadenas estacionales de oferta y demanda. La complejidad de las operaciones de la cadena de suministro impulsadas por la globalización y la cantidad de información que se genera en cada momento son desafíos que deben abordarse. (Ekinci & Baykasoglu, 2016) propone un sistema de información que permite visualizar toda la cadena de suministro, mejorando la gestión y flexibilidad de los recursos, aunque esto puede aumentar la complejidad de la cadena de suministro debido a la cantidad de información procesada.

Aunque el efecto látigo aumenta aguas arriba de la cadena de suministro, (Hull, 2005) muestra que es posible gestionar la cadena desde los proveedores, reduciendo el efecto látigo, especialmente en productos básicos y semiproductos. (Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011) También añade otras causas relacionadas con las operaciones, como tiempo de entrega, política de inventario y abastecimiento, falta de sincronización, falta de percepción de la información, operaciones óptimas sin considerar el conjunto, procesos de la empresa y capacidad limitada. (Dai et al., 2017) sostiene que la mejor manera de resolver el efecto látigo es garantizar la precisión de la información.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

En cuanto a las causas humanas, se incluyen el miedo a quedarse sin inventario, la falta de capacitación y la negligencia en la toma de decisiones sobre los pedidos en la cadena de suministro. (Haines et al., 2017) enfatiza que cuando los tomadores de decisiones entienden la situación y la enfrentan, toman mejores decisiones. (Zhao & Zhao, 2015) indica que la actitud humana afecta el nivel de inventario y señala que las causas propuestas por (Lee, 1997) forman parte de la operación.

La investigación respalda la causa del efecto látigo, y autores como (Cho & Lee, 2012) (X. Zhang & Burke, 2011) (Barlas & Gunduz, 2011) indican que la gestión de la demanda es un factor relevante al medir el impacto del efecto látigo. La demanda estacional puede generar más ventas durante los períodos de baja demanda, y cambiar los precios para aumentar las ventas puede ser otro factor importante que aumente los efectos de un mercado alcista. (Y. Ma et al., 2015) (Braz et al., 2018) (X. Zhang & Burke, 2011) (Zotteri, 2013) tienen en cuenta que los cambios de precio fortalecen las órdenes en cadena. (Rahman et al., 2020) sugiere otras razones, como la falla de recursos y la cantidad de agentes en la cadena de suministros. (Hull, 2005) propone una nueva causa, el nivel de deterioro del producto.

Al revisar el efecto látigo en productos perecederos, (Esteso et al., 2018) indica que la investigación no analiza el nivel de desperdicio, la interacción con productos similares y el impacto durante múltiples períodos. En este proceso (Villegas & Smith, 2006), establece que es mejor concentrarse en mejorar los métodos de pronóstico que definir claramente el inventario de seguridad.

Alimentar a más de siete mil millones de personas se convierte en un factor esencial para garantizar la seguridad alimentaria. Es imperativo diseñar modelos

operativos para reducir el desperdicio de alimentos. El aumento en el número de personas en el mundo dirige la mirada hacia la pérdida y desperdicio de alimentos, lo que afecta directamente la nutrición de las personas (Parfitt et al., 2010). El incremento anual de la población puede alcanzar el 1,7 %, por lo que es necesario garantizar la disponibilidad de alimentos y mejorar la eficacia de la cadena de suministro (Nakandala et al., 2017). De otro lado, (Siddh et al., 2017) muestra el interés de los investigadores por conocer la calidad del desempeño de la cadena de suministro y las herramientas tecnológicas y logísticas para identificar estos factores.

A partir de este análisis bibliográfico, se han estructurado las causas del efecto látigo según se muestra en la Figura 2

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de percederos

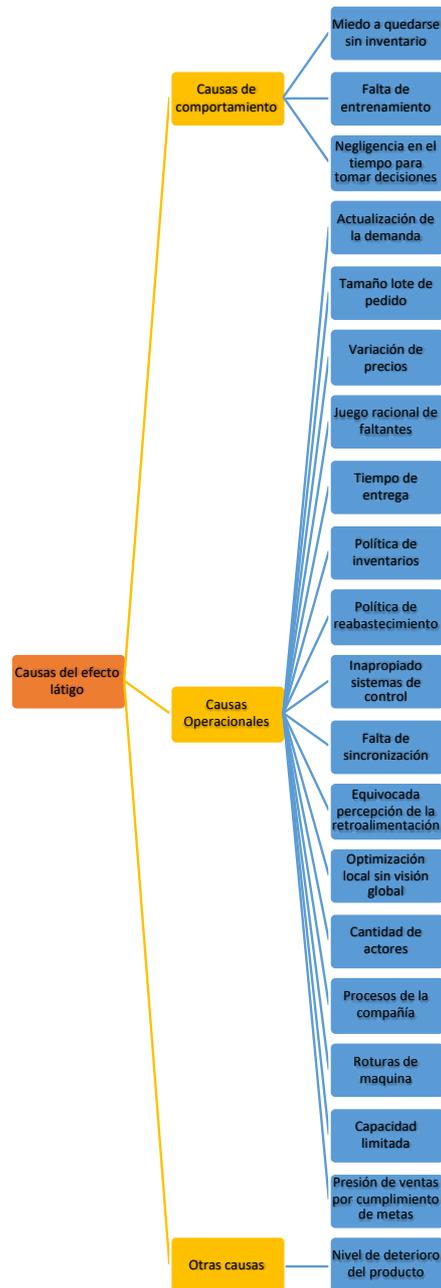


Figura 2. Causas del efecto látigo. Elaboración propia

En la Tabla 2 se muestra la identificación asignada a cada causa del efecto látigo en la cadena de suministro, así como los referentes que respaldan cada una de las causas identificadas.

Tabla 2. Clasificación de las causas del efecto látigo en la cadena de suministros.

Fuente: Elaboración propia

Clasificación	Descripción	Autores	ID
Comportamiento	Miedo a quedarse sin inventario	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011), (Yang et al., 2021)	B-1
	Falta de entrenamiento	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011), (Yang et al., 2021)	B-2
	Negligencia en tiempo de toma de decisiones	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011)	B-3
Operacionales	Actualización de la demanda	(Lee, 1997), (Cho & Lee, 2012), (Braz et al., 2018), (Yang et al., 2021), (Haines et al., 2017), (Zhao & Zhao, 2015)	O-1
	Tamaño lote de pedido	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011a), (Lee, 1997), (Haines et al., 2017)	O-2
	Variación de precios	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011a), (Lee, 1997), (Y. Ma et al., 2015), (Dai et al., 2017), (Braz et al., 2018), (X. Zhang & Burke, 2011), (Zhao & Zhao, 2015)	O-3
	Juego racional de faltantes	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011a), (Lee, 1997), (Haines et al., 2017)	O-4
	Tiempo de entrega	(Y. Ma et al., 2015), (Cho & Lee, 2012), (Haines et al., 2017)	O-5
	Política de inventarios	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011a), (Villegas & Smith, 2006)	O-6
	Políticas de reabastecimiento	(Braz et al., 2018), (Yang et al., 2021)	O-7
	Inapropiado Sistema de control	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011)	O-8

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

	Falta de sincronización	(Ekinci & Baykasoglu, 2016), (Zhao & Zhao, 2015)	O-9
	Equivocada percepción de la retroalimentación	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011)	O-10
	Optimización local sin visión global	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011)	O-11
	Cantidad de actores	(X. Zhang & Burke, 2011), (Zhao & Zhao, 2015)	O-12
	Procesos de la compañía	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011a)	O-13
	Roturas de máquina	(X. Zhang & Burke, 2011)	O-14
	Capacidad instalada	(Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011)	O-15
	Presión de ventas por cumplimiento de metas	(Dai et al., 2017), (X. Zhang & Burke, 2011)	O-16
Otras causas	Nivel de deterioro del producto	(Hull, 2005)	N-1

Desde que (Lee, 1997) identificó las primeras causas del efecto látigo, otros autores han profundizado en este fenómeno lo que ha incrementado la investigación en torno a ellas. Aunque se han identificado otras causas del efecto látigo, no son tan frecuentes en la investigación debido a que han sido identificadas más recientemente. Por tanto, se debe continuar investigando para comprender mejor el impacto del efecto látigo, las características de las cadenas de suministro más afectadas y los tipos de productos más susceptibles a este fenómeno.

2.3. Factores de calidad de productos perecederos vs causas del efecto látigo

Luego de conocer las causas del efecto látigo en la cadena de suministros, las cuales involucran causas derivadas del comportamiento humano, y causas operacionales; en la presente investigación adicionamos la clasificación "otras causas", las cuáles relacionan el nivel de deterioro del producto como una causa del efecto látigo. También mencionamos los factores de calidad que afectan el desempeño de una cadena de suministros de productos perecederos, como son la calidad logística, calidad y seguridad del producto y la sostenibilidad entre otros.

Ahora se procede a realizar una concatenación de estos dos conceptos: causas del efecto látigo, y factores de calidad que afectan la cadena de suministros de productos perecederos; y buscar elementos comunes que nos indiquen los factores de calidad que pueden estar relacionados con el efecto látigo, y los autores que han investigado la unión de estos dos conceptos. La Tabla 3 hace una descripción de los principales investigadores que articularon estos dos conceptos, y un resumen del aporte más significativo de cada uno de ellos.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Tabla 3. Resumen papers: causas del efecto látigo y factores de calidad. Fuente:
Elaboración propia

Autor (es)	Resumen
(Chocholáč & Průša, 2016)	La corta vida útil de los productos perecederos genera preocupaciones en la cadena de suministros, ello genera acciones como promociones que alteran la gestión de demanda y generan el efecto látigo
(L. N. K. Duong et al., 2015)	La gestión de los productos sustitutos juega un papel importante en la cadena de productos perecederos por su corta vida útil, por ello se analizan factores como la política de inventarios y el tamaño del lote de pedido de los productos como una estrategia para disminuir el efecto látigo en cadenas de suministros de productos sustitutos perecederos
(Campuzano-Bolarin et al., 2015)	El desperdicio de alimentos en los modelos tradicionales y de e-business es un indicador de ineficiencia en la cadena de suministros, se propone una política de inventario y reabastecimiento por medio de una simulación utilizando la Dinámica de sistemas con el fin de disminuir el efecto látigo.
(Kumar & Nigmatullin, 2011)	Algunos eslabones de la cadena de suministros de productos perecederos no se comunican entre sí, ello crea incertidumbre en la demanda y los tiempos de entrega; el problema se incrementa por la cantidad de intermediarios en la cadena, se busca por tanto diseñar un modelo de simulación de dinámica de sistemas, que determine cómo impacta éstos factores en una cadena de suministro de comida de tres niveles (manufactura, distribución, retail) con el fin de disminuir la ampliación de la demanda entre los actores de la cadena
(Jiang et al., 2015)	Los productos agrícolas se caracterizan por tener una producción estacional, el tiempo de entrega está ocasionando un desbalance entre la demanda y el suministro, ocasionando el efecto látigo, se propone un modelo de inventario que busca disminuir el costo de una cadena de suministro agrícola de dos escalones.
(W. Wang, 2011)	Los largos tiempos de producción, el corto tiempo para vender y la incertidumbre de la demanda hacen de los productos perecederos un reto para los administradores de ésta cadena de suministro, se muestra que la inexistencia de un mecanismo para compartir información está ocasionando el efecto látigo. Se propone un modelo basado en la dinámica de sistemas con el fin de disminuir el efecto látigo. Se evidencia que compartir información como nivel de inventario, tiempo de entrega y el precio de venta ayudan a disminuir el efecto látigo.
(Hamiche et al., 2019)	La gestión del inventario es importante en los productos perecederos por cuanto se puede deteriorar el productos rápidamente; el tiempo de entrega y el tiempo de producción son variables que incrementan el efecto látigo, por tanto se propone diseñar un modelo predictivo de demanda e inventario, con el fin de mitigar el efecto látigo en productos perecederos.
(Huber et al., 2017)	La corta vida útil de los productos perecederos puede compensarse con la venta de productos sustitutos y allí disminuir la pérdida y el desperdicio de alimentos, ésta situación genera alternaciones

Capítulo 2: Estado del arte

	en la demanda, se propone diseñar un DSS (Decision Support System) que permite identificar la demanda en el punto de venta y disminuir la amplificación de la demanda.
(Caniato et al., 2005)	La variabilidad de la demanda en la cadena de suministros de productos perecederos causa varias ineficiencias en la operación. Ésta variabilidad de la demanda aumenta el riesgo de pérdida del producto debido al rápido deterioro, se propone aplicar el método Clúster para agrupar los diferentes productos con base en características como: estacionalidad, promoción y patrón desigual (principal generador del efecto látigo), con el fin de mejorar el pronóstico que se aplique a cada clúster.
(L. Duong et al., 2018)	La seguridad alimentaria es necesario garantizarla mediante la disminución del desperdicio, se identifica que la política de reabastecimiento y la cantidad de intermediarios está ocasionando el efecto látigo, se propone un nuevo modelo de reabastecimiento que busque disminuir el nivel del efecto látigo en cadenas de suministro de productos perecederos de dos niveles.
(Ji, 2016)	La barrera que existe en la información de la cadena de suministros de productos perecederos, así como la estacionalidad de la demanda y la variación de los precios, puede afectar la sincronización de los actores de la cadena de suministros, generando el efecto látigo. Se propone aplicar la estrategia de compartir información en un sistema farm-supermarket docking de una empresa como carrefour para los productos agrícolas con el fin de disminuir el efecto látigo y disminuir el tiempo de transporte e intermediario de los productos.
(Ignaciuk & Bartoszewicz, 2012)	& La tasa de deterioro es un factor de calidad de la cadena de suministros de perecederos, en éste caso afecta la política de inventarios. Se busca diseñar un sistema de control de inventario a través del modelo LQ Optimal, que garantice las ventas de productos sin aumentar el efecto látigo.
(Leśniewski & Bartoszewicz, 2013)	& Factores como el transporte y el almacenamiento deterioran el producto perecedero e incrementan el efecto látigo en la cadena de suministros, por tanto se propone un sistema de control de inventario para disminuir el deterioro del producto en el almacenamiento transporte y al mismo tiempo el efecto látigo.
(Ignaciuk, 2012)	El desconocimiento del tiempo de deterioro de los productos perecederos y la variabilidad del tiempo de entrega vuelven compleja la gestión de la cadena de suministros. Éstas condiciones elevan el reto de gestionar la demanda (causante del efecto látigo), especialmente cuando se tiene más de un proveedor. Se propone un sistema de control LQ que permite garantizar un nivel de inventario satisfactorio para el cliente y al mismo tiempo no supere el almacenamiento permitido.
(Jin et al., 2015)	La estacionalidad de la demanda de los productos perecederos y la agregación de los datos (nivel de detalle de la información) pueden incrementar el efecto látigo y la medición del mismo; se evidencia que éstas condiciones afectan la generación el efecto látigo.
(Fransoo & Wouters, 2000)	La falta de coordinación entre los actores de la cadena de suministro de perecederos es un factor de calidad que se presente en éste tipo de productos, la gestión de demanda se vuelve una actividad más compleja, generando el efecto látigo. Se diseña un modelo de medición y gestión del efecto látigo en cadenas de suministros.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

(Minner & Transchel, 2017)	La vida útil de los productos perecederos es un factor que reta a muchos administradores, en éste caso se estudió cómo éste factor afecta el tamaño de los pedidos, ya que ello está causando el efecto látigo. Se diseña un modelo de inventario para identificar cómo el nivel de deterioro de los productos perecederos puede afectar la cantidad a ordenar entre el retail y el proveedor.
(Akbari Kaasgari et al., 2017)	El deterioro del producto incrementa los costos operacionales, se propone un modelo de inventario no lineal que disminuya el efecto látigo.
(Dellino et al., 2018)	El costo causado por las ventas perdidas, la pérdida del cliente y el desperdicio de productos a causa del vencimiento de los mismos crea incertidumbre en la operación, se propone tres métodos de pronóstico como: ARIMA, ARIMAX, y Transfer function model con el fin de disminuir la incertidumbre de la demanda y el efecto látigo.
(Y. Zhang et al., 2017)	El incremento de la demanda de productos perecederos que se mueven a lo largo de las regiones exige mayores retos, se busca por tanto implementar un esquema IoT en los procesos logísticos que disminuya ésta incertidumbre y minimice el efecto látigo y mejore la información que se comparte en tiempo real
(Giro et al., 2011)	La baja colaboración entre los actores de la cadena de suministros de perecederos, no le permite tener una visión completa a los productores, lo que implica una variación importante de los precios y de los tiempos de entre, incrementando el efecto látigo.
(Bottani et al., 2010)	La variedad de productos perecederos y la variabilidad de su demanda son factores que se analizan para entender la falta de sincronización entre los actores de la cadena de suministro. La tecnología RFID es una oportunidad para mejorar la gestión de la cadena de suministros. Su implementación en perecederos ayuda a tener en tiempo real la señal de la demanda, la cual es un elemento importante que impacta en el efecto látigo.
(Novitasari & Damayanti, 2018)	Las características de reabastecimiento y errores en la demanda de la comida que se sirve en los trenes de Indonesia están causando pérdidas e incremento en el efecto látigo, se propone un modelo matemático que minimice el impacto y disminuya el efecto látigo.
(Raju et al., 2013)	Es evidente que el retail del sector de vegetales frescos en India está creciendo, ello obliga a mejorar los procesos de calidad con proveedores y clientes, así como los indicadores de competitividad. Se busca determinar los atributos que debe tener el empaque y el retail para mejorar la gestión del inventario. Se encuentra que el proveedor debe hacer su proceso de suministro diario, las compras y el inventario manejarlo como una gestión de dos combinaciones, al igual que propone compartir información para disminuir el efecto látigo.
(Naghavi et al., 2020)	La investigación busca reducir el efecto látigo en una cadena de suministro de productos lácteos, que presentan problemas de relación entre los actores de la cadena. El estudio propone la aplicación de pronóstico de media móvil y la optimización con modelado basado en agentes para atacar las dos causas del efecto látigo, la variación del precio y la variación de la demanda

(Coti-Zelati et al., 2019) El artículo se centra en el crecimiento sostenido del cultivo de productos orgánicos en la cadena de suministro brasileña. Un modelo conceptual basado en la teoría del coste diseñado para reducir el efecto látigo teniendo en cuenta la variación de la demanda

(Isaksson & Seifert, 2016) La calidad de la información de los estados financieros de la cadena de suministros de perecederos es fundamental para medir el efecto látigo. Según el desempeño económico y operativo se puede identificar el incremento de este fenómeno a lo largo de los años. Se muestra que por medio de datos financieros de ventas y compras se puede evidenciar la existencia de este fenómeno en todas las industrias, unas más que en otras. Se prueba, a través de un modelo de medición del efecto látigo, que éste se presenta cada vez que nos alejamos del consumidor final, y puede llegar a impactar más del 60% de la variación de la demanda.

El análisis de los artículos de la Tabla 3 permitió conocer cómo los investigadores relacionan los factores de calidad de los productos perecederos con las causas del efecto látigo. El valor de estos artículos radica en que lograron mostrar la existencia del efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos; mientras que las primeras investigaciones del efecto látigo se asociaban a productos durables, el resumen de estos papers indica que el efecto látigo es un fenómeno que se presenta en cadenas de suministros de productos perecederos, y puede ocasionar nuevos problemas como la sostenibilidad alimentaria del planeta. En este proceso se encontraron las causas del efecto látigo más estudiadas por los investigadores, y los factores de calidad de la cadena de suministros de productos perecederos que se asociaron a estas causas (ver Tabla 4).

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Tabla 4. Causas del efecto látigo vs factores de calidad cadena de perecederos. Fuente: Elaboración propia

Causas BWE	Factores de calidad cadena de perecederos									
	PSC1	PSC2	PSC4	PSC5	PSC6	PSC7	PSC 9	PSC10	PSC11	TOTAL
O1	(Kumar & Nigmatullin, 2011)		(Raju et al., 2013)		(Chocholáč Jan, 2016);(Huber et al., 2017);(Caniato et al., 2005); (Novitasari & Damayanti, 2018)		(Ignaciuk, 2012); (Y. Zhang et al., 2017)		(Raju et al., 2013)	7
O2					(L. N. K. Duong et al., 2015);(Minner & Transchel, 2017)		(Jiang et al., 2015)	(L. N. K. Duong et al., 2015)		3
O3	(Giro et al., 2011)				(Novitasari & Damayanti, 2018)					2
O5	(Kumar & Nigmatullin, 2011);(Giro et al., 2011)				(Hamiche et al., 2019); (Novitasari & Damayanti, 2018)		(Jiang et al., 2015)			4
O6					(L. N. K. Duong et al., 2015);(Campuzano-Bolarin et al., 2015);(Ignaciuk & Bartoszewicz, 2012); (Akbari			(L. N. K. Duong et al., 2015)		5

Capítulo 2: Estado del arte

					Kaasgari et al., 2017); (Novitasari & Damayanti, 2018)					
O7	(Fransoo & Wouters, 2000)				(Campuzano-Bolarin et al., 2015);(L. Duong et al., 2018)					3
O8							(Jin et al., 2015)			1
O9			(Ji, 2016)	(Bottani et al., 2010)	(W. Wang, 2011);(Bottani et al., 2010)		(W. Wang, 2011);(Ji, 2016); (Bottani et al., 2010)	(W. Wang, 2011);(Ji, 2016)		3
O12	(Kumar & Nigmatullin, 2011); (Fransoo & Wouters, 2000)		(Ji, 2016)		(L. Duong et al., 2018)		(Ji, 2016);(Ignaciuk, 2012)	(Ji, 2016)		5
O13							(Isaksson & Seifert, 2016)		(Isaksson & Seifert, 2016)	1
N1		(Dellino et al., 2018)			(L. N. K. Duong et al., 2015);(Leśniewski & Bartoszewicz, 2013);(Minner & Transchel, 2017);(Akbari	(Leśniewski & Bartoszewicz, 2013)	(Ignaciuk, 2012)	(L. N. K. Duong et al., 2015)	(Dellino et al., 2018)	7

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

					Kaasgari et al., 2017); (Dellino et al., 2018); (Novitasari & Damayanti, 2018)					
TOTAL	3	1	2	1	15	1	8	3	3	

Al hacer un comparativo entre las causas del efecto látigo sobre las cuales se justificó el diseño de pronósticos para mitigar el efecto látigo, y las causas del efecto látigo asociadas a los factores de calidad de la cadena de suministros de productos perecederos, se encuentran los siguientes hallazgos: i) Existen algunas causas del efecto látigo que no han sido abordadas en las investigaciones: el juego de faltantes O4, errónea percepción de la retroalimentación O10, optimización local sin una visión global O11, roturas de máquina O14, capacidad de operación O15, presión por cumplimiento de metas O16, y finalmente ninguna causa de comportamiento humano B1, B2 y B3. De otro lado, existen algunos factores de calidad de los productos perecederos que no han sido investigados a la luz del efecto látigo: aseguramiento de calidad PSC3, calidad de recursos humanos PSC8 y sostenibilidad PSC12.

2.4. Conclusiones del capítulo

La revisión del estado del arte nos permitió identificar factores que influyen en la calidad de las cadenas de suministro de productos perecederos, dividiéndolos en dos categorías fundamentales: aquellos inherentes al producto como la calidad y seguridad, y aquellos derivados de la gestión que incluyen la calidad de las relaciones con otros actores de la cadena, marketing, desempeño, sostenibilidad, y tecnologías de información.

En el contexto del efecto látigo, la seguridad del producto y la calidad de las tecnologías de información han emergido como los factores de la calidad de la cadena de suministros más investigados, representando más del 60% de los estudios. La seguridad del producto afecta directamente el efecto látigo, ya que a medida que avanza el producto hacia el consumidor final éste pierde valor, por cuanto su nivel de calidad disminuye y el producto debe ser reemplazado, amplificando las variaciones de la demanda a lo largo de la cadena. Esto es especialmente relevante en productos perecederos, donde el riesgo de deterioro puede agravar aún más el problema.

Aunque el estado del arte nos muestra que otros factores de calidad también han sido investigados, la revisión también destaca una oportunidad para profundizar en la interacción entre estos factores y las causas del efecto látigo que son menos exploradas, tales como el tiempo de entrega y la política de reabastecimiento.

Dentro de las causas del efecto látigo más estudiadas se encuentran la actualización de la demanda y el nivel de deterioro del producto. En ese orden de ideas mi investigación tendrá en cuenta el nivel de deterioro del producto del producto por tratarse de un producto perecedero, y analizaré otras causas del efecto látigo como son la política de reabastecimiento y los tiempos de entrega, los cuales afectan la magnitud del efecto látigo en la cadena de suministro de productos perecederos.

La investigación busca diseñar un modelo de previsión de demanda que disminuya el efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos, teniendo en cuenta las causas mencionadas y los factores de calidad que afectan

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

éste tipo de cadenas de suministros. En el próximo capítulo, desarrollaremos una revisión detallada de los modelos de previsión de demanda que se han investigado hasta el momento, y seleccionaré aquellos que por sus características técnicas y novedosas, puedan encontrar el diseño más efectivo para anticipar la demanda con precisión. La implementación de alguno de éstos modelos permitirá desarrollar una metodología robusta que minimice las fluctuaciones en la cadena de suministro. Así, este estudio pretende aportar un modelo de previsión que mejore la eficiencia y la sostenibilidad de las cadenas de suministro en la industria de productos perecederos.

Capítulo 2: Estado del arte

3. Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de perecederos

El estado del arte nos permitió conocer los factores de calidad asociados a la cadena de suministros de productos perecederos, así como las causas asociadas al efecto látigo en una cadena de suministros. En este capítulo revisaremos las técnicas de previsión de demanda que se han utilizado para disminuir el efecto látigo en cadenas de suministros de productos perecederos, así como relacionar las causas del efecto látigo que se han estudiado para crear estos modelos de previsión de demanda y los factores de calidad que se han tenido en cuenta en cada modelo de previsión. Teniendo en cuenta esta clasificación, se proponen unos modelos estadísticos y unas técnicas de inteligencia artificial, con el fin de identificar aquellas que mejor desempeño pueden tener para disminuir el efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos.

3.1. Teorías y modelos en la previsión de demanda aplicadas al efecto látigo

Reducir o mitigar el efecto látigo puede resultar un proceso complejo por la cantidad de variables que ello conlleva, desde el comportamiento de la demanda hasta la gestión de pedidos aguas arriba de la cadena de suministro, incluyendo el transporte y las interrupciones que pueden ocasionar demoras e ineficiencias en el proceso. Cuando (Lee, 1997) identificó las principales causas del efecto látigo, también propuso las posibles herramientas y metodologías para mitigar este problema, la gestión de demanda y por ende profundizar en los métodos de pronósticos fue una de las propuestas que estableció en su investigación (Padmanabhan et al., 1997)

La gestión de la demanda en la cadena de suministros permite conocer el comportamiento de sus productos, muchos estudios han determinado que las técnicas de pronósticos son uno de los factores más importantes para gestionar el efecto látigo en la cadena de suministros (X. L. Zhang, 2004), (Padmanabhan et al., 1997), (F. Chen, Ryan, et al., 2000), (Alizadeh, 2012). En principio es necesario conocer el comportamiento de la demanda (Taylor & Fearn, 2009), se deben conocer las restricciones de mercado, el tipo de producto, la estacionalidad (Udenio et al., 2023), (F. Chen, Ryan, et al., 2000), los ciclos y las tendencias que consumo, así mismo, algunos métodos de pronósticos impactan las decisiones de pedidos (Hussain et al., 2012), el tiempo de entrega y el transporte, por lo tanto, las líneas de investigación tienen varias aristas que involucran estos factores.

Cuando el comportamiento es estacional se pueden aplicar técnicas como media móvil y suavización exponencial, las cuales pueden tener comportamientos favorables al momento de reducir el efecto látigo. También se pueden aplicar

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

técnicas más avanzadas como MA, AR, ARMA como (J. Ma et al., 2018) (Duc et al., 2008b) y ARIMA (Cho & Lee, 2012), (Novianti et al., 2022); que pueden agregar elementos sobre la correlación que puede existir con datos de demanda en períodos anteriores. Existen técnicas que tienen en cuenta el modelo GARCH (Datta et al., 2007a), que se ha utilizado como un modelo avanzado en la reducción del efecto látigo. Dentro de las técnicas avanzadas también podemos encontrar el modelo Fuzzy Time Series (Chan et al., 2015), y los métodos de Holt and Brown (Wright & Yuan, 2008). En la Tabla 5 se incluyen las técnicas de pronóstico utilizadas para disminuir el efecto látigo en la cadena de suministros. La investigación del efecto látigo ha tomado relevancia en los últimos años, de la misma manera las técnicas de pronóstico han estado presente dentro de las soluciones que se proponen para disminuir el impacto de esta ineficiencia de la cadena de suministro.

Tabla 5. Técnicas de previsión asociadas al efecto látigo. Fuente: Elaboración propia

Técnica de previsión	Autores
Series autorregresivas: AR, MA, ARMA, ARIMA, SARIMA	(Cho & Lee, 2012; Duc et al., 2008b; J. Ma et al., 2018; Novianti et al., 2022; Rottenegger et al., 2023; X. L. Zhang, 2004)
Series de tiempo: media móvil, suavización exponencial y regresión lineal	(Najafi & Farahani, 2014), (Sun & Ren, 2005) (Shaban et al., 2020) (Hussain et al., 2012) (Chaharsooghi & Sadeghi, 2009) (Chiang et al., 2016), (Hamiche et al., 2019), (Caniato et al., 2005), (Naghavi et al., 2020)(Silitonga & Jelly, 2018)
Box jenkins, redes neuronales	(De La Fuente & Lozano, 2007)
Holt and Brown method	(Wright & Yuan, 2008)
GARCH method	(Datta et al., 2007b)
Simulation	(Barlas & Gunduz, 2011; Jain et al., 2021; Kleijnen & Smits, 2003)
Fuzzy time series	(Chan et al., 2015)

3.2. Técnicas de previsión de demanda y causas del efecto látigo

Dentro de las técnicas de pronóstico utilizadas para mitigar el efecto látigo en la cadena de suministro, encontramos algunas que se relacionan con productos duraderos como: series autoregresivas (J. Ma et al., 2018), series de tiempo (Chiang et al., 2016) (A. Chen & Blue, 2010) y (Silitonga & Jelly, 2018), y otras con perecederos como: simulación (Jain et al., 2021), series de tiempo (Chaharsooghi & Sadeghi, 2009), series autorregresivas (Novianti et al., 2022). El producto seleccionado guarda características propias como su tiempo de vida, las condiciones de transporte y almacenaje y el nivel de servicio que se garantiza al cliente, siendo los productos perecederos los que mayores condiciones deben cumplir por su tiempo de vida tan corto como el caso de frutas y verduras.

Las investigaciones están relacionadas en su mayoría con casos de estudio. Estos casos son creados a partir de características de los productos, de los ciclos de pedido, y del comportamiento de la demanda. Para el caso del comportamiento de demanda final del cliente, esta es creada por procesos de demanda que siguen un comportamiento AR(P) (Luong, 2007), (Hussain et al., 2012), (Shaban et al., 2020), en otros casos la demanda fue creada a partir de ARMA(P, Q) (Hsiao & Shieh, 2006), (Duc et al., 2008b), (Bandyopadhyay & Bhattacharya, 2013); y finalmente modelos un poco más complejos como modelos autorregresivos con ARIMA (P,D,Q) (Lin & Lin, 2006).

Dentro de las conclusiones generadas por los investigadores, algunos concluyeron que no basta con disminuir el tiempo de entrega de la mercancía, es necesario mejorar el pronóstico para reducir el efecto látigo (J. Ma & Ma, 2013), o

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

hacerlo de manera simultánea (Chaharsooghi & Sadeghi, 2009). Algunos indican que el pronóstico de la demanda del cliente debe ser compartida para tener mejores datos y ajustar los modelos de pronósticos (Barlas & Gunduz, 2011), o que es inevitable hacer un pronóstico y eliminar o disminuir el efecto látigo, así como otras ineficiencias de la cadena de suministro (Dejonckheere et al., 2003), (Sun & Ren, 2005).

Los investigadores proponen para futuras investigaciones diseñar diferentes procesos de demanda que no se ajusten a los definidos por ARMA, ARIMA, AR o MA, dado que estos han estado usados en varias investigaciones, y sería interesante conocer cómo se genera el efecto látigo en otro tipo de comportamientos de demanda. De otro lado, se proponen utilizar nuevas técnicas y metodologías de pronóstico como redes neuronales y el algoritmo de Facebook Prophet entre otros.

En conclusión, podemos decir que existen algunas técnicas que han sido estudiadas más que otras al momento de mitigar o reducir el efecto látigo en la cadena de suministros. Estas técnicas de pronóstico utilizadas para mitigar el efecto látigo, llevan consigo unas causas asociadas, que representan la razón por la cual utilizan técnicas de pronóstico para mitigar este fenómeno. La Tabla 6 nos permite visualizar las causas asociadas al efecto látigo, y las técnicas de previsión de demanda utilizadas por los investigadores para abordar el problema.

Tabla 6. Técnicas de previsión vs causas efecto látigo. Fuente: Elaboración propia

Causas BWE	Técnicas de previsión						
	Series Autorregresivas	Series de tiempo	Box jenkins, redes neuronales	Holt and Brown	GARCH	Fuzzy time series	Simulation
O-1	(J. Ma et al., 2018; X. L. Zhang, 2004)(Duc et al., 2008a)(Cho & Lee, 2012)(Duc et al., 2008b)	(Alizadeh, 2012; Buchmeister et al., 2013; A. Chen & Blue, 2010; Chiang et al., 2016; J. Ma & Ma, 2013; Najafi & Farahani, 2014; Udenio et al., 2023)(Silitonga & Jelly, 2018)	(De La Fuente & Lozano, 2007)		(Datta et al., 2007b)		(Barlas & Gunduz, 2011) (Rottenegger et al., 2023)
O-2	(Luong, 2007)(Lin & Lin, 2006)	(Shaban et al., 2020)			(Datta et al., 2007b)		
O-3	(Taylor & Fearne, 2009)						(Jain et al., 2021)
O-5	(Cho & Lee, 2012; Duc et al., 2008a; Luong, 2007; J. Ma et al., 2018)(Duc et al., 2008b)	(Chaharsooghi & Sadeghi, 2009; Hussain et al., 2012; J. Ma & Ma, 2013)					
O-6	(Bandyopadhyay & Bhattacharya, 2013; Novianti et al., 2022)	(Coppini et al., 2010; Hussain et al., 2012)		(Wright & Yuan, 2008)			
O-7		(Dejonckheere et al., 2003)					

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

O-9	(Taylor & Fearn, 2009)(Hsiao & Shieh, 2006)	(Buchmeister et al., 2013; Sun & Ren, 2005)	(De La Fuente & Lozano, 2007)				(Barlas & Gunduz, 2011)
O-13		(Chaharsooghi & Sadeghi, 2009)					(Kleijnen & Smits, 2003)
O-14						(Chan et al., 2015)	
O-16	(Taylor & Fearn, 2009)						

Al revisar el cruce de técnicas de pronóstico utilizadas, y las causas del efecto látigo estudiadas se pueden resumir ciertos aspectos: en primer lugar, las dos técnicas de pronóstico más utilizadas (series autorregresivas y series de tiempo) basan su estudio en la actualización de la demanda como su causa principal del efecto látigo. Las siguientes causas del efecto látigo que mayormente basan los estudios de previsión de demanda son el tiempo de entrega, la política de inventario y la falta de sincronización entre los actores de la cadena de suministro. Finalmente, es necesario destacar que ninguna de las técnicas de previsión tiene en cuenta las causas del efecto látigo de comportamiento (miedo a quedarse sin inventario, falta de entrenamiento y negligencia en la toma de decisiones); y algunas causas operacionales como el juego de faltantes, inapropiados sistemas de control, errónea percepción de la retroalimentación, falta de una visión de optimización global, cantidad de intermediarios en la cadena y la capacidad instalada

Teniendo presente el estado del arte, este hallazgo nos permite identificar que la actualización de la demanda no solo es la causa del efecto látigo con mayores publicaciones, sino que también se asocia a la principal causa utilizada para realizar

un modelo de previsión demanda para mitigar el efecto látigo en una cadena de suministros. Con el fin de definir las causas del efecto látigo y los factores de calidad que tendremos en cuenta para nuestra investigación, en el siguiente apartado realizaremos un comparativo con respecto a las técnicas de previsión de demanda asociada a estas dos dimensiones.

3.3. Técnicas de previsión de demanda asociadas a los factores de calidad y las causas del efecto látigo

Los productos perecederos tienen características que los hacen diferentes a los productos durables tradicionales. Estas características están relacionadas con el ciclo de vida de los productos (Moazzam et al., 2019), las condiciones especiales en las cuales debe almacenarse o transportarse (Y. Zhang et al., 2017), la estacionalidad en la producción de algunos de ellos, como por ejemplo las frutas y verduras; y la disponibilidad o inventario en algunas zonas (Nakandala et al., 2017), dado que, por las condiciones climáticas y meteorológicas no es posible disponer de algunos de estos productos. Por estas condiciones, es necesario prestar más atención a la cadena de suministro de este tipo de productos, por cuánto las herramientas y técnicas para mejorar el desempeño de la cadena debe tener presente estas variables, dada su particularidad e impacto de la cadena de suministro.

De acuerdo con el resumen de la Tabla 6, existen varias técnicas de pronóstico que se han utilizado para eliminar o reducir el efecto látigo en la cadena de suministros. Dentro de las más utilizadas podemos encontrar los modelos autorregresivos (X. L. Zhang, 2004) (Duc et al., 2008a) (Novianti et al., 2022), los modelos tradicionales como media móvil y suavización exponencial (Udenio et al., 2023) (Chaharsooghi & Sadeghi, 2009) (Hussain et al., 2012) , en menos uso para la

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

investigación de este fenómeno tenemos el modelo de GARCH (Datta et al., 2007a), box jenkins (De La Fuente & Lozano, 2007) y fuzzy time series (Chan et al., 2015). En algunos de estos estudios, el comportamiento de la demanda de estos productos fue generada a través funciones que siguen comportamientos estacionales, de tendencia o auto correlacionados con ventas de períodos anteriores. Sin embargo, también se tienen productos perecederos como la sal (tiempos elevados de vencimiento), comida recién preparada, queso y mantequilla, y carne.

En el caso del efecto látigo también se presentan otros impactos en la cadena de suministros de productos perecederos: la pérdida y desperdicio de alimentos. También, se conoce que este comportamiento no se presenta de la misma forma a lo largo de la cadena de suministro, ni tampoco en todos los países. Para el caso de países con niveles altos de ingresos, la pérdida de alimentos se presenta mayoritariamente al final de la cadena de suministros, es decir en la distribución, retail, y consumo en hogares; mientras que en países con bajos ingresos los alimentos se pierden en las primeras etapas de la cadena, es decir durante la producción, cosecha y almacenamiento de los alimentos (FAO, 2019).

El efecto látigo está presente dentro de los productos perecederos, y su medición puede verse evidente de dos maneras: el exceso de inventario aguas arriba de la cadena de suministros (Giro et al., 2011) (Novitasari & Damayanti, 2018) (Raju et al., 2013) o un excesivo nivel de desperdicio de producto (Rottenegger et al., 2023). Las técnicas de pronósticos que se utilicen para reducir o eliminar el efecto látigo en la cadena de suministros, deben tener presente variables que involucren las etapas de la cadena de suministros, el comportamiento de la demanda y la posible pérdida y desperdicio de alimentos.

*Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de
percederos*

El miedo a la pérdida y desperdicio de alimentos es una sensación que viven a diario los gerentes de cadena de suministros de este tipo de productos. Cada día que transcurre sin que el producto sea entregado al cliente, es un día más que corre el riesgo de ser desperdiciado. Esta condición del producto exige a los responsables de estas cadenas de suministros tomar decisiones al respecto, las cuales en algunos casos terminan incrementando el efecto látigo (Hamiche et al., 2019). Sin embargo, este miedo a perder el producto no se debe únicamente al reducido ciclo de vida del producto, sino también a cambios en la demanda, lo que obliga a perder el producto (Caniato et al., 2005). Esta incertidumbre inducida a partir del riesgo de pérdida del producto y cambios en la demanda crea ineficiencias en la operación, por lo cual los actores de la cadena de suministros deben sufrir el impacto del efecto látigo (Dellino et al., 2018).

En algunos casos las decisiones de los responsables de las cadenas de suministros de productos percederos están orientadas hacia disminuir las pérdidas económicas de las empresas. Debido al rápido deterioro del producto, los gerentes optan por realizar promociones que les permita vender su inventario (Taylor & Fearne, 2009), lo que ocasiona variabilidad de la demanda aguas arriba de la cadena de suministro, posiblemente en el incremento del efecto látigo. A partir de aquí, se hace necesario conocer el comportamiento de la demanda, las causas por las cuales ocurre la variabilidad de la demanda y buscar agruparlos de acuerdo con las técnicas de pronóstico que mejor resulten en cada caso (Caniato et al., 2005).

Las decisiones que toman los responsables de las cadenas de suministros tienen presente el costo de la operación, el nivel de servicio y la eficiencia (Novianti et al., 2022). En muchos casos se analiza las ventas perdidas por la falta de inventario, la pérdida del cliente por cuanto ya no volverá al punto de venta por no contar con el

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

producto requerido, y la pérdida ocasionada por el deterioro del producto. Este costo crea incertidumbre en la operación, por lo cual es necesario disminuir este tipo de comportamiento, por lo tanto, aplicar alguna técnica de pronóstico podría ayudar a mitigar este riesgo (Dellino et al., 2018).

Es necesario realizar pronósticos para evitar que se presente o incremente el efecto látigo en la cadena de suministros; si en algún momento se deja de hacer, las ineficiencias de la cadena se empezaran a evidenciar, por tanto, si existen fallas en la técnica de pronóstico el efecto látigo empezará a incrementarse (Jain et al., 2021). De otro lado, es necesario contar con datos históricos que permitan realizar modelos de pronósticos, es posible que la demanda del producto guarde relación con comportamientos de demanda anteriores, y deba ser necesario crear modelos más robustos (Chaharsooghi & Sadeghi, 2009)

Estas técnicas de pronóstico utilizadas para disminuir el efecto látigo en la cadena de suministros de perecederos, guardan relación con las causas que generan este comportamiento. Así mismo, los factores de calidad de este tipo de productos son tenidos en cuenta para analizar este comportamiento, y abordar de una mejor forma su solución. En la Tabla 7 se muestra el resultado de este análisis y las oportunidades de investigación que aún están pendientes en el horizonte de esta problemática.

Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de perecederos

Tabla 7. Comparativo causas efecto látigo – técnicas de previsión y factores de calidad.

Fuente: Elaboración propia

Técnicas previsión utilizadas	Causas del efecto látigo						Factores calidad perecederos
	Actualización demanda	Variación precios	Tiempo entrega	Procesos compañía	Presión cumplimiento ventas	Falta sincronización	
ARIMA					(Taylor & Fearne, 2009)	(Taylor & Fearne, 2009)	Relacionamiento PSC1 Calidad tecnología información PSC9
Media móvil			(Chaharsoo ghi & Sadeghi, 2009)	(Chaharsoo ghi & Sadeghi, 2009)			Calidad tecnología información PSC9 Calidad logística PSC7
	(Silitonga & Jelly, 2018)						Relacionamiento PSC1
Simulation	(Rottenegger et al., 2023)	(Jain et al., 2021)					Calidad tecnología información PSC9 Seguridad del producto PSC6

Luego de comparar las técnicas de previsión de demanda utilizadas para disminuir el efecto látigo en cadenas de suministros de productos perecederos, junto con las causas del efecto látigo y los factores de calidad asociados, se evidencia una limitada cantidad de técnicas de previsión utilizadas para disminuir el efecto látigo en este tipo de cadenas de suministros. Igualmente, se han estudiado pocas causas del efecto látigo asociados a estas técnicas, así como pocos factores de calidad de perecederos. Nuestra investigación busca aportar mayores técnicas de previsión de demanda que disminuyan en efecto látigo en este tipo de cadenas de suministros, así como explorar otras causas del efecto látigo como el nivel de deterioro del producto (variable importante para definir el desperdicio del producto), y la política

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

de reabastecimiento, fundamental en países no desarrollados dada las limitaciones de proveedores y condiciones económicas.

Así mismo, buscamos asociar estas técnicas de previsión de demanda con los factores de calidad estudiados hasta el momento como la seguridad del producto (asociado con la causa del efecto látigo: deterioro del producto), calidad logística (asociado con la causa del efecto látigo: tiempo de entrega y política de reabastecimiento), y calidad de tecnología de información (asociado con la causa del efecto látigo: actualización de la demanda)

3.4. Aplicación de modelos estadísticos y técnicas de inteligencia artificial en la previsión de demanda de productos perecederos

Cómo vimos en el apartado anterior, la previsión de demanda se ha utilizada para mitigar el efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos. Este capítulo se enfoca en la aplicación de modelos estadísticos y algoritmos de inteligencia artificial. Específicamente, se exploran las capacidades predictivas de modelos como Prophet, para capturar tendencias estacionales y efectos de feriados; SARIMA, por su eficacia en modelar series temporales con estacionalidad y autocorrelación; y métodos de aprendizaje automático como regresión lineal, gradient boosting, árboles de decisión, bosques aleatorios y algoritmos de deep learning, destacando su potencial en el manejo de características no lineales y la capacidad de aprender de grandes conjuntos de datos

3.4.1. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average SARIMA

La técnica SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) representa un método estadístico avanzado para el análisis y la previsión de series temporales, especialmente útil en datos con patrones estacionales. Extiende el modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) al incorporar componentes estacionales, mejorando la precisión en series con periodicidad clara.

Elementos Principales

- Autoregresión (AR): La correlación de una variable con sus propios valores pasados.
- Diferenciación (I): La transformación de la serie para asegurar estacionariedad.
- Media Móvil (MA): La dependencia entre una observación y un residuo de un modelo de media móvil aplicado a observaciones rezagadas.
- Componentes Estacionales: Los términos ARIMA aplicados a las componentes estacionales de la serie.

Ventajas

- Modelado Estacional Riguroso: Capacidad para modelar con precisión series temporales con patrones estacionales claros.
- Flexibilidad Metodológica: Los parámetros de SARIMA pueden ser meticulosamente ajustados para adaptarse a las especificidades de la serie temporal en estudio.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Debilidades

- Selección de Parámetros: La selección de los órdenes p , d , q y sus equivalentes estacionales puede ser un proceso complejo y tedioso.
- Datos No Estacionales: Para series temporales sin patrones estacionales claros, SARIMA puede no ser la herramienta más eficaz

Análisis en productos perecederos

SARIMA es efectivo en predecir la demanda de productos perecederos, cuya demanda fluctúa según factores estacionales, como festividades o cambios climáticos. Esto es crucial para una gestión eficiente del inventario, evitando excesos o escasez.

3.4.2. Facebook Prophet

Facebook Prophet es una herramienta de previsión de series temporales desarrollada por Facebook, diseñada para ser accesible pero potente, destinada a analistas y no solo a expertos en modelos de series temporales. Esta herramienta se destaca por su capacidad de manejar con facilidad datos con tendencias no lineales, múltiples estacionalidades, y eventos especiales, todo ello manteniendo una interfaz de usuario intuitiva y fácil de implementar.

Elementos Principales

- Tendencia: Prophet utiliza una función de crecimiento logístico para modelar la tendencia no lineal de los datos que se satura en un límite superior.
- Estacionalidad: Modela la estacionalidad como componentes aditivos que son flexibles y pueden cambiar de un año a otro.

*Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de
percederos*

- Días festivos y eventos: Permite incorporar efectos irregulares que ocurren en días festivos o debido a eventos especiales.

Ventajas

- Facilidad de Uso: Prophet es diseñado para ser accesible, con pocos parámetros ajustables y un enfoque intuitivo para modelar series temporales.
- Adaptabilidad: Se adapta bien a los cambios en las tendencias y es robusto ante los valores atípicos, lo cual es esencial para productos con demandas fluctuantes.

Debilidades

- Modelado Multivariante: Aunque Prophet puede incorporar días festivos y eventos especiales, puede tener limitaciones en la incorporación y modelado de múltiples series de predictores simultáneamente.
- Complejidad del Modelo: Para usuarios que buscan un control total y comprensión detallada del modelo subyacente, Prophet puede parecer una "caja negra".

Análisis en productos percederos

Prophet proporciona herramientas para interpretar los resultados, permitiendo a los usuarios visualizar los componentes de la serie temporal y ajustar manualmente los hiperparámetros para afinar las predicciones. Esto es particularmente útil para entender el impacto de eventos específicos o para incorporar conocimientos de dominio en el modelo. En el contexto de productos percederos, el ajuste fino de los componentes del modelo es crucial. Los patrones de consumo de estos productos

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

pueden cambiar rápidamente en respuesta a eventos externos, y Prophet ofrece la flexibilidad para ajustar el modelo a estas dinámicas. La visualización de componentes individuales ayuda a entender cómo eventos específicos afectan la demanda y permite a los analistas incorporar conocimientos del dominio para mejorar la precisión de las predicciones.

3.4.3. Modelos de aprendizaje supervisado de machine learning

Los modelos de machine learning también se utilizan como algoritmos para predecir series temporales. Dentro de los modelos de machine learning existen dos categorías, i) modelos de aprendizaje supervisado, y ii) modelos de aprendizaje no supervisado. Los algoritmos de series de tiempo se han desarrollado gracias a los modelos de aprendizaje supervisado, los cuales a su vez se dividen en dos categorías: a) modelos de clasificación, b) modelos de regresión. En los modelos de clasificación, el objetivo es predecir en cual clase o nivel pertenece una observación. Para el caso de los modelos de regresión el objetivo es predecir una variable continua. En este punto hemos decidido utilizar los algoritmos de clasificación: Random forest, Gradient boosting, Tree regressor, con el fin de ampliar las opciones de pronóstico que busquen disminuir el efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos; además son algoritmos que no se han utilizado para predecir la demanda en este tipo de cadenas de suministro. Igualmente, utilizaremos un modelo de regresión lineal como un algoritmo adicional de machine learning.

3.4.3.1 *Random forest regressor*

El Random Forest Regressor es una técnica avanzada de aprendizaje automático que combina múltiples árboles de decisión para generar predicciones más precisas y

*Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de
percepciones*

robustas. Este método es particularmente eficaz para tratar con la varianza y el sesgo, problemas comunes en modelos de árboles de decisión individuales.

Elementos Principales

- Árboles de Decisión: Construcciones lógicas que segmentan los datos en nodos basados en decisiones para llegar a una predicción.
- Bagging (Bootstrap Aggregating): Técnica de ensamble que mejora la estabilidad y precisión de los algoritmos de machine learning.
- Selección Aleatoria de Características: Cada árbol en un Random Forest se construye utilizando un subconjunto aleatorio de características, lo que aumenta la diversidad entre los árboles y contribuye a la robustez del modelo.

Ventajas

- Robustez y Generalización: Random Forest maneja bien el sobreajuste, lo que lo hace robusto y generalizable a nuevos datos.
- Manejo de Diversas Características: Capaz de procesar eficientemente conjuntos de datos con un gran número de variables sin necesidad de selección manual.

Debilidades

- Interpretabilidad: Aunque los árboles individuales son interpretables, un ensamble de muchos árboles puede ser difícil de interpretar y entender completamente.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- Complejidad Computacional: El entrenamiento de múltiples árboles puede ser computacionalmente demandante, especialmente con grandes conjuntos de datos

Análisis en productos perecederos

En el contexto de productos perecederos, como alimentos o flores, donde la demanda puede fluctuar según factores como la temporada, festividades o tendencias del mercado, el Random Forest es particularmente útil. Su capacidad para manejar una gran cantidad de características y su robustez frente a datos ruidosos o incompletos lo hacen ideal para predecir la demanda. Al integrar datos históricos de ventas, información estacional y factores de mercado, Random Forest puede proporcionar predicciones precisas que son cruciales para la planificación del inventario y la gestión de la cadena de suministro.

3.4.3.2 Gradient boosting regressor

El Gradient Boosting Regressor es un método de aprendizaje automático que construye un modelo predictivo en forma de un conjunto de modelos más simples, generalmente árboles de decisión. La técnica implica tres componentes principales: un conjunto de aprendices débiles (usualmente árboles de regresión), una función de pérdida y un método para minimizar esta función.

Elementos Principales

- Árboles de Decisión: Utilizados como los predictores base en el ensamble.
- Optimización de Gradiente: Utiliza el gradiente de la función de pérdida para determinar cómo modificar los árboles para mejorar las predicciones.

Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de percederos

- Tasa de Aprendizaje: Controla el grado en que cada árbol influye en la predicción final.

Ventajas

- Alto Rendimiento: Con frecuencia, Gradient Boosting proporciona predicciones altamente precisas y es considerado uno de los algoritmos más eficaces para tareas de regresión y clasificación.
- Manejo de Diversas Características: Puede manejar diferentes tipos de datos y relaciones complejas entre características.

Debilidades

- Sobreajuste: Aunque es muy eficaz, sin una cuidadosa configuración de parámetros y validación cruzada, el modelo puede sobreajustarse.
- Coste Computacional: El proceso secuencial de construcción de árboles puede ser intensivo en tiempo y recursos, especialmente con conjuntos de datos grandes.

Análisis en Productos Perecederos:

El Gradient Boosting es particularmente útil en la predicción de la demanda de productos perecederos debido a su capacidad para manejar diversas formas de relaciones no lineales y de alta dimensión en los datos. Los productos perecederos a menudo exhiben patrones de demanda complejos influenciados por múltiples factores como las condiciones meteorológicas, tendencias de consumo y promociones. El Gradient Boosting, con su enfoque iterativo y su capacidad para capturar interacciones complejas entre características, puede modelar con eficacia estas relaciones dinámicas y proporcionar predicciones precisas. Además, su

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

capacidad para manejar diferentes tipos de datos y su robustez frente a las características irrelevantes lo hacen ideal para este tipo de aplicaciones.

3.4.3.3 Tree regressor

El "Tree Regressor", o regresor basado en árboles de decisión, es una técnica de aprendizaje automático que utiliza la estructura de un árbol para tomar decisiones basadas en los datos. Este enfoque es especialmente útil en escenarios donde las relaciones entre los datos no son lineales o son complejas.

Elementos Principales

- **Nodos de Decisión:** Puntos donde los datos se dividen según algún criterio.
- **Hojas o Nodos Terminales:** Nodos finales del árbol que representan el valor de predicción basado en el promedio de los valores en esa región.
- **Estrategia de División:** El método utilizado para dividir los datos en cada nodo, generalmente basado en minimizar la suma de los cuadrados de los residuos.

Ventajas

- **Simplicidad y Visualización:** Fácil de entender y visualizar, lo que ayuda a interpretar cómo el modelo llega a sus predicciones.
- **Flexibilidad:** Puede modelar relaciones no lineales sin necesidad de transformaciones complejas de los datos.

Debilidades

- **Sobreajuste:** Los árboles de regresión pueden ajustarse fácilmente a los datos de entrenamiento, lo que reduce su capacidad de generalizar a datos no vistos.
- **Sensibilidad a los Datos:** Pequeñas variaciones en los datos de entrenamiento pueden resultar en árboles significativamente diferentes, lo que afecta la consistencia del modelo

Análisis en Productos Perecederos

Los árboles de decisión son útiles para predecir la demanda de productos perecederos debido a su capacidad para modelar relaciones complejas y no lineales. Son capaces de capturar patrones estacionales, efectos de eventos especiales y pueden manejar múltiples factores influenciadores, como el clima y las promociones. Una selección cuidadosa de características y un ajuste adecuado de los parámetros del árbol son cruciales para lograr predicciones precisas y evitar el sobreajuste.

3.4.3.4 Regresión lineal

El "Linear Regressor", o regresor lineal, es una técnica fundamental en el campo del análisis estadístico y el aprendizaje automático, utilizada para modelar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. Esta técnica asume que existe una relación lineal entre las variables.

Elementos Principales

- **Coefficientes de Regresión:** Representan el cambio esperado en la variable dependiente para un cambio unitario en la variable independiente.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- Término de Intercepción: El valor esperado de la variable dependiente cuando todas las variables independientes son cero.

Ventajas

- Simplicidad y Eficiencia: Rápido de implementar y fácil de interpretar, lo que lo hace accesible para una amplia gama de usuarios.
- Fundamento Estadístico Sólido: Proporciona medidas claras de significancia, confianza y ajuste del modelo.

Debilidades

- Limitaciones en la Relación Lineal: Solo puede capturar relaciones lineales, lo que puede ser restrictivo para datos con relaciones más complejas.
- Sensibilidad a Outliers: Los valores atípicos pueden tener un impacto significativo en la línea de regresión, distorsionando las predicciones.

Análisis en Productos Perecederos

La regresión lineal puede ser efectiva en la predicción de la demanda de productos perecederos. Factores como la temperatura, tendencias estacionales y actividades promocionales pueden ser incluidos como variables independientes. El modelo ayuda a entender cómo cada factor influye en la demanda, permitiendo ajustes en inventario y estrategias de marketing. La simplicidad y la claridad interpretativa de la regresión lineal la hacen una herramienta valiosa para situaciones donde la relación entre la demanda y los factores influenciadores es aproximadamente lineal.

3.4.4. Modelo Deep Learning

El "Deep Learning" es una técnica avanzada dentro del campo del aprendizaje automático, que utiliza redes neuronales con múltiples capas para modelar relaciones complejas en los datos. Esta técnica ha ganado popularidad por su capacidad para manejar grandes cantidades de datos y descubrir patrones intrincados, inaccesibles para métodos más tradicionales.

Elementos Principales

- Capas Ocultas: Múltiples capas entre la entrada y la salida que permiten al modelo aprender características complejas.
- Neuronas: Unidades de cálculo que aplican funciones de activación a sus entradas y pasan el resultado a la siguiente capa.
- Funciones de Activación: Funciones no lineales aplicadas a la entrada de una neurona para determinar su salida.

Ventajas

- Capacidad para Modelar Complejidades: Puede aprender y modelar relaciones complejas y no lineales en los datos, lo que es especialmente valioso para patrones de demanda irregulares.
- Flexibilidad en la Estructura del Modelo: Permite una amplia gama de arquitecturas y personalizaciones para adaptarse a las necesidades específicas de la previsión.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Debilidades

- Interpretación de Modelos: Las redes neuronales profundas pueden ser difíciles de interpretar, lo que plantea desafíos para comprender completamente cómo se hacen las predicciones.
- Requisitos de Datos y Computacionales: Generalmente requieren grandes conjuntos de datos y recursos computacionales significativos para entrenar eficazmente

Análisis en Productos Perecederos

En el contexto de la predicción de demanda de productos perecederos, el deep learning ofrece varias ventajas. Su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y capturar relaciones no lineales y complejas lo hace adecuado para modelar patrones de demanda que son influenciados por una multitud de factores interrelacionados. Por ejemplo, una red neuronal profunda puede analizar datos históricos de ventas, información meteorológica, tendencias de consumo y actividades promocionales, proporcionando una predicción precisa de la demanda futura. La habilidad para aprender de los datos sin la necesidad de especificar explícitamente todas las relaciones subyacentes permite a las redes neuronales profundas adaptarse y mejorar continuamente a medida que se disponga de nuevos datos.

3.5. Conclusiones del capítulo

Este capítulo ha explorado técnicas de previsión de demanda que, si bien no son nuevas en la literatura en general, tienen un enfoque novedoso en cuanto a su aplicación para mitigar el efecto látigo en la cadena de suministro de productos perecederos. En el caso de las técnicas Prophet y SARIMA son fuertes al momento

*Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de
percederos*

de modelar estacionalidades y tendencias, aspectos cruciales en la demanda de productos percederos que pueden verse afectados por cambios estacionales, festividades y eventos especiales.

Por otro lado, métodos basados en machine learning como Random Forest, Tree Regressor y Gradient Boosting ofrecen una robusta capacidad para manejar relaciones complejas y no lineales. Estas características son particularmente valiosas en entornos donde la demanda de productos percederos puede estar influenciada por una amplia gama de factores interconectados. En este caso se debe evitar el sobreajuste y asegurar la generalización del modelo.

La regresión lineal, ofrece una perspectiva simplificada que puede ser útil para identificar tendencias generales, pero su aplicabilidad se ve limitada por la complejidad y la naturaleza dinámica de la demanda de productos percederos. Por otro lado, el deep learning puede ser utilizado para capturar patrones complejos y dependencias a largo plazo, sin embargo estamos condicionados por la disponibilidad de grandes volúmenes de datos y los recursos computacionales que podamos gestionar

Al momento de articular las técnicas de previsión con los factores de calidad de una cadena de percederos y las causas del efecto látigo, encontramos que en nuestro caso los factores seguridad del producto PSC6 y calidad tecnología de información PSC9 son elementos que influyen en la técnica de previsión de demanda a utilizar, ya que la calidad de la información está asociada al error de pronóstico, mientras que la seguridad del producto se asocia a la ampliación de la demanda causada por la pérdida y deterioro del producto.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

De otro lado, las causas del efecto látigo que podrían impactar la veracidad de la técnica de previsión de demanda son: la actualización de demanda O1, ya que cada técnica de previsión ofrece diferentes medidas de desempeño que impactan el efecto látigo; y el nivel de deterioro del producto N1, dado que un mayor deterioro del producto genera cambios en la demanda que requieren ajustes en las técnicas de previsión.

En el próximo capítulo, se procederá a aplicar estas técnicas de previsión de demanda a los datos de un producto perecedero como el banano, para que en un posterior análisis, se pueda determinar su capacidad de mitigar el efecto látigo en la cadena de suministro. A través de la evaluación visual y estadísticas de éstos métodos, se determinará cuál de ellos proporciona el mayor nivel de precisión y, en última instancia, cuál se adapta mejor a las características de la demanda del banano.

*Capítulo 3: Modelos de previsión de demanda asociados al efecto látigo en cadenas de
percederos*

4. Datos y previsión de demanda

En esta parte de la investigación queremos continuar con la evaluación y análisis de las técnicas de previsión de demanda establecidas en el capítulo anterior. Con el fin de definir cuál de las técnicas se comporta mejor frente a la previsión de demanda de un producto perecedero, seguiremos la metodología establecida por (Atwan, 2022) el cual nos propone una serie de pasos que son necesarios para seleccionar una técnica de previsión. Sin embargo, hemos querido hacer algunos ajustes a la metodología con base en nuestro tipo de producto, y de acuerdo con la aplicación en una cadena de suministros de productos perecederos.

Establecer la metodología para la previsión de demanda servirá como marco para comparar el desempeño de dos modelos de previsión, un modelo general para productos perecederos, y otro que involucra el desperdicio en el eslabón final de la cadena, en este caso el retail.

Estos dos modelos de previsión de demanda se proponen con el fin de conocer su posterior impacto en una cadena de suministros de productos perecederos. Tal como se menciona en el capítulo anterior, los resultados de la previsión de demanda se analizarán a la luz de las siguientes causas del efecto látigo: actualización de la

demanda, desperdicio de producto y tiempo de reabastecimiento y de entrega; y los factores de calidad de productos perecederos: calidad de la información, seguridad del producto y calidad logística.

4.1. Metodología previsión de demanda

La propuesta de (Atwan, 2022) es empezar conociendo el objetivo de la previsión de demanda, queremos conocer por tanto cuál debe ser el modelo de previsión de demanda que mejor se ajusta una cadena de suministros de productos perecederos, que disminuya el efecto látigo y el desperdicio.

Representación	Descripción	Detalle	Capítulo(s)
	Recolección de datos	Fuente de datos, acceso y periodicidad	IV
	Análisis exploratorio de datos	Limpieza de datos, patrones, tendencias, causas que afectan la previsión	IV
	Aplicación modelos de previsión	Diseño modelo de previsión que capture comportamiento de la demanda	IV
	Resultados y selección del modelo	Error de pronóstico y consistencia a lo largo del tiempo	IV
	Implementación en una cadena de suministros de perecederos	Cadena del banano	V – VI – VII

Figura 3. Metodología previsión de demanda

4.1.1. Recolección de datos

En ésta primer parte de la metodología se hace necesario establecer cómo se van a capturar los datos. Para nuestra investigación es necesario identificar cual es la fuente de datos de demanda de productos perecederos. En este proceso se debe tener presente el tipo de producto, el acceso a los datos, la periodicidad y la vigencia de los datos.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

4.1.2. Análisis exploratorio y preparación de los datos

Esta parte se empieza con la exploración de los datos, se realiza una limpieza y completitud de los datos de ser necesario antes de pasar a conocer más sobre su comportamiento. El objetivo de este paso es conocer los patrones, tendencias y estacionalidades de los datos, ya que a partir de allí se pueden modelar las variables que harán parte del modelo de previsión de demanda. Para nuestra investigación es necesario agregar los elementos causales de la previsión, tales como deterioro del producto y tiempos de entrega, que podrían llegar a afectar el desempeño de la cadena de suministros de perecederos. En esta parte también es necesario realizar las validaciones estadísticas de estacionariedad y de autocorrelación, las cuales permitirán respaldar el modelo desarrollado.

4.1.3. Aplicación de los modelos de previsión de demanda

Aquí se busca aplicar los modelos de previsión de demanda que por sus características puedan tener mejores resultados frente a los productos perecederos. El objetivo por tanto es definir aquellos modelos que pueden capturar de una mejor manera la variabilidad de la demanda, y así puedan ser utilizados en una cadena de suministros de productos perecederos.

4.1.4. Resultados y selección del modelo de previsión de demanda

En esta parte de la metodología se analizan los errores de pronóstico con el fin de comprobar que el modelo es consistente a lo largo del tiempo. Aquí vamos definiendo el mejor modelo de previsión de demanda que se ajuste a los productos perecederos, y definimos las particularidades que se deben tener presente cuando realizamos este proceso para un producto perecedero en particular.

4.1.5. Implementación del modelo de previsión en una cadena de suministro de producto perecedero

En ésta última etapa del proceso implementamos el modelo de previsión en dos escenarios. El primero será en una cadena de suministros de productos perecederos, y en otra cadena de suministros con desperdicio de producto. Para nuestra investigación, ésta última etapa la veremos reflejada en los siguientes capítulos, ya que analizaremos el desempeño de estos modelos de previsión, junto con otros resultados como son el efecto látigo y el inventario.

4.2. Modelo de previsión de demanda para productos perecederos

Nuestro modelo de previsión de demanda para productos perecederos servirá como punto de referencia para compararlo con un producto perecedero en particular. Hemos escogido un producto perecedero como lo es el banano, que para el caso colombiano representa uno de los mayores productos de exportación, ubicándose como el quinto mayor exportador de banano en el mundo con más de 2 millones de toneladas de banano exportados en 2021 (FAO, 2021). Éste primer modelo de previsión servirá como base para comparar el desempeño del otro modelo de previsión de demanda, el cual involucra variables como el nivel de deterioro del banano.

4.2.1. Recolección de los datos

Para la recolección de datos de la demanda del banano es necesario aplicar la ecuación de demanda, ya que solo tenemos disponibles los precios del banano con una periodicidad diaria. Los datos de precios los obtenemos del Sistema de

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Información de Precios del Sector Agropecuario SISPA para Colombia. Con el fin de diseñar una ecuación de demanda, seguimos a (H. Huang et al., 2018), el cual establece en su modelo EOQ para deterioro de productos, la siguiente función de demanda:

Ecuación 1

$$D(p) = b - ap$$

Donde b es el potencial de mercado para cada retail, y a es un parámetro de sensibilidad del precio. Con el fin de conocer el potencial de mercado, tomamos como ejemplo la ciudad de Bucaramanga – Colombia, la quinta ciudad más poblada de Colombia con una población de 1'1 millón de habitantes, y un consumo promedio de 80 gramos de banano por día por habitante (Anexo 1)

El resultado de aplicar la Ecuación 1 de demanda con base en los precios del banano¹, obtenemos el siguiente comportamiento de demanda

¹ Página web: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/agropecuario/sistema-de-informacion-de-precios-sipsa>

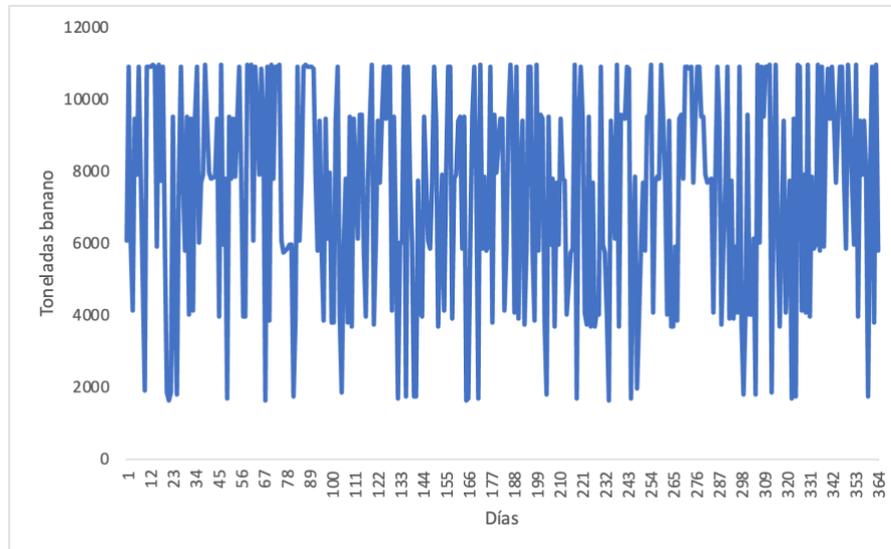


Figura 4. Demanda total del banano

4.2.2. Análisis exploratorio y preparación de los datos

Luego de hacer el proceso de recolección de datos, procedemos a realizar un análisis exploratorio de los datos. La metodología nos indica que debemos identificar patrones de tendencia y estacionalidad, así como hacer pruebas estadísticas de estacionariedad y autocorrelación.

La Tabla 8 muestra un resumen estadístico de los datos de demanda, el cual tomaremos como punto de partida para hacer el análisis exploratorio de los datos.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Tabla 8. Resumen estadístico demanda banano. Fuente: Elaboración propia

Medidas estadísticas	Toneladas diarias
Media	7.413
Mediana	7.788
Desviación estándar	2.906,743
Rango	9.300
Demanda mínima	1.644
Demanda máxima	10.944
Demanda Total	2.698.413

Las series de tiempo incluyen observaciones que son grabadas en cada espacio de tiempo. Cada serie de tiempo puede ser descrita por componentes como la tendencia, estacionalidad y ciclicidad. La tendencia se refiere a una visión general de los datos hacia arriba o hacia abajo. La ciclicidad ocurre cuando se repite un patrón en el comportamiento de la serie, pero no existe un período fijo. Finalmente, la estacionalidad se puede definir como fluctuaciones periódicas en una serie de tiempo, tal es el caso de las compras de Halloween o el día de las madres.

Para lograr entender los componentes de una serie de tiempo debemos recurrir a una descomposición de esta. En este caso aplicamos la descomposición *additive* ya que la serie no presenta variaciones estacionales a lo largo del tiempo. El modelo de descomposición *additive* se construye por la adición de tres componentes:

Ecuación 2

$$y_t = T_t + S_t + R_t$$

Donde T_t representa la tendencia de la serie, S_t la estacionalidad y R_t los residuos. La Figura 4 muestra los datos originales de la serie y los componentes de esta.

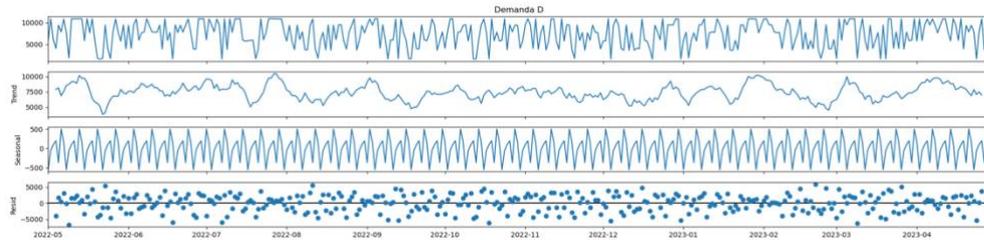


Figura 5. Descomposición serie de tiempo – Demanda banana. Fuente: Elaboración propia

La gráfica de Trend indica si los datos de la serie tienen alguna tendencia hacia arriba o hacia abajo; la gráfica no evidencia algún comportamiento que suponga alguna tendencia, por tanto los datos de la serie oscilan en un rango específico entre 5.000 y 10.000 toneladas de banana diario.

La gráfica de seasonal indica que existe un patrón que se repite cada cierto período de tiempo. Éste patrón se repite a lo largo de toda la serie y parece que se repite de la misma manera y bajo los mismo espacios de tiempo. Debido a lo anterior podemos concluir que la serie tiene un comportamiento estacional.

Siguiendo con la exploración de los datos, la metodología nos sugiere que debemos realizar una prueba de estacionariedad. Una serie de tiempo es estacionaria si sus mediciones estadísticas básica, como por ejemplo la media y la desviación estándar, son estables a lo largo del tiempo.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

La prueba de estacionariedad es importante para verificar el comportamiento de la demanda, ya que, si el comportamiento es estacionario, existe una alta probabilidad de que su media y desviación estándar permanezcan estables en el tiempo, y por tanto sea más sencillo realizar la previsión de la demanda.

La estacionariedad de una serie de tiempo puede ser verificada por la prueba ADF (Augmented Dickey Fuller). El objetivo de la prueba ADF es conocer si una serie es estacionaria o no revisando la presencia de raíces en la serie de tiempo. Este método compara la diferencia entre el valor y la media. Si este valor es más alto que la media, el siguiente movimiento es hacia abajo; de otro lado si éste es más bajo que la media el próximo movimiento es hacia arriba. El procedimiento para la prueba ADF es aplicada al siguiente modelo:

Ecuación 3

$$\Delta y_t = \alpha + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \gamma y_{t-1} + \phi_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \phi_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Donde:

- Δ es el primer operador diferente
- α es una constante
- β_1 es el coeficiente una tendencia de tiempo
- β_2 es el coeficiente una tendencia de tiempo al cuadrado

Este modelo puede ser evaluado por una raíz unitaria que equivale a probar que $\gamma=0$. El planteamiento de la hipótesis nula y alternativa para la prueba de estacionariedad es la siguiente:

H_0 : Hipótesis nula $\gamma = 0 \rightarrow$ La serie tiene una raíz unitaria, no es estacionaria
 H_1 : Hipótesis alternativa $\gamma < 0 \rightarrow$ La serie no tiene una raíz unitaria, es estacionaria

La hipótesis nula parte de la presencia de una raíz unitaria, por tanto, el p-value debe ser inferior a un nivel de significancia establecido, para nuestro caso será del 0.05; con el fin de rechazar la hipótesis nula. Para nuestro caso utilizamos la librería Statsmodels con la función *adfuller()* en Python.

De igual forma, utilizaremos la prueba Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) para comprobar si la serie es estacionaria teniendo presente la media o la tendencia lineal. A diferencia de la prueba ADF, la prueba KPSS plantea en su hipótesis nula que la serie es estacionaria. La librería usada para esta prueba fue Statsmodels y la función *kpss()* en Python.

Tabla 9. Test ADF y KPSS. Fuente: Statsmodels

	adf	kpss
Test Statistic	-18.691196	0.097212
p-value	0.0	0.1
Numbers of lags	0	4
decision	Stationary	Stationary
Critical Value (1%)	-3.448494	0.739
Critical Value (5%)	-2.869535	0.463
Critical Value (10%)	-2.571029	0.347
Critical Value (2.5%)	NaN	0.574

Los resultados obtenidos en la Tabla 9 indican que la prueba ADF rechaza la hipótesis nula, al tener un p-value de 0,0; por tanto, la serie no tiene una raíz unitaria

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

y por tal razón la serie es estacionaria. Igualmente, la prueba KPSS acepta la hipótesis nula al tener un p-value mayor a 0,05 (resultado 0,1); es decir no existe tendencia y por tanto se acepta la estacionariedad.

Finalmente, realizamos las pruebas estadísticas de autocorrelación. Para este proceso se utilizó la librería Statsmodels, y la función `decomposed()` de Python. Se realizaron las pruebas de autorrelación simple ACF (AutoCorrelation Simple) con el fin de conocer la autocorrelación entre el dato pronosticado y los datos históricos de la serie. Se analizaron los últimos 40 datos (40 lags) de la serie, dando como resultado:

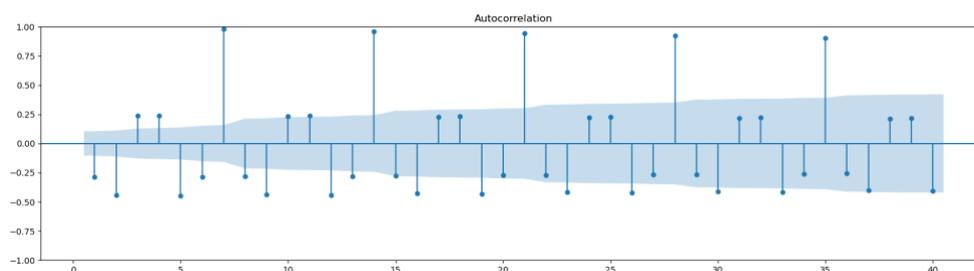


Figura 6. Test ACF. Fuente: librería `acf()`

Según la Figura 6, cada siete (7) períodos existe una línea que sobresale del área sombreada, esta línea inicia con un valor de uno (1), y a partir de allí el valor a decrece a medida que avanzamos hacia los valores históricos de la serie. Teniendo presente el análisis de *lags*, el cual indica que existe un patrón de comportamiento que se repite cada siete períodos.

4.2.2.1 Conclusión análisis exploratorio de datos

Podemos concluir por tanto que el comportamiento de la demanda del banano en el área metropolitana de Bucaramanga oscila entre 5.000 y 10.000 toneladas diarias.

Su comportamiento no muestra tendencia o ciclos periódicos de demanda, sin embargo, sí se evidencia estacionalidad, con un período de repetición de 7 días. El análisis de residuos también es aleatorio, y no representan sesgos de comportamiento o tendencias. En consonancia con estos resultados, la demanda de banano es estacionaria, por tanto, se puede tener mayor confiabilidad de los modelos de previsión de demanda, al conservar robustez en sus resultados.

Estos hallazgos nos permitirán ajustar nuestros modelos de previsión con una estacionalidad de siete (7) períodos, simular nuestros resultados durante un período de un (1) año gracias a la estacionariedad, y analizar si las previsiones arrojan alguna tendencia, con el fin de mejorar el desempeño de nuestro modelo.

4.2.3. Aplicación modelos de previsión de demanda producto perecedero

En esta parte de la metodología aplicamos las técnicas de previsión de demanda descritas en el capítulo anterior. En la aplicación de las técnicas de previsión de demanda se utilizó el lenguaje Python, por medio de sus librerías statsmodels, SARIMAX, y auto_arima para la técnica de SARIMA; Prophet para la técnica de facebook prophet; sklearn y sktime para las técnicas de machine learning, y TensorFlow para el algoritmo LSTM de Deep learning. De igual forma se dividieron los datos entre aquellos que se utilizaron de entrenamiento y prueba, el 85% de los datos se usaron para entrenamiento y el 15% como prueba.

La Figura 7 muestra el resultado de las técnicas de previsión de demanda aplicadas.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de percederos

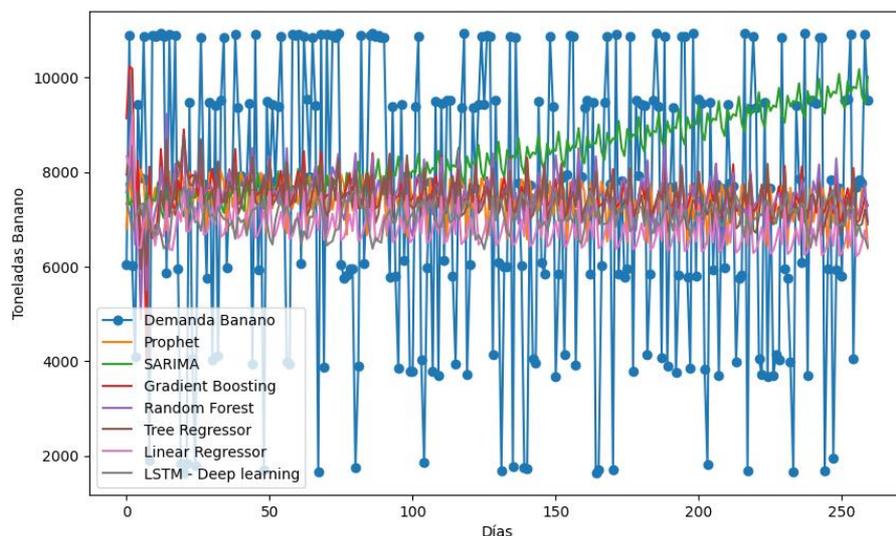


Figura 7. Comparación demanda banano y técnicas de previsión (Anexo 3). Fuente: Elaboración propia

Al efectuar el análisis vemos que la mayoría de las técnicas de previsión de demanda se encuentran alrededor de un rango, el cual oscila entre 6.000 toneladas y 9.000 toneladas de banano, a excepción de los datos de previsión al inicio; los cuales sí superan las 10.000 toneladas de banano diario.

Para conocer un poco más sobre el comportamiento de los datos de previsión, vamos a profundizar sobre su comportamiento de manera individual, para ello utilizaremos los datos por separado. El resultado se muestra en la siguiente figura.

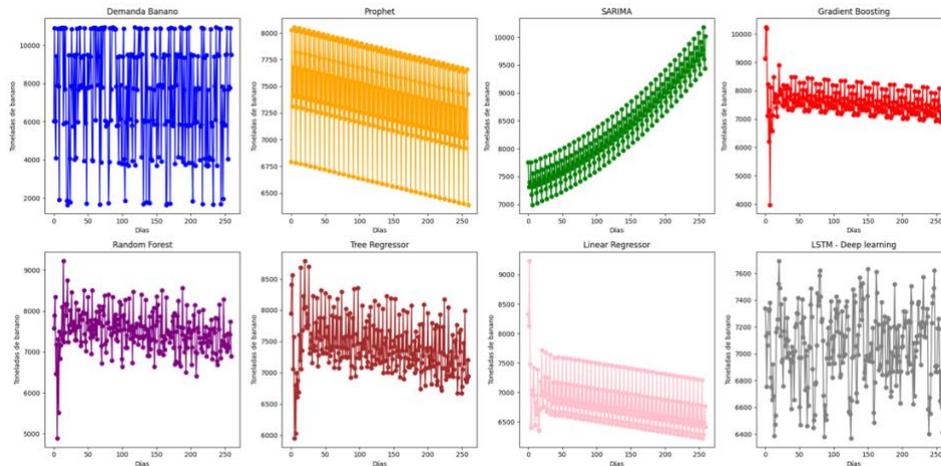


Figura 8. Comportamiento técnicas previsión. Fuente: Elaboración propia

De manera general podemos decir que los resultados de gradient boosting, random forest y tree regressor, dadas sus características de árboles de decisión, muestran comportamientos estacionales, en rangos específicos y con una leve tendencia hacia abajo. Esto puede deberse a que los métodos han dado más peso a las últimas disminuciones de la demanda, además por el rango de las previsiones los tres métodos no han sido influenciados de manera radical por los picos de demanda de 2.000 y 10.000 toneladas.

El caso de Prophet y linear regressor muestran comportamientos similares. Existe una marcada estacionalidad de los datos, existe un ciclo que se repite cada cierta cantidad de períodos, además que ambos presentan una tendencia a la baja y se encuentran en rangos específicos. A simple vista no podemos revisar cuál de las dos técnicas de previsión representa mejor los datos de demanda, por lo tanto, es necesario obtener el error de pronóstico para extraer mejores conclusiones.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Los resultados de SARIMA y Deep learning son las técnicas más diferentes de las analizadas hasta el momento. La gráfica de SARIMA realiza una previsión estacional, con tendencia al alza y tiene un rango de oscilación constante, ello se debe principalmente a la estacionalidad de siete períodos (gracias al análisis de autocorrelación), por lo cual está modelando la autocorrelación para crear el pronóstico. El caso de Deep learning muestra el comportamiento más aleatorio en comparación con las demás técnicas de previsión, por cuanto no se muestra una tendencia clara de la previsión de demanda, o una estacionalidad establecida. Ello puede deberse a que esta técnica funciona mejor cuando se tienen grandes cantidades de datos, y el modelo puede entrenarse con mayor certeza.

4.2.4. Selección del modelo de previsión de demanda

Luego de aplicar las técnicas de previsión de demanda, en esta parte de la metodología nos enfocamos en la medición y análisis de los errores. Las técnicas de previsión de demanda aplicadas son revisadas a la luz del error de pronóstico. Utilizamos el MASE (Mean Absolute Scaled Error), como medida del error, ya que es independiente de la escala, y es útil en series temporales ya que se compara con el modelo naïve (modelo ingenuo). El cálculo del MASE se realiza de la siguiente manera:

Ecuación 4

$$MASE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |F_t - A_t|}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |A_t - A_{t-1}|}$$

Donde F_t son los valores pronosticados, y A_t son los valores reales; n es el número total de pronósticos. Los resultados del MASE, para cada una de las técnicas de previsión de demanda propuestas se muestran en la siguiente tabla

Tabla 10. Error de pronóstico. Fuente: Elaboración propia

Técnica Previsión de Demanda	MASE*
Prophet	0.756136
Random Forest	0.778219
Gradient Boosting	0.785686
Tree Regressor	0.787606
Linear Regressor	0.810173
SARIMA	0.819987
LSTM - Deep learning	0.827003

La Tabla 10 muestra los errores de pronóstico de cada una de las técnicas de previsión de demanda utilizadas. Una de las ventajas del MASE es que es independiente de la escala, lo que permite comparar la precisión de las previsiones en diferentes series temporales. Un MASE menor que 1 indica que las previsiones son mejores, en términos de MAE, que las del modelo "naive". Un MASE mayor que 1 sugiere que el modelo está realizando peor que las predicciones "naive". El MASE es particularmente útil porque puede aplicarse a series temporales con y sin tendencia, y no requiere que los datos sean estacionarios.

El caso de Prophet presenta el mejor rendimiento de acuerdo con el MASE, por lo cual captura de una manera más efectiva la estacionalidad y las tendencias en los datos de demanda de banano. De otro lado el caso de Random forest, gradient boosting y tree regressor también ofrecen buenos resultados, al ser métodos de

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

ensamble robustos pueden manejar una gran cantidad de predictores, permitiendo capturar la variabilidad de la demanda del banano. Para el caso de linear regressor, SARIMA y Deep learning, siguen siendo buenos predictores ya que su MASE sigue estando por debajo de 1, sin embargo, no están capturando las posibles interacciones entre los datos y las relaciones no lineales, y para el caso de Deep learning la limitada cantidad de datos le impide aprender mejor de los datos de demanda.

Con base en los resultados, Prophet será la técnica de previsión de demanda para analizar el comportamiento del efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos. El modelo Prophet alcanza un MASE de 0,75, indicando que reduce los errores del modelo ingenuo (Naïve) en un 25% (100% – 75%). El objetivo será por tanto mejorar el desempeño del modelo ingenuo, en este caso Prophet podría seguir mejorando su desempeño en caso de ajustar sus hiperparámetro como la flexibilidad de su tendencia, sin embargo, el comportamiento de la demanda del banano no mostró este comportamiento. Otro hiperparámetro que podríamos ajustar es el tipo de estacionalidad ya sea additive o multiplicative, sin embargo, nuestro método de descomposición de demanda demostró que es additive.

Finalmente, podríamos ajustar la escala de días feriados; para el caso de productos que dependan de eventos deportivos, artísticos y políticos, podría resultar mejor su ajuste. Para nuestro modelo Prophet tuvimos en cuenta estas variaciones, y ajustamos nuestros parámetros con base en la demanda de banano en el área metropolitana de Bucaramanga.

En el siguiente capítulo utilizaremos estos resultados como marco para analizar el efecto látigo y el nivel de inventario en una cadena de suministros específica para productos perecederos.

4.3. Modelo de previsión de demanda para perecedero con desperdicio (Caso específico del Banano)

Luego de ver los resultados de aplicar las técnicas de previsión de demanda propuestas, y encontrar que la mejor técnica de previsión que hemos comprobado en esta investigación, para un caso de producto perecedero es el Prophet. En esta parte vamos a continuar con la metodología para encontrar, cuál será la mejor técnica de previsión de demanda para un caso específico de desperdicio de producto, en la cadena de suministros del banano.

El envejecimiento del inventario y los problemas de calidad del producto son las principales causas del deterioro, por lo tanto, es necesario revisar la antigüedad del inventario para conocer su impacto en el efecto látigo, por ello es recomendable trackear y cuantificar la edad del inventario (Ül Kirci et al., 2022).

Para el caso del proceso de medición de frescura de las frutas y verduras durante toda la cadena de suministros, podemos encontrar aparatos que permiten medir los niveles de etileno y procesos respiratorios, los cuales causan el deterioro del producto. La respiración es un componente crucial de muchos procesos metabólicos que afectan directamente las características de calidad (dureza, contenido de azúcar, aroma) (J. Wang et al., 2018). Una métrica típica utilizada para determinar si la fruta es fresca es su índice de calidad, en ese sentido una de las cuestiones más difíciles para la toma de decisiones en cadenas de suministros que requieran procesos de

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

congelación, es hacer una predicción precisa de la frescura del producto (W. Huang et al., 2023).

Este índice de calidad del producto perecedero puede tener diferentes comportamientos. En el caso de diseñar simulaciones que tengan presente el nivel de deterioro, (Li et al., 2021) indica que existe una forma de calcular la tasa de deterioro del producto. A continuación, relacionamos la propuesta de (Li et al., 2021), que puede ser utilizada en procesos de cadenas de suministros que involucren la pérdida y deterioro del producto.

Ecuación 5

$$q_i = q_0(1 - w * (L/M))$$

Donde q_i representa el índice de deterioro de calidad del producto, w representa una tasa constante de deterioro, la cual oscila entre 0 y 1, L representa el tiempo de entrega del proveedor y M el máximo tiempo de almacenamiento.

La Figura 9 muestra el deterioro del producto con diferentes niveles de deterioro ω , evidenciando el decrecimiento del índice de calidad q_i cuando aumenta la relación L/M .

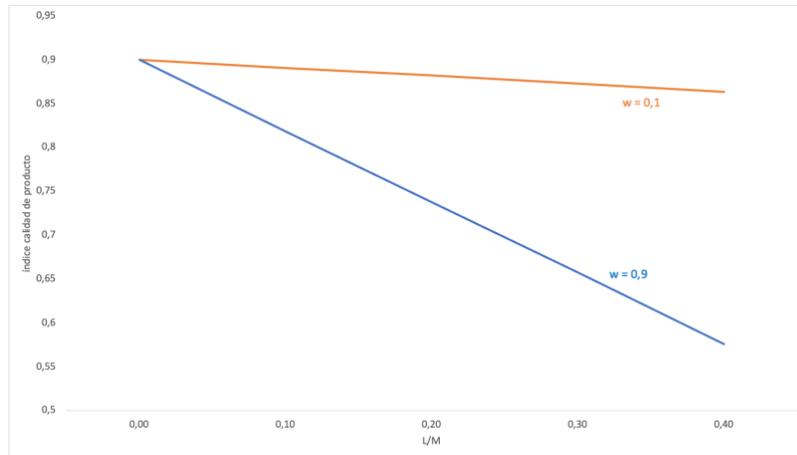


Figura 9. Índice de calidad de precederos

En esta figura vemos cómo el índice de deterioro del producto va disminuyendo a medida que aumenta la relación L/M . Sin embargo, se puede apreciar cómo q_i decrece en mayor medida cuando el nivel de deterioro ω aumenta; esto tiene lógica por cuanto entre mayor sea el deterioro, menor será la calidad del producto. Los niveles de deterioro dependen de la tecnología que pueda tener las compañías que hacen parte de la cadena de suministro.

4.3.1. Recolección de los datos

El banano es un producto que se deteriora a medida que avanza en la cadena de suministros. Para generar los datos de demanda, ubicamos la tasa de deterioro ω en 0,2 y un tiempo de entrega de los proveedores L en 4 días.

De otro lado, supongamos que el índice de calidad q_i que está dispuesto el cliente a asumir para pagar el precio pleno del retail es 0,8, con ello garantiza que los ingresos y costos del retail no se vean perjudicados por este comportamiento. La

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Figura 10 muestra el comportamiento de q_i y la cantidad de días mínimos (shelf life) disponibles del banano para la venta en el retail.

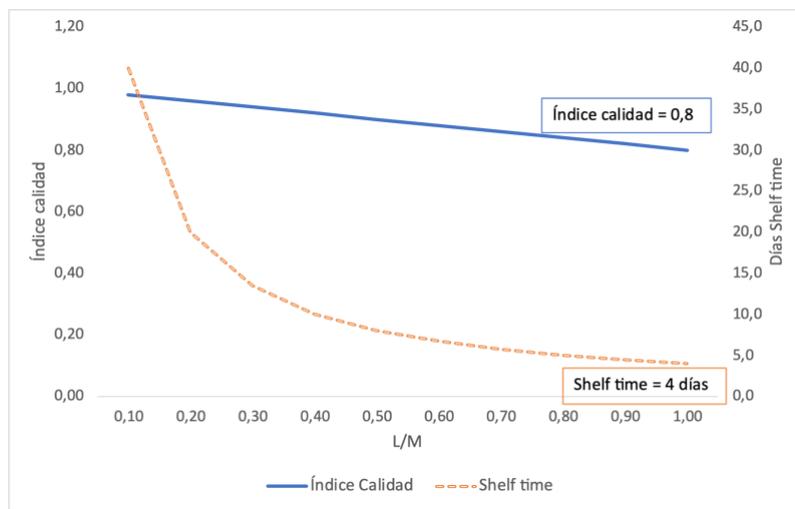


Figura 10. Índice de calidad y máximo tiempo almacenamiento. Fuente: Elaboración propia

Sí el banano llega al retail, y éste tiene un máximo tiempo disponible de almacenamiento de cuatro (4) días, debe venderse ese mismo día, ya que al día siguiente su índice de calidad q_i será menos de 0,8. En este caso suponemos una tasa de pérdida por deterioro Δ del 10%, causada por aquellos bananos que no cumplen con el $q_i = 0,8$. Continuando con la propuesta de (H. Huang et al., 2018) y ajustando la ecuación de demanda para un producto perecedero, la nueva ecuación de demanda para el caso específico pérdida y desperdicio de banano será la siguiente:

Ecuación 6

$$D_t = b - a_t p_t + PD_{t-1}$$

Donde b es el tamaño total del mercado de banano, a_t es un factor que depende del precio, p_t es el precio y PD_{t-1} es la pérdida por deterioro del período anterior. El desarrollo de la ecuación sería la siguiente:

Ecuación 7

$$D_t = b - a_t p_t + (D_{t-1} * (1 - \Delta))$$

Los nuevos datos de demanda con pérdida y desperdicio de banano se muestran en el Anexo 4. Una visualización de su comportamiento se puede ver en la siguiente figura:

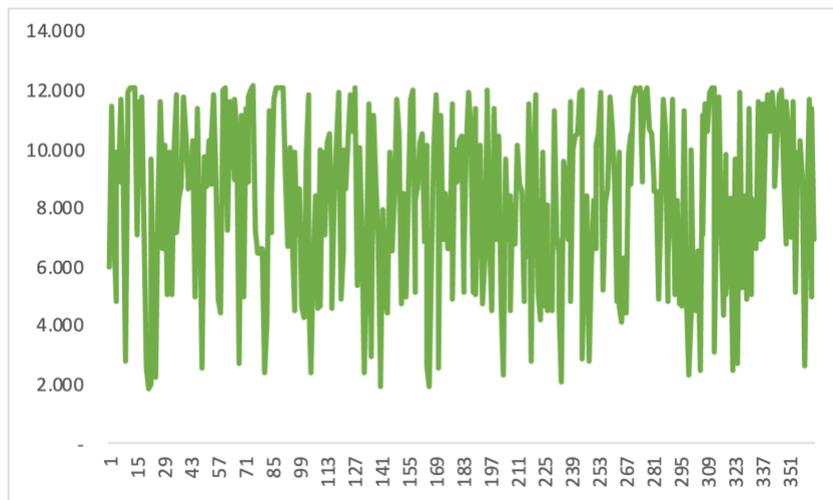


Figura 11. Demanda más deterioro de banano. Fuente: Elaboración propia

4.3.2. Análisis exploratorio y preparación de los datos

El comportamiento de la demanda con pérdida y desperdicio de banano presenta diferencias con respecto a los datos de demanda de un producto perecedero que no presenta pérdidas por deterioro de su producto. En la Tabla 11 se muestran las estadísticas básicas de éste nuevo comportamiento de la demanda:

Tabla 11. Estadísticas demanda de banano con deterioro. Fuente: Elaboración propia

Medidas estadísticas	Toneladas diarias
Media	8.235
Mediana	8.664
Desviación estándar	2.929,258
Rango	10.244
Demanda mínima	1.900
Demanda máxima	12.145
Demanda anual	2.997.468

Estas nuevas estadísticas dejan ver cambios en los nuevos datos a pronosticar, y por ende nuevas estructuras para la previsión de esta nueva demanda. En la Tabla 12 se muestran las variaciones de que se presentan en la demanda de un producto perecedero que no tiene pérdidas por deterioro del producto, y la demanda de un producto perecedero como el banano con un nivel de pérdida por deterioro del 10% de su producto final.

Tabla 12. Variación demanda banano con pérdida por deterioro. Fuente: Elaboración propia

Medidas estadísticas	Variación Demanda perecedero Vs Demanda con pérdida	Incrementos porcentuales
Media	822 ton.	11,0826%
Mediana	876 ton.	11,2540%
Desviación estándar	22,5148	0,7746%
Rango	944 ton.	10,1556%
Demanda mínima	256 ton.	15,5831%
Demanda máxima	1.201 ton.	10,9709%
Demanda anual	299.055 ton.	11,0826%

El incremento de la demanda en las tiendas a raíz de la pérdida de banano causada por el deterioro se evidencia más en algunas medidas estadísticas que en otras. Ésta demanda anual en supermercados sufre un incremento de 11,08%, al igual que la media de la demanda diaria. Su demanda mínima diaria se incrementa en 15,58%, mientras que la demanda máxima sólo se incrementa en 10,97%. Se debe tener en cuenta la variación de la desviación estándar, ya que únicamente incrementa 0,77%; ello puede indicar que, debido al porcentaje de pérdida por deterioro Δ aplicado de manera constante durante el año, éste no generó grandes cambios en la variación de la demanda, sino que sus cambios principales han sido en las magnitudes de sus medidas estadísticas.

Siguiente con el análisis exploratorio de los datos, se realizó el análisis de la serie de tiempo para los datos de la demanda con pérdida de banano por deterioro. La Figura 12 muestra la descomposición de la serie a través del método additive, el cual consiste en descomponer la serie en tendencia, estacionalidad y ciclicidad.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

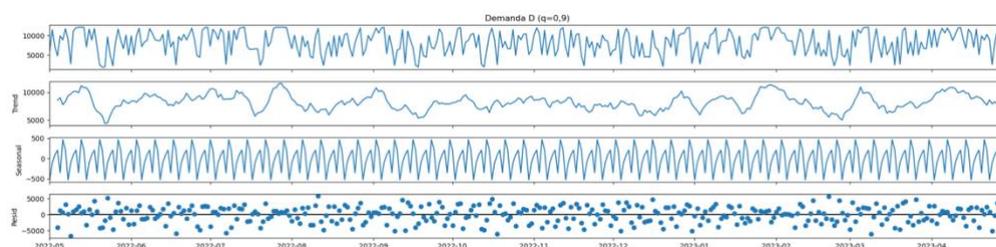


Figura 12. Descomposición demanda con desperdicio de banano. Fuente: Elaboración propia

Los datos muestran que la demanda de banano con desperdicio no tiene una tendencia en su comportamiento, sin embargo, la serie es estacional por cuanto existe un patrón que se repite cada cierta cantidad de períodos. Al igual que en los datos de demanda iniciales del banano, la prueba ACF indica que este patrón se repite cada siete (7) períodos. Igualmente, se realizaron las pruebas de estacionariedad ADF y KPSS, cuyo resultado se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 13. Test estacionariedad demanda con desperdicio. Fuente: Elaboración propia

	adf	kpss
Test Statistic	-16.818161	0.091959
p-value	0.0	0.1
Numbers of lags	0	5
decision	Stationary	Stationary
Critical Value (1%)	-3.448494	0.739
Critical Value (5%)	-2.869535	0.463
Critical Value (10%)	-2.571029	0.347
Critical Value (2.5%)	NaN	0.574

Las pruebas de estacionariedad ADF y KPSS se realizaron en las librerías de Statsmodels de Python. El resultado de ambas pruebas indica que la serie es estacionaria.

4.3.3. Aplicación modelos de previsión de demanda producto perecedero con pérdida (Caso de pérdida de banano)

En este paso procederemos a aplicar las técnicas de previsión de demanda del apartado anterior. Con base en el análisis exploratorio de datos, tomaremos en cuenta la estacionalidad y la tendencia de la demanda. Los resultados al aplicar las técnicas de previsión de demanda se muestran en la siguiente figura:

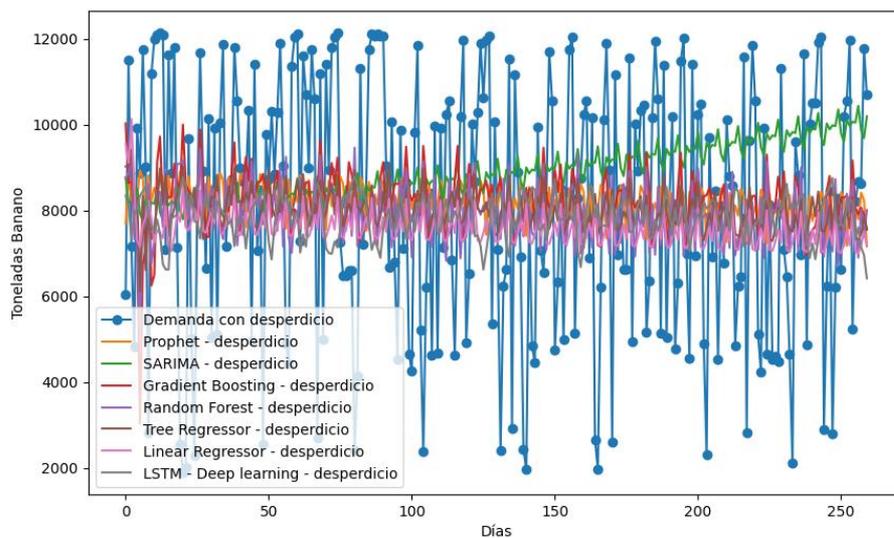


Figura 13. Demanda vs Previsiones (desperdicio). Fuente: Elaboración propia

El resultado de aplicar las técnicas de previsión tiene un comportamiento similar al que se presente con productos perecederos. En este caso las técnicas de previsión generan los nuevos datos de demanda con pérdida de banano de una manera similar. Ello puede deberse en gran parte a que los nuevo datos de demanda con

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de percederos

pérdida de banano, tienen una desviación estándar similar a los datos de demanda de un producto percedero (ver Tabla 12). Siguiendo la misma estructura del análisis, ahora procederemos a separar cada una de las previsiones de demanda calculadas y confrontarlas entre sí, con el fin evidenciar de una mejor manera su comportamiento con respecto a la demanda con desperdicio de banano.

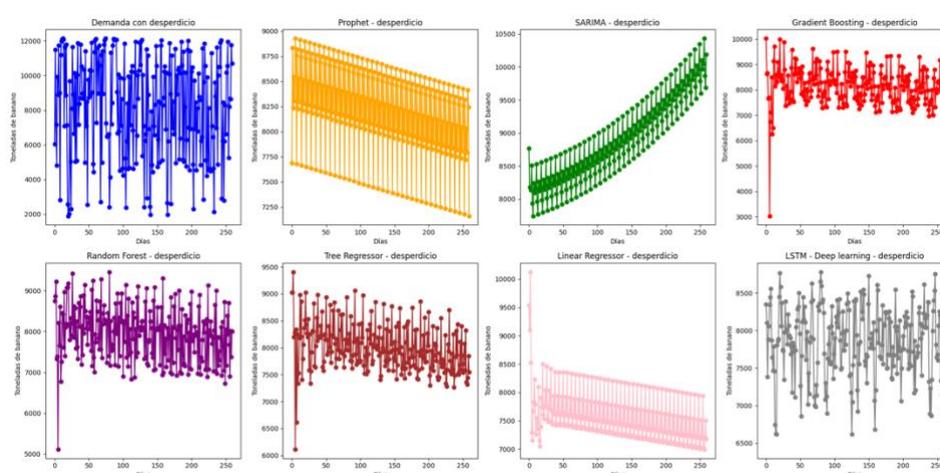


Figura 14. Comparación demanda vs previsión (desperdicio). Fuente: Elaboración propia

En general el comportamiento de las previsiones de demanda no presente grandes cambios. Aquellas técnicas que indican una tendencia a la baja de la demanda sigue persistiendo, tal es el caso de Prophet, Linear regressor; y de manera similar Gradient Boosting, Random Forest y Tree regressor, aunque con menor sesgo de tendencia. SARIMA sigue siendo el único con tendencia al alza y de manera estacional, y Deep learning con un comportamiento aleatorio en su predicción.

Con el fin de conocer mejor los resultados de éstas técnicas de previsión de demanda, en el siguiente apartado analizaremos el error de pronóstico y tomaremos

una decisión acerca de la técnica de previsión que mejor describe la demanda de un producto perecedero con pérdida de producto por deterioro.

4.3.4. Selección del modelo de previsión de demanda para un producto perecedero con pérdida por deterioro

Siguiendo con la metodología, vamos a calcular el error de pronóstico para cada una de las técnicas de previsión, con el fin de decidir aquella que mejor represente la demanda de un producto perecedero con pérdida de producto por causa del deterioro. Para ello calcularemos el mismo error MASE (Mean Absolute Scaled Error), y ordenaremos de cada técnica de previsión según su resultados. Al realizar el cálculo del MASE, el resumen de resultados se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 14. Error de pronóstico demanda (desperdicio). Fuente: Elaboración propia

Pronóstico	MASE*
Prophet - desperdicio	0.787097
Tree Regressor - desperdicio	0.818406
Gradient Boosting - desperdicio	0.831873
Random Forest - desperdicio	0.836196
SARIMA - desperdicio	0.839602
Linear Regressor - desperdicio	0.842456
LSTM - Deep learning - desperdicio	0.878721

Al realizar el cálculo del error vemos que Prophet sigue siendo la mejor técnica de previsión para un producto perecedero con pérdida. Sin embargo, en este caso Prophet es la única técnica que se encuentra por debajo de un MASE de 0,8; por lo que su desempeño dista en mayor medida para productos perecederos con pérdida por deterioro.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Para nuestro caso utilizaremos Prophet como técnica de previsión de demanda para el caso de una cadena de suministros del banano con pérdidas por deterioro. En los siguientes capítulos pondremos a prueba los resultados de previsión en una cadena de suministros, con el fin de analizar su impacto en el efecto látigo y el comportamiento del inventario.

5. Modelo Prophet para reducir el efecto látigo en una cadena de perecederos

En el capítulo anterior analizamos el comportamiento de diferentes técnicas de previsión de demanda, con el fin de hacer una previsión para un producto perecedero. En los siguientes capítulos analizaremos el impacto del modelo de Prophet, en una cadena de suministros de un producto perecedero, particularmente el impacto en el efecto látigo y el nivel de inventario.

En este capítulo pondremos a prueba el modelo Prophet en una cadena de suministros de un producto perecedero. Para este análisis buscamos conocer el impacto del modelo Prophet en el efecto látigo y el inventario, en una cadena de suministros de un producto perecedero. Siguiendo la estructura de la cadena de suministro para un producto perecedero que expone (FAO, 2019), utilizaremos esta

Capítulo 5: Modelo Prophet para reducir el efecto látigo en una cadena de perecederos

estructura para el caso colombiano, y analizaremos los resultados que conlleva la aplicación del modelo Prophet en la previsión de demanda del retail.

Según (García Cáceres et al., 2023), los actores que realizan las actividades de la cadena de suministro de un producto perecedero en Colombia son: agricultores, intermediarios mayoristas rurales, centrales de abastos y mayoristas de supermercados, supermercados y finalmente el consumidor.

La Figura 15 muestra la cadena de suministros de un producto perecedero. En este caso los agricultores realizan las funciones de siembra y cosecha de los productos, los intermediarios mayoristas rurales almacenan el producto para fines de conservación y maduración, las centrales de abastos operan como distribuidores y finalmente los supermercados son el retail de la cadena.

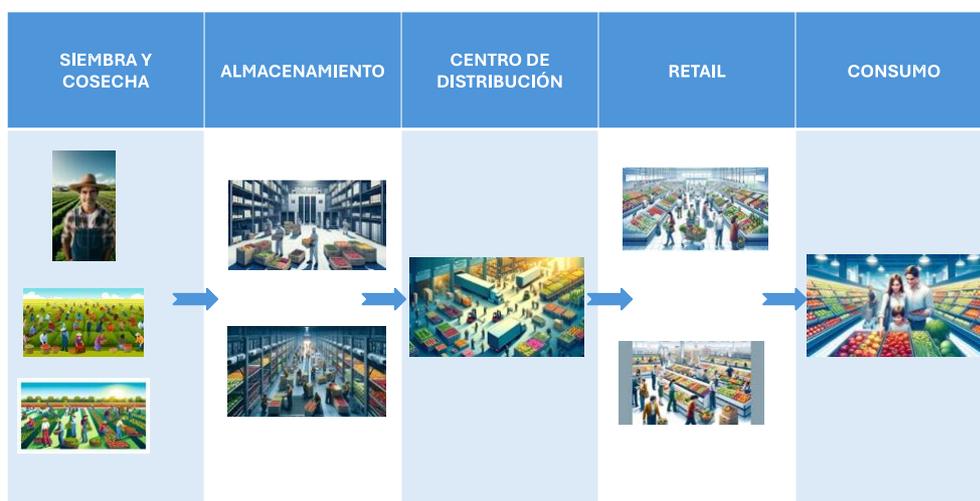


Figura 15. Procesos cadena de suministros perecederos. Fuente: Adaptación DALLE-3

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

5.1. Descripción cadena de suministro producto perecedero

La estructura de cadena de suministro que se muestra en la Figura 15 será la base para plantear el análisis del efecto látigo en una cadena de perecederos. De acuerdo con lo anterior, nuestra cadena de suministros contará con agricultores, intermediarios, centrales de abastos y supermercados. A continuación, se muestra el flujo de la cadena.

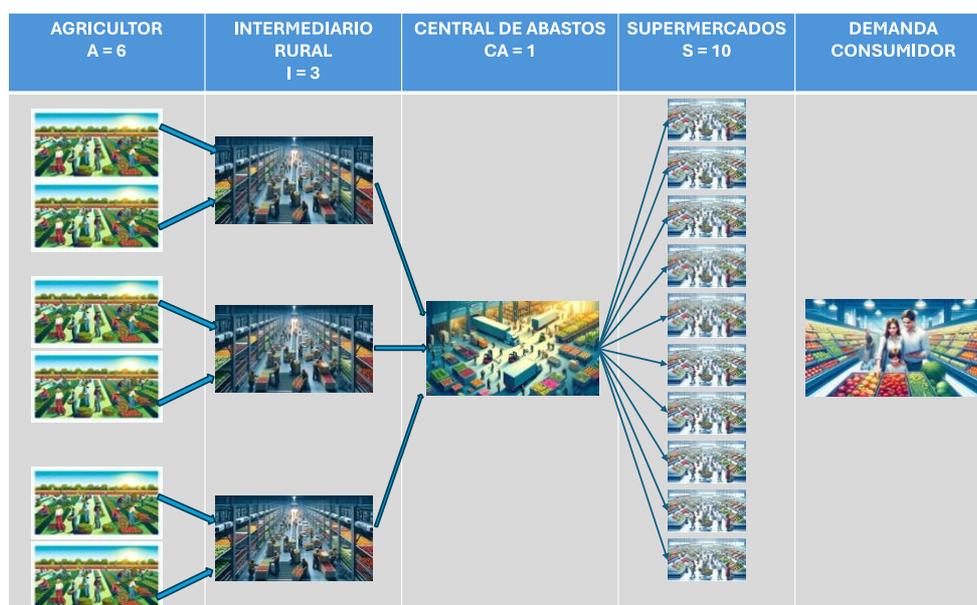


Figura 16. Red y actores cadena de perecedero. Fuente: Elaboración propia

La red de suministros que analizaremos la componen: seis (6) agricultores, que son los encargados de realizar la siembra y cosecha, tres (3) intermediarios rurales que almacenan el producto para su maduración, una (1) central de abastos que recibe y distribuye el producto a los diez (10) supermercados que son los puntos de comercialización al consumidor final.

5.1.1. Simulación

Para nuestro caso diseñamos una cadena de suministro que presenta la siguiente dinámica: El cliente consume diariamente los productos en el supermercado, el supermercado debe atender la demanda del cliente con el inventario que tiene en el momento. El supermercado es abastecido por la central de abastos, la cual realiza sus pedidos a los intermediarios rurales, y estos adquieren el producto de los agricultores.

Este flujo de mercancía e información se ha simulado durante un período de 360 días, los datos se muestran en toneladas, con el fin de agrupar todo el consumo de banano en 10 grandes superficies de supermercados de cadena. Se analiza el impacto del modelo Prophet en la previsión de demanda de estos supermercados, y el impacto aguas arriba de la cadena de suministros como el efecto látigo y el nivel de inventario. Los parámetros de entrada de la simulación se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 15. Parámetros actores cadena de suministros. Fuente: Elaboración propia

Actor cadena suministro	Inventario inicial II (Ton.)	Reabastecimiento R (días)	Tiempo entrega L (días)	Nivel máximo inventario S_t (Ton.)	Cantidad pedir q_t (Ton.)	Técnica previsión demanda D_L^{\wedge}	Nivel servicio Z
Supermercados	1.000	1	1	$S_t = D_L^{\wedge} + SS$	$q_t = S_t - S_{t-1} + D_{t-1}$	Prophet	95%
Central de abastos	1.500	1	1			Naïve	
Intermediario rural	2.000	1	1				

De acuerdo con (Boute & Lambrecht, 2009), S_t es el nivel de inventario a alcanzar en un período t ; D_L^{\wedge} es el pronóstico de la demanda durante el tiempo de entrega L ; y SS representa el inventario de seguridad, el cual esta dado por la siguiente ecuación

Ecuación 8

$$SS = Z\sigma_d\sqrt{R + L}$$

Donde σ_d es la desviación estándar de la demanda durante el tiempo de entrega, Z representa el estándar estadístico para un nivel de servicio del 95%, R indica el tiempo de reabastecimiento de cada actor de la cadena y L indica el tiempo de entrega del proveedor. De otro lado, siguiendo a (F. Chen, Drezner, et al., 2000), q_t representa el tamaño del pedido que realiza cada actor de la cadena y D_{t-1} es la demanda durante el período anterior. Como podemos ver en la ecuación de q_t , el tamaño del pedido depende del nivel máximo de inventario S_t , y éste dependerá de la previsión de demanda D_L^{\wedge} .

Para nuestra investigación utilizaremos la técnica de previsión Naïve para la central de abastos y el intermediario rural, queremos saber cómo cambia el efecto látigo cuando cambiamos las causas que lo generan en una cadena de perecederos: actualización de la demanda del consumidor final y el nivel de deterioro del producto.

Para conocer el comportamiento del efecto látigo y el nivel de inventario en cada actor de la cadena de suministros, utilizamos la licencia del software Flexsim que nos ofrece la Universidad Autónoma de Bucaramanga UNAB, el cual permite simular eventos discretos en sistemas productivos, ver Figura 17.

Capítulo 5: Modelo Prophet para reducir el efecto látigo en una cadena de perecederos

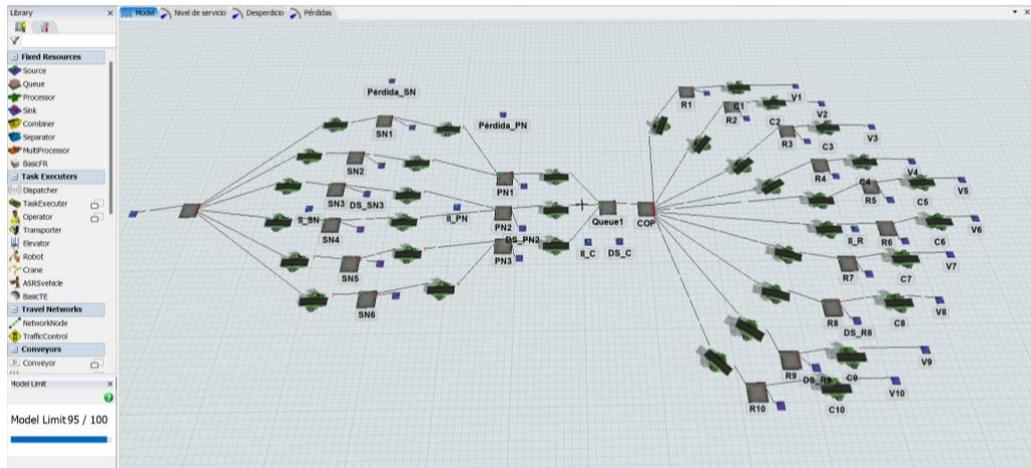


Figura 17. Cadena de suministros de perecederos en Flexsim. Fuente: Flexsim

Para esta simulación se utilizaron los objetos disponibles en Flexsim, y de acuerdo con su función en el software, se ajustaron a cada uno de los actores de la cadena de perecederos.

- 22 queue o filas, que representan el inventario en cada eslabón de la cadena de suministro del banano.
- 35 processor, o procesadores, que simulan los tiempos de pedido y venta de cada eslabón.
- 32 sink o salidas del sistema, que representan la pérdida o desperdicio de producto, y para los retailers simula la venta final al cliente.
- 4 source, o fuentes de materia, que simulan la llegada del inventario inicial en cada eslabón, y la llegada constante de banano para los proveedores de segundo nivel.

5.2. Medición del efecto látigo

La medición del efecto látigo tiene en cuenta la variación de los pedidos y la demanda que percibe cada actor de la cadena. Siguiendo a (Padmanabhan et al., 1997), la medición del efecto látigo BWE_t en un tiempo t se establece como el ratio de la varianza de las órdenes Var_t^O realizados por el retail en el tiempo t , sobre la varianza de la demanda Var_t^D que satisface el retail.

Ecuación 9

$$BWE_t = \frac{Var_t^O}{Var_t^D}$$

En caso de que $BWE_t = 1$, indica que la varianza de las órdenes es igual a la varianza de la demanda, es decir no existe ampliación de la varianza. Sí $BWE_t > 1$, indica la existencia del efecto látigo (Boute & Lambrecht, 2009). En este caso nos interesa analizar si existe el efecto látigo y cómo esta afecta el inventario a lo largo de la cadena de suministro.

Para el análisis del efecto látigo en nuestra investigación, realizaremos un ajuste al cálculo del efecto látigo. Según (Parra-Pena et al., 2012), es necesario medir la varianza de las órdenes de acuerdo con la variación de cada período. Partimos de la ecuación de varianza de pedidos así:

$$Var_t^O(x) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$$

Al hacer el ajuste de la fórmula de la varianza con base en que la suma de los t términos tiene $n - 1$ términos idénticos, y uno de ellos este asociado con el $n - \text{ismo}$ período. Dada esta estructura, la ecuación de la varianza se puede mostrar así:

$$\text{Var}_t^O(x) = \frac{(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2) + (x_n - \bar{x})^2}{n - 1}$$

$$\text{Var}_t^O(x) = \frac{(n - 1)(-\bar{x})^2 + (x_n - \bar{x})^2}{n - 1}$$

A partir de lo anterior, obtenemos el promedio de la varianza de las órdenes al dividir por n , cuyo resultado será dado por la siguiente ecuación:

Ecuación 10

$$\text{Var}_t^O(x) = \frac{(n - 1) \left(-\frac{x_n}{n}\right)^2 + \left(x_n - \frac{x_n}{n}\right)^2}{n - 1}$$

Para nuestra simulación calcularemos el incremento del efecto látigo de acuerdo con la siguiente estructura:

Ecuación 11

$$\text{BEM}_t = \begin{cases} \text{BEM}_{t-1} & \text{sí } O_t - D_t = 0 \\ \text{BEM}_{t-1} + \frac{\text{Var}_t^O}{\text{Var}_t^D} & \text{sí } O_t \neq D_t \end{cases}$$

Siendo O_t la orden en el período t , y D_t la demanda en el período t .

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

5.3. Modelo base - comportamiento del efecto látigo e inventario aplicando Naïve en la previsión de demanda de retail

El análisis del efecto látigo se debe realizar en conjunto con el impacto en el inventario neto de cada nivel de la cadena de suministros. De este modo, nuestra investigación empieza analizando el comportamiento de las órdenes en cada nivel de la cadena, lo que conlleva a tener un impacto en el inventario final.

Como se puede ver en el siguiente gráfico la amplitud de las ordenes van en aumento a medida que avanzamos aguas arriba en la cadena de suministros.

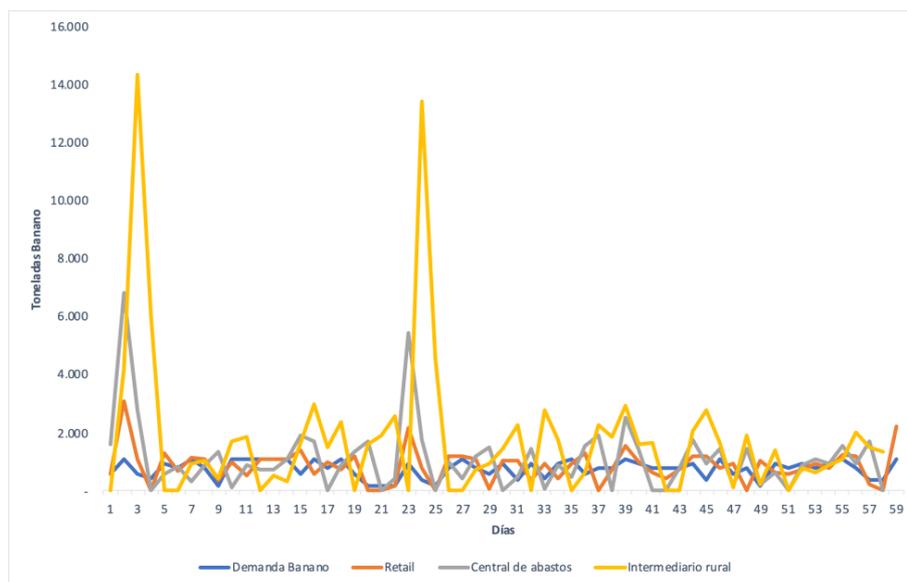


Figura 18. Comportamiento demanda clientes y órdenes. Fuente: Elaboración propia

Capítulo 5: Modelo Prophet para reducir el efecto látigo en una cadena de perecederos

La ampliación de las órdenes ocasiona que el inventario crezca en cada nivel de la cadena. Este inventario ocasiona una percepción equivocada de ventas o demanda, por lo cual los actores más alejados del consumidor final tenderán a producir una mayor cantidad producto, en este caso incrementarán la siembra y cosecha de banano. La presión sobre la siembra y cosecha del banano hacia el agricultor puede incrementar la necesidad de adquirir una mayor cantidad de tierra apta para este producto, por lo cual impacta en una mayor necesidad de capital de trabajo.

El incremento de las órdenes está generando un crecimiento importante en el nivel de inventario de esta cadena de suministros, la siguiente figura evidencia el impacto de las órdenes en el inventario total de la cadena.

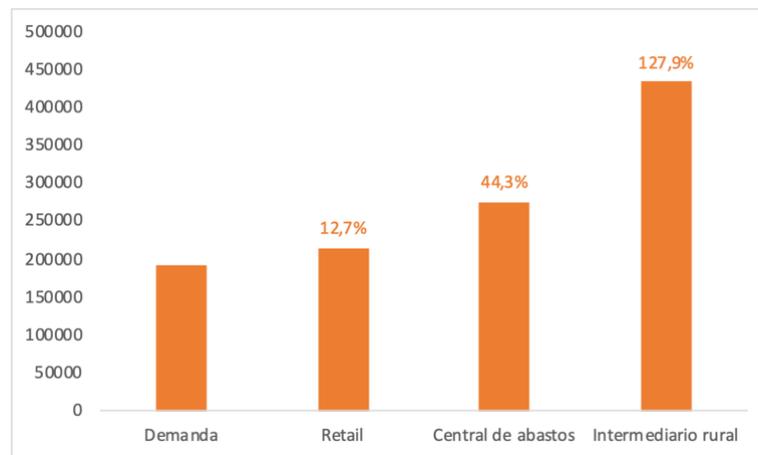


Figura 19. Incremento órdenes

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Este incremento de las órdenes ocasiona que el inventario se crezca de la misma forma en cada nivel de la cadena. En la siguiente tabla se muestra el incremento porcentual del inventario causado por el incremento de estas órdenes.

Tabla 16. Incremento de inventario. Fuente: Elaboración propia

Nivel de la cadena	Órdenes anuales	Incremento Inventario	Variación sobre la demanda %
Demanda cliente	190.216 ton.	--	--
Órdenes Retailers	214.405 ton.	24.189 ton.	12,7%
Órdenes Central de Abastos	274.508 ton.	84.292 ton.	44,3%
Órdenes Intermediario rural	433.506 ton.	243.290 ton.	127,9%

Para resaltar el incremento del inventario al final de la cadena de suministros. En este caso, el agricultor de banano percibe un incremento casi duplicado de la demanda final del consumidor. Mientras que la demanda del consumidor es de 190 mil toneladas al año aproximadamente, el intermediario rural deberá tener bodegas de almacenamiento para una cosecha de banano por un total de 433 mil toneladas al año.

Este incremento de inventario también lo evidencia el efecto látigo generado en la cadena de suministro. Aplicando nuestra fórmula de medición del efecto látigo en los retailers, su comportamiento a lo largo de los días es el siguiente:

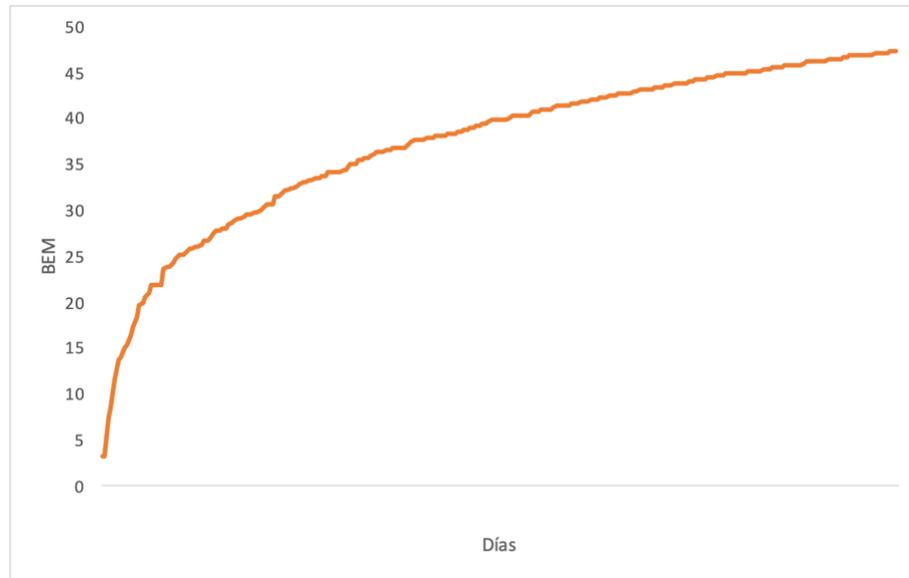


Figura 20. Comportamiento BWE Retail. Fuente: Elaboración propia

En la Figura 20 se muestra la simulación del BEM (Bullwhip Effect Measure) a través de los días en el retail. Al principio de la simulación se incrementa de manera exponencial, sin embargo, luego de ello se estabiliza y su crecimiento se suaviza. Al final de la simulación el BEM fue de 47,44. Éste dato lo retomaremos más adelante cuando lo comparemos con los resultados de la simulación, aplicando la técnica de previsión de demanda Prophet.

5.4. Modelo Prophet en Retail – análisis del efecto látigo e inventario en la cadena de suministro de perecederos

Según la conclusión del capítulo anterior, Prophet muestra un mejor desempeño en la previsión de demanda para productos perecederos, a partir de este resultado vamos a simular la cadena de suministros del banano y analizar su comportamiento

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

en cuanto a inventario y efecto látigo generado. Al final realizaremos un comparativo sobre los resultados y sacaremos algunas conclusiones.

Para el caso del comportamiento de la demanda y las órdenes generados a lo largo de la cadena de suministros, el siguiente gráfico muestra el nuevo comportamiento de las órdenes de compra a lo largo de la cadena.

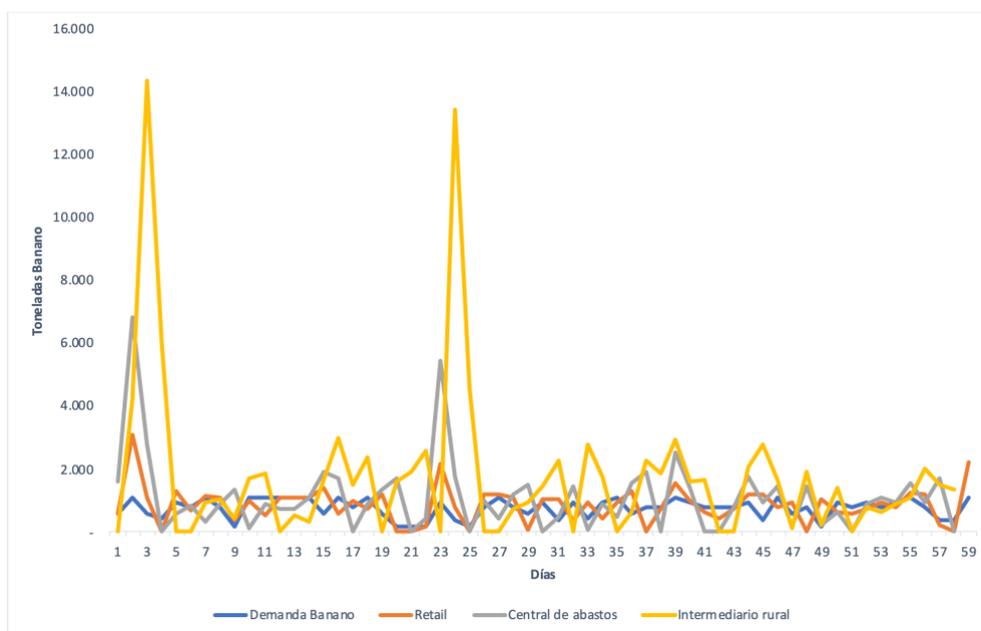


Figura 21. Comportamiento Demanda y Órdenes – Prophet. Fuente: Elaboración propia

A simple vista el comportamiento con ambas técnicas de previsión es similar, sin embargo, los rangos en los cuales se mueven los pedidos varía significativamente. Mientras que los pedidos del intermediario rural llegaban a tener picos de pedidos mayores a 12.000 toneladas de banano, con Prophet los pedidos máximos del intermediario rural no suben más allá de 5.000 toneladas.

Esta comparación puede ser evidente con el inventario total generado a lo largo de la cadena de suministros.

Tabla 17. Incremento del inventario – Prophet. Fuente: Elaboración propia

Nivel de la cadena	Órdenes anuales	Incremento Inventario	Variación %
Demanda cliente	190.216 ton.	--	--
Órdenes Retailers	190.584 ton.	368 ton.	0,19%
Órdenes Central de abastos	214.183 ton.	23.996 ton.	12,60%
Órdenes Intermediario rural	268.307 ton.	78.090 ton.	41,05%

En la Tabla 17 vemos el impacto de aplicar Prophet en el inventario de la cadena de suministros. El menor error de pronóstico disminuye la varianza de las órdenes y por tanto el inventario final en los retailers. La disminución del inventario en el intermediario rural puede verse disminuida en más de una tercera parte ($127,9\%/41,05\% = 3,12$ veces), ocasionando una menor necesidad de tierras aptas para siembra y cosecha del banano, y una posible disminución del capital de trabajo.

La Figura 22 nos muestra el incremento de los pedidos en la cadena de suministros. Prophet mejora la situación actual del inventario, a tal punto que las órdenes realizadas por el intermediario rural son menores en 6.202 (274.508 ton – 268.307 ton) con respecto a las órdenes de la Central de abastos con la técnica Naïve.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

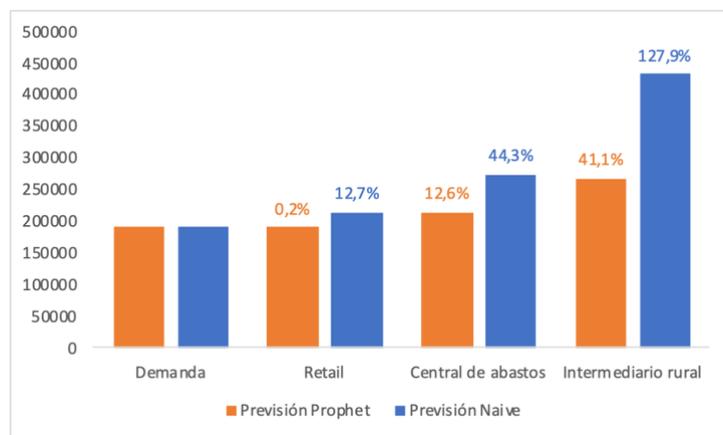


Figura 22. Comparación Órdenes Naïve Vs Prophet. Fuente: Elaboración propia

El efecto látigo también tiene una variación importante. Mientras que la medida del efecto látigo en la técnica Naïve (sección 5.3) llega a tener un valor final de 47,44; para el caso de Prophet su medida se reduce a 35,54. Sin embargo, este impacto no debe mirarse únicamente comparando el valor final del efecto látigo, sino como una evolución del comportamiento del efecto látigo a lo largo del tiempo, es decir el monitoreo diario del efecto látigo trae consigo cambios en el inventario. En la Figura 23 se muestra la comparación del efecto látigo para ambas técnicas de previsión de demanda.

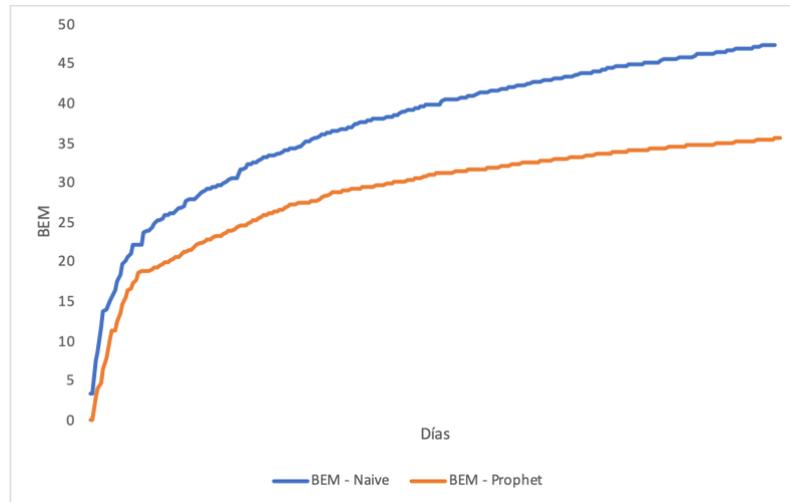


Figura 23. Comparación BEM. Fuente: Elaboración propia

5.5. Conclusión capítulo

La variación de los pedidos genera incertidumbres en los diferentes niveles de la cadena de suministros. En esta simulación obtenemos grandes diferencias en el nivel de inventario y efecto látigo generado. La técnica de previsión de demanda tiene un valor importante en toda la simulación, por cuanto impacta en primera medida el nivel de inventario a alcanzar de cada nivel de la cadena. En segundo lugar, la cantidad a pedir depende directamente del nivel de inventario a alcanzar en el actual período y el anterior. Estas dependencias son la respuesta a los diferentes comportamientos del efecto látigo y el nivel de inventario.

Una mejor previsión de la demanda disminuye el efecto látigo en la cadena de suministros, y como consecuencia los niveles de inventario en toda la cadena, no solamente en los retailers. A mayor cantidad de niveles en la cadena de suministro, mayor el efecto látigo y por ende mayor el nivel de inventario; sin embargo, éste

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

incremento no se presenta de manera proporcional. El incremento del inventario y efecto látigo se suaviza después de un período de tiempo, por lo tanto, su incremento marginal se disminuye al paso de cada período.

6. Modelo de simulación efecto látigo en una cadena de perecederos – desperdicio de banano

En esta parte analizaremos el comportamiento del efecto látigo, el nivel de inventario y desperdicio que puede generarse a partir del banano. La pérdida y desperdicio de banano se puede presentar a lo largo de toda la cadena de suministro, en Colombia este valor puede llegar al 50% en algunos escenarios (S. Gaviria et al., 2016). Para nuestra simulación y análisis del efecto látigo utilizaremos un porcentaje de pérdida por deterioro en los retailers de 10%. Este porcentaje es atribuido a la cantidad de banano que se pierde en los retailers por no cumplir con un nivel de calidad igual o mayor a 80% ($q_i \geq 0,8$). Este nivel de calidad lo seleccionamos como una referencia para no disminuir los precios de venta al consumidor final.

La nueva estructura de la cadena de suministros teniendo en cuenta la pérdida por deterioro del banano se muestra en la Figura 24.

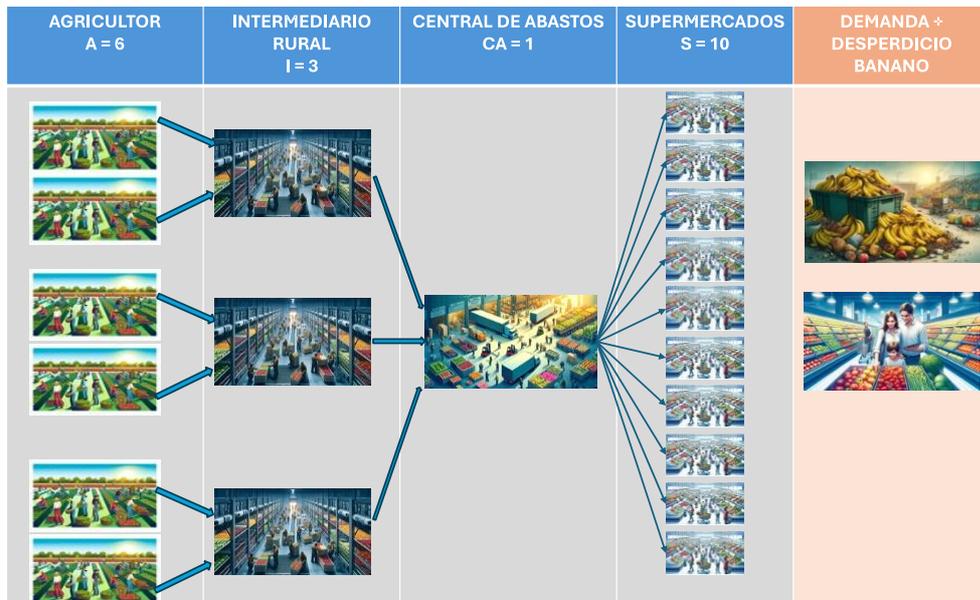


Figura 24. Cadena de suministros con desperdicio Banano. Fuente: Elaboración propia

Con el fin de analizar el comportamiento del desperdicio de banano, hemos querido incluir en este capítulo el impacto del nivel de deterioro del producto, una de las causas del efecto látigo en productos perecederos, tal como lo hemos venido desarrollando durante la tesis. En este capítulo compararemos el inventario, efecto látigo y desperdicio a lo largo de la cadena, aplicando Prophet y Naïve para la previsión de demanda en los supermercados.

La simulación de éste nuevo escenario tendrá parámetros que se ajustarán a la causa de deterioro del producto, la siguiente tabla describe éstos nuevos parámetros.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Tabla 18 Parámetros del modelo - Desperdicio de banano. Fuente: Elaboración propia

Actor cadena suministro	Desperdicio de banano	Inventario inicial II (Ton.)	Reabastecimiento R (días)	Tiempo entrega L (días)	Nivel máximo inventario S_t (Ton.)	Cantidad pedir q_t (Ton.)	Técnica previsión demanda D_t^{\wedge}	Nivel servicio Z
Supermercados	Sí	1.000	1	1	$S_t = D_t^{\wedge} + SS$	$q_t = S_t - S_{t-1} + D_{t-1}$	Prophet	95%
Central de abastos	No	1.500	1	1			Naïve	
Intermediario rural	No	2.000	1	1				

En el siguiente apartado se muestran los resultados de aplicar una técnica básica de previsión de demanda como Naïve en los supermercados, para posteriormente ser comparada con Prophet, y de esta manera ver las diferencias que existen entre sí. Igualmente, se analizan estos resultados con respecto a los resultados del modelo del capítulo 5.4.

6.1. Efecto látigo cadena de suministros del banano – Previsión de demanda Naïve en el deterioro del producto

Se implementaron los resultados de la previsión de demanda por medio de la técnica Naïve en los diez retailers. La simulación en flexsim mostró resultados más críticos en cuando al inventario y efecto látigo se refiere. El desperdicio de banano se compara en ambos escenarios para conocer el incremento de los pedidos generados a lo largo de la cadena. La Figura 25 muestra el comportamiento de la demanda incrementada a raíz del desperdicio, y los pedidos generados aguas arriba de la cadena de suministros.

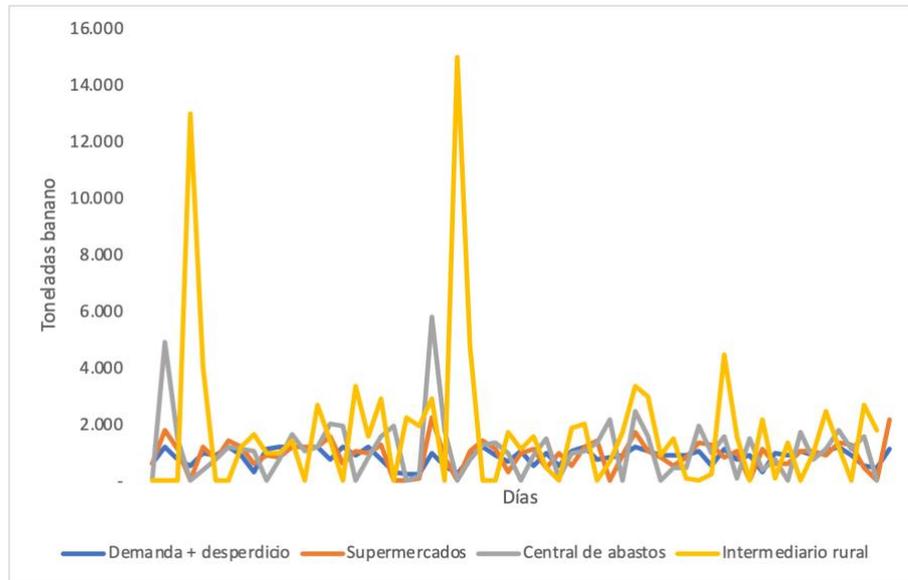


Figura 25. Demanda + desperdicio – Órdenes. Fuente: Elaboración propia

El incremento de la demanda a causa del desperdicio de banano varía entre un día y otro, sin embargo, la gráfica acumulada de demanda nos muestra más claramente este incremento, y lo que puede ocurrir a partir de allí con los actores de la cadena de suministro.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

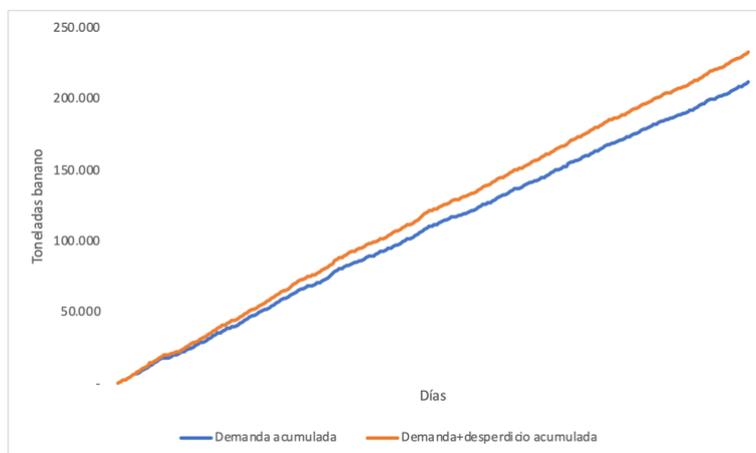


Figura 26. Demanda y desperdicio acumulado. Fuente: Elaboración propia

La Figura 26 muestra el incremento del desperdicio a medida que avanza la simulación. De esta forma el nuevo nivel de demanda genera alteraciones en los actores de la cadena de suministros, los cuales desconocen el porqué del incremento de la demanda, y por tanto implica una variación de sus niveles de inventarios y pedidos. El desperdicio de banano acumulado fue de 21.004 toneladas durante 365 días, en cada uno de los supermercados, ocasionando una distorsión de demanda que puede verse reflejado en la Figura 27.

Capítulo 6: Modelo de simulación efecto látigo en una cadena de perecederos – desperdicio de banano

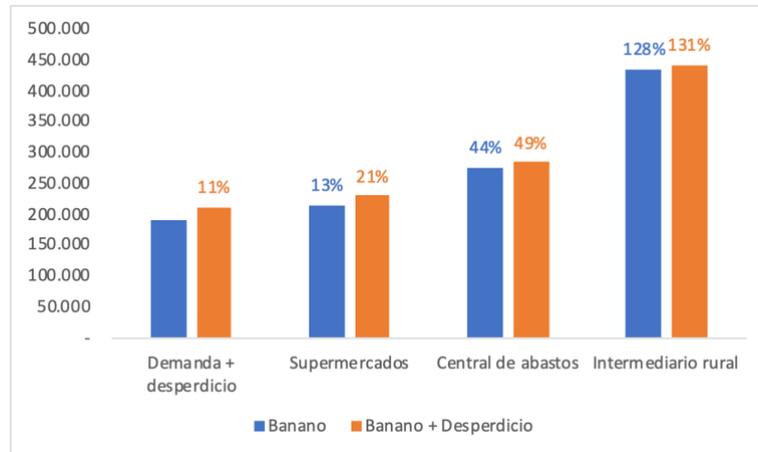


Figura 27. Comparación órdenes de banano con desperdicio. Fuente: Elaboración propia

Esta distorsión de la demanda tiene impacto en el comportamiento del efecto látigo, el cual es causado por la amplificación de varianza de los pedidos aguas arriba de la cadena de suministros. El comportamiento del efecto látigo se incrementa llegando a tener un valor de 51.28, mientras que en su valor original la simulación del efecto látigo llegó hasta 47.44; así mismo, las dos gráficas presentan curvas semejantes, pero con amplificaciones en su valor final.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

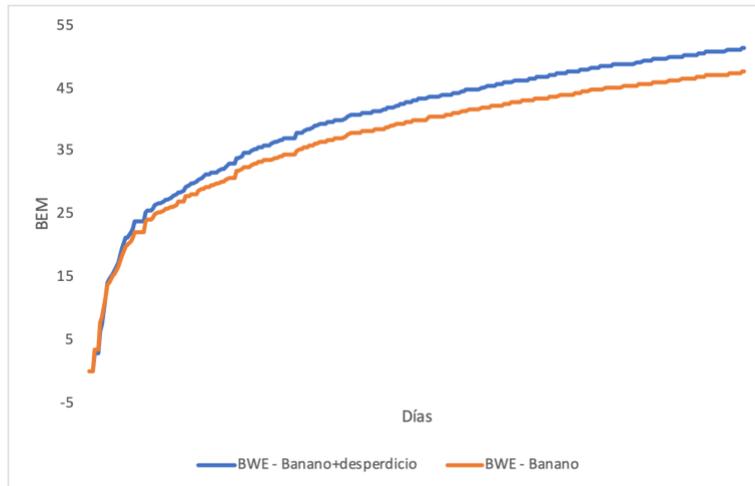


Figura 28. BWE Banano vs BWE Banano+desperdicio. Fuente: Elaboración propia

Se concluye por tanto que el incremento de demanda causada por el desperdicio de banano afecta el comportamiento de los pedidos, el inventario y el efecto látigo en la cadena de suministros. El desperdicio representa un porcentaje de la demanda, este porcentaje de demanda está asociado al nivel de calidad q_i con el cual el banano llega a los retailers, tal como lo mencionamos, en esta investigación suponemos que el nivel de calidad q_i mínimo que el consumidor esta dispuesto a recibir, con el fin de pagar el valor final del banano sin disminución del precio del producto es de **0,8**. Estos parámetros serán tenidos en cuenta a la hora de realizar la simulación con la técnica Prophet, y su comparación permitirá conocer el impacto en el inventario y en el efecto látigo.

6.2. Efecto látigo cadena de suministros del banano – Previsión de demanda Prophet en el deterioro del banano

En este caso continuamos usando Prophet como técnica de previsión de demanda para disminuir el inventario, desperdicio y efecto látigo en la cadena de suministros del banano, tal como lo concluimos en el capítulo anterior. Los resultados de Prophet disminuyen el nivel de pedidos e inventario generado por la amplificación causada el desperdicio de banano. La Figura 29 muestra el incremento del pedido en cada nivel de la cadena de suministros.

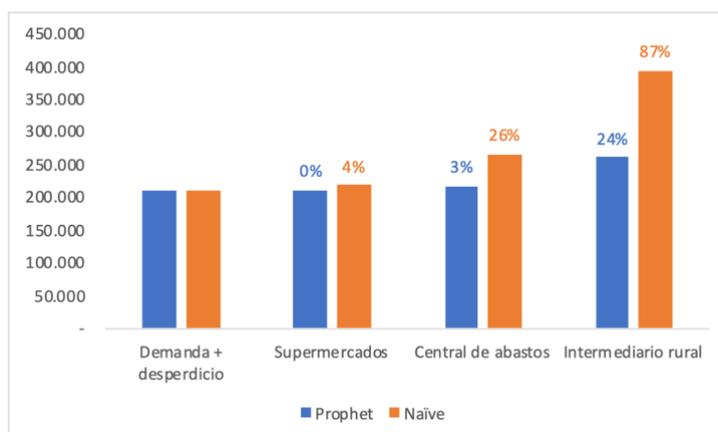


Figura 29. Comparación Demanda+desperdicio banano Naïve y Prophet. Fuente:
Elaboración propia

El impacto de aplicar Prophet como técnica de previsión de demanda sigue dando buenos resultados. En este caso, a pesar del incremento de la demanda a causa del desperdicio de banano generado en los supermercados, los pedidos en los niveles de la cadena de suministros continúan siendo menores comparados con la técnica Naïve.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

En la Tabla 19 se detalla cómo cambia el inventario y el desperdicio al comparar las dos técnicas de previsión Naïve y Prophet.

Tabla 19. Comparación Órdenes e Inventario - con desperdicio. Elaboración propia (2019), *Capítulo 4

Previsión Demanda	Demanda	Desperdicio banano	Órdenes Supermercados	Órdenes Central de abastos	Órdenes Intermediario rural	Inventario anual cadena de suministro
Prophet Banano *	190.216	0	190.584	214.183	268.307	
		Inventario Prophet*	+ 368	+ 23.966	+ 78.090	+ 102.425
Prophet N1	190.216	21.004	211.102	230.169	286.570	
		Inventario Prophet N1	+ 0	+ 39.953	+ 96.354	+ 136.307
Naïve Banano N1	190.216	21.004	230.168	283.262	439.698	
		Inventario Naïve N1	+ 18.948	+ 93.046	+ 249.482	+ 361.476

Al comparar el comportamiento del efecto látigo en una cadena de suministros sin productos que se desperdician, y luego aplicando las técnicas Naïve y Prophet, con un incremento de la demanda causado por la pérdida de producto nos encontramos en una situación como la que se muestra en la siguiente figura.

Capítulo 6: Modelo de simulación efecto látigo en una cadena de perecederos – desperdicio de banano

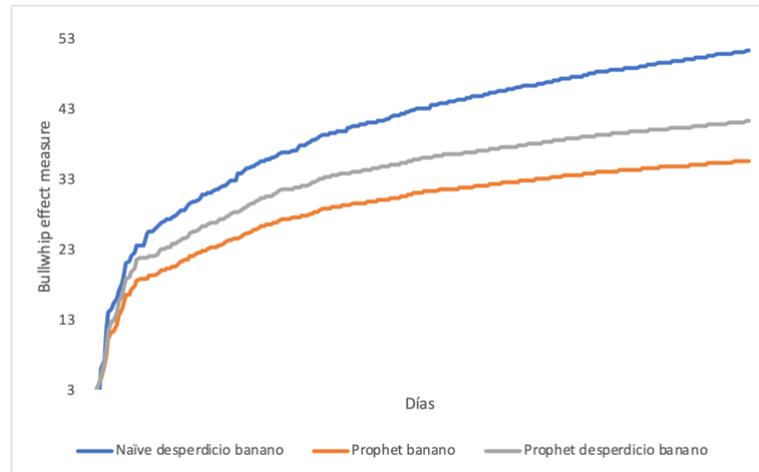


Figura 30. Comparación Bullwhip effect measure. Fuente: Elaboración propia

La técnica de previsión Prophet en este escenario con desperdicio de banano, muestra un menor efecto látigo en los retailers, comparado la aplicación de la técnica Naive en los supermercados. Podríamos decir que la aplicación de una mejor técnica de previsión de demanda disminuye el efecto látigo, así como el nivel de inventario. Adicional a ello, vale la pena indicar que el desperdicio generado en los retailers ha sido el principal causante del incremento del inventario, por cuanto en el escenario simulado con Prophet el incremento de las órdenes fue de 20.873 toneladas, prácticamente la misma cantidad de banano que se desperdició en los retailers 21.040 toneladas. Mientras que con Naive el total del incremento de órdenes en el retail se explica con 21.040 toneladas de desperdicio y 18.948 toneladas adicionales de banano, para un total de 39.952 toneladas de banano.

6.3. Conclusión capítulo

El desperdicio de banano causado por el nivel de calidad ha creado un incremento en los pedidos. (Rozhkov et al., 2022) establece que el nivel de frescura del producto ocasiona que los pedidos en la cadena de suministros se incrementan, debido a una mayor necesidad de producto causado por el deterioro del inventario. En este caso el deterioro del banano ha causado que se pierdan más de 21 mil toneladas de banano en un año por cada retail, por lo cual esta alteración ha causado un incremento de los pedidos en todos los niveles de la cadena de suministros. El incremento de los pedidos es más evidente cuando aplicamos la técnica Naïve, la cual incrementó el inventario en toda la cadena de suministros en más de tres millones de banano. Por hacer una comparación, la demanda total simulada es casi dos millones de bananos, mas 210 mil toneladas de banano desperdiciadas en total; es decir, que la variación de los pedidos y el desperdicio de banano están creando un incremento del 150% de banano en toda la cadena, prácticamente lo equivalente a la venta total de banano en otra región de Colombia.

La aplicación de la técnica Prophet permitió que la distorsión de la demanda causada por la pérdida de banano no se incrementara de manera proporcional a toda la cadena de suministros. Aunque el incremento de inventario en toda la cadena de suministros fue 1'3 millones de banano, esto representa casi una tercera parte del incremento de inventario en el escenario con la técnica Naïve, por lo que Prophet mantiene una relación de casi tres veces de ahorro de inventario, consistente con el anterior capítulo cuando no existía pérdida de banano. Tanto en escenarios de pérdida o sin pérdida de banano, la técnica Prophet nos presenta menores niveles de efecto látigo, lo que se traduce en casi tres veces menos de inventario en toda la cadena de suministros.

*Capítulo 6: Modelo de simulación efecto látigo en una cadena de perecederos –
desperdicio de banano*

7. Causas efecto látigo y modelo Prophet en la cadena del banano

En este capítulo continuamos con el análisis del efecto látigo en la cadena de suministros del banano. En este caso adicionamos una variación en la política de reabastecimiento y el tiempo de entrega en algunos niveles de la cadena. Los cambios que realizaremos en este modelo obedecen a las causas del efecto látigo estudiadas en el estado del arte.

En el primer modelo simulado de la investigación, mantuvimos constantes las variables: deterioro, tiempo de entrega, y política de reabastecimiento; sin embargo, la variación de la demanda, otra de las causas del efecto látigo, fue analizada y su impacto fue menor al aplicar la técnica Prophet. En el segundo modelo incluimos la variable deterioro, la cual mostró cambios en el efecto látigo y en el nivel de inventario de toda cadena. En éste tercer modelo involucramos dos variables que impactan el efecto látigo: tiempo de entrega y política de reabastecimiento, además de continuar simulando la pérdida de banano por deterioro.

La siguiente figura muestra la nueva configuración de la cadena de suministros a simular y los cambios en los tiempos de entrega y tiempos de reabastecimiento.

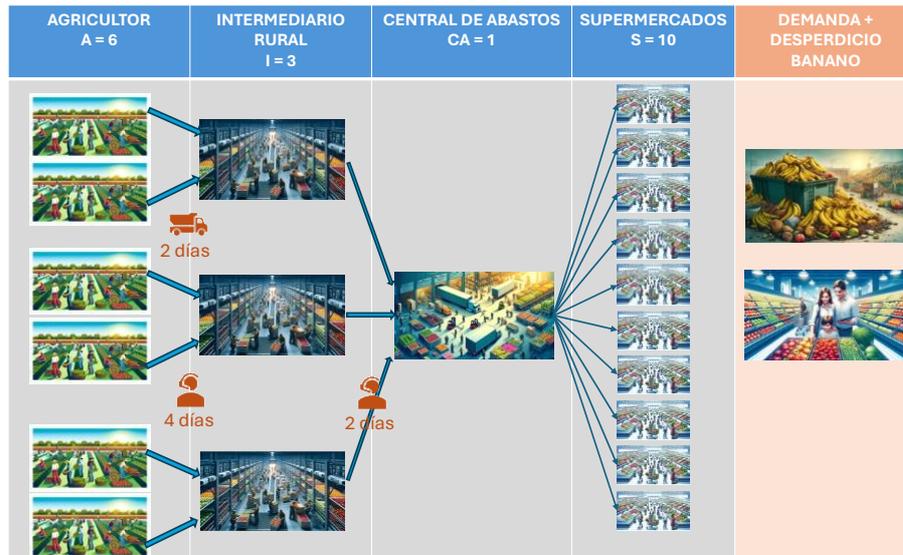


Figura 31. Caracterización cadena de suministros involucrando las causas del efecto látigo. Fuente: Elaboración propia

Ésta nueva configuración de la cadena de suministros busca analizar diferentes niveles de impacto de las causas del efecto látigo, así como ser un escenario más parecido a la realidad colombiana, la cual, dada las condiciones geográficas y de infraestructura, los tiempos de entrega son mayores. Igualmente, analizar variaciones en los tiempos de reabastecimiento también se asemeja más al tamaño de las empresas colombianas, por cuanto el nivel de tecnología no es suficiente para hacer revisiones diarias del inventario, por tratarse de agricultores y pequeños negocios.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Dadas las nuevas condiciones de la cadena de suministros del banano, a continuación, relacionamos los parámetros que fueron tenidos en cuenta para analizar el efecto látigo, el desperdicio y el nivel de inventario del banano.

Tabla 20 Parámetros Prophet y causas del efecto látigo. Fuente: Elaboración propia

Actor cadena suministro	Desperdicio de banano	Inventario inicial II (Ton.)	Reabastecimiento R (días)	Tiempo entrega L (días)	Nivel máximo inventario S_t (Ton.)	Cantidad pedir q_t (Ton.)	Técnica previsión demanda D_t^{\wedge}	Nivel servicio Z
Supermercados	Sí	1.000	1	1	$S_t = D_t^{\wedge} + SS$	$q_t = S_t - S_{t-1} + D_{t-1}$	Prophet	95%
Central de abastos	No	1.500	2	1			Naïve	
Intermediario rural	No	2.000	4	2				

En este capítulo veremos cómo afecta el desempeño de la cadena de suministros, cuando interactuamos con tres causas del efecto látigo en productos perecederos: nivel de deterioro N1, tiempo de entrega O5 y período de reabastecimiento O7; teniendo en cuenta que éstas causas interactúan en con la central de abastos y con los intermediarios rurales.

En el siguiente apartado veremos una situación inicial, la cual representa la aplicación de una técnica básica de previsión, Naïve, en todos los actores de la cadena del banano; ello con el fin de comparar su desempeño con respecto a los dos escenarios anteriores (Capítulo 5 y 6), donde ha sido aplicado Prophet en la previsión de demanda de los supermercados.

7.1. Análisis de las causas del efecto látigo y el uso de Naïve en la previsión de demanda de la cadena del banano

Para esta simulación realizamos los ajustes necesarios, y cambiamos los tiempos de entrega y los tiempos de reabastecimiento de banano en cada nivel de la cadena de suministros. El nuevo comportamiento de las órdenes y por ende el inventario, muestran algunas diferencias con respecto a los escenarios anteriores. Estos cambios los vamos a ir analizando en la medida que avancemos en los resultados del presente capítulo, la siguiente gráfica muestra el comportamiento de la demanda y los pedidos con la técnica Naïve.

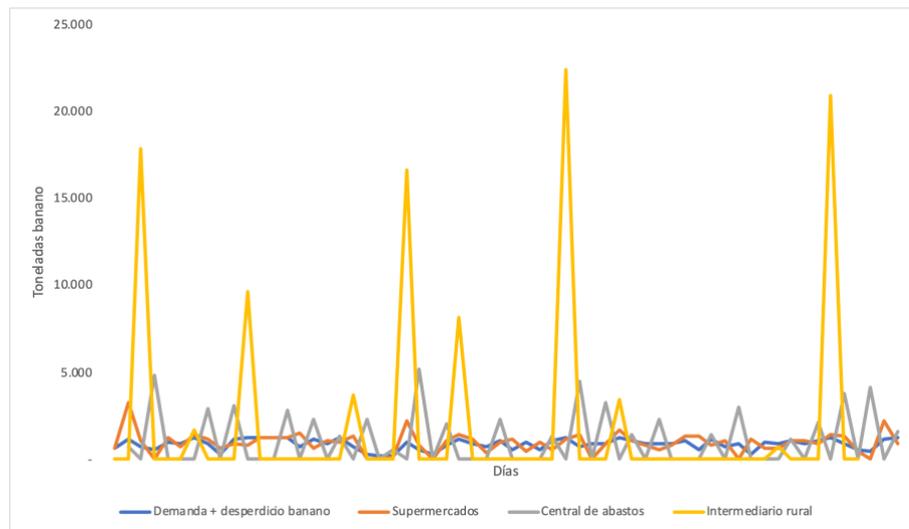


Figura 32. Demanda y órdenes - causas N1, O5 y O7. Fuente: Elaboración propia

Para este caso analizaremos el efecto látigo generado a través de los niveles de la cadena de suministros, en otras palabras, haremos comparaciones del cambio del efecto látigo entre una técnica de previsión y otra, así como entre un nivel y otro de la cadena. En primera instancia vamos a comparar la demanda y las órdenes, con el fin de conocer el incremento de inventario a lo largo de la cadena de suministros. La

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Figura 33 indica el incremento de órdenes, y por ende el inventario en cada nivel de la cadena de suministro.

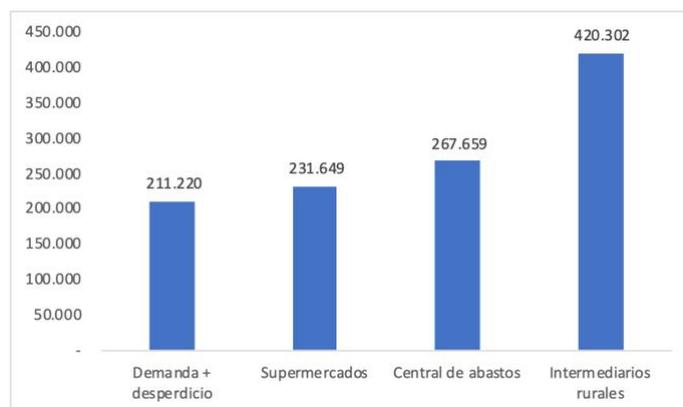


Figura 33. Cantidad Demanda y órdenes – Naïve. Fuente: Elaboración propia

En la Figura 33 es interesante ver que el incremento del tamaño de las órdenes en los niveles de la cadena ha disminuido, en comparación con los dos escenarios anteriores. Este comportamiento lo podemos ver en detalle en la Tabla 21, la cual indica que el incremento de las órdenes en los intermediarios rurales es de 230.086 toneladas, mientras que la Tabla 19 la cual compara la técnica Naïve y Prophet con L y R constantes, nos indica un incremento de las órdenes de los intermediarios rurales de 249.482 toneladas.

Tabla 21. Órdenes con diferentes políticas de entrega y reabastecimiento – Naïve.

Fuente: Elaboración propia

Nivel de la cadena	Órdenes anuales	Inventario/desperdicio	Variación %
Demanda + desperdicio	211.220 ton.	21.040 (desperdicio)	9,96%
Órdenes Supermercados	231.649 ton.	41.433 ton. (inventario)	21,78%
Órdenes Central de abastos	267.659 ton.	77.443 ton. (inventario)	40,71%
Órdenes Intermediarios rurales	420.302 ton.	230.086 ton. (inventario)	120,96%

Estas variaciones nos invitan a revisar lo que está pasando con el efecto látigo en cada uno de los niveles la cadena de suministro. Para ello aplicamos la fórmula de medición del efecto látigo planteada en esta investigación, y comparamos sus impactos en cada nivel de la cadena.

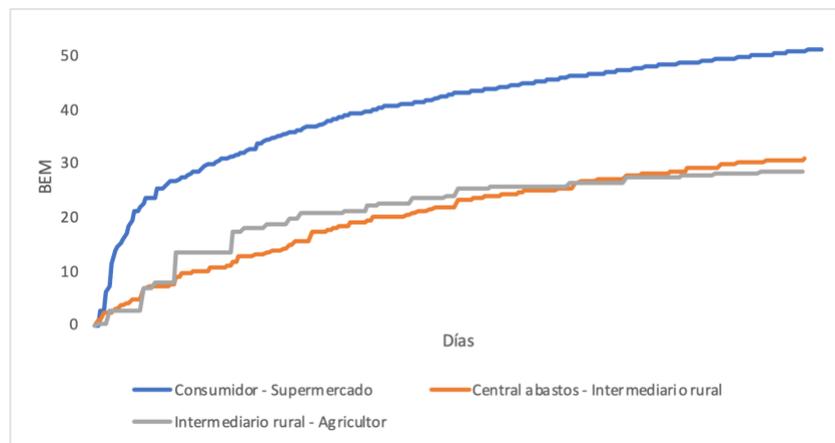


Figura 34. Comparación BWE para todos los niveles – Naïve. Fuente: Elaboración propia

La Figura 34 muestra que el efecto látigo al interior de los niveles de la cadena de suministros, disminuye a medida que avanzamos aguas arriba de la cadena. Este comportamiento muestra que la mayor variación de la demanda la percibe el retail, y partir de allí el incremento de la varianza de los pedidos y del inventario se presenta, pero de una forma más suavizada (Coppini et al., 2010)

Las diferencias que se presentan en la medida del efecto látigo también se traducen por las variaciones en los tiempos de entrega y la política de reabastecimiento. En este caso es necesario comparar el efecto látigo al interior de los niveles de la cadena de suministro cuando existe variación en la política de reabastecimiento, y cuando no. La Figura 35 muestra la comparación del efecto

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

látigo al interior de cada nivel, mostrando el comportamiento de los escenarios con variaciones en las políticas de inventarios y tiempos de entrega.

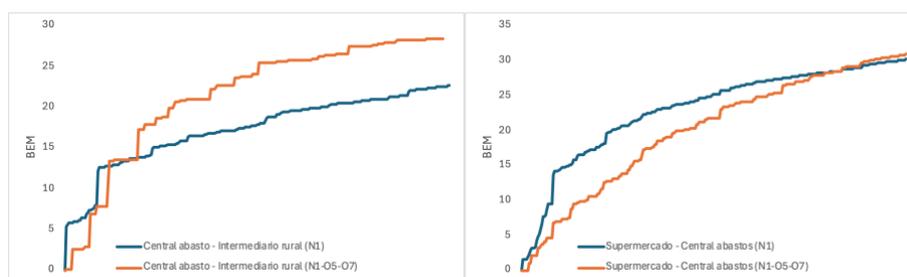


Figura 35. Comparación BWE aplicando diferentes causas del efecto látigo – Naive.

Fuente: Elaboración propia

Al analizar el comportamiento del efecto látigo entre los supermercados y la central de abastos se muestra que el BEM (Bullwhip Effect Measure), es mayor cuando la política de reabastecimiento aumenta a dos (2) días. Recordemos que en el escenario actual el tiempo de entrega L continúa siendo uno (1), pero la política de reabastecimiento R es dos (2). Sin embargo, el incremento del BEM en este escenario no implica necesariamente mayor nivel de inventario. Al realizar las comparaciones del caso, mientras que en el capítulo anterior donde L y R tienen un valor de uno (1), el inventario en la central de abastos es de 93.046 toneladas (ver Tabla 19), en este capítulo el inventario en la central de abastos es de 77.443 toneladas (ver Tabla 21)

De otro lado, en el caso de la central de abastos y los intermediarios rurales el comportamiento del BEM no es fácil de predecir. Al inicio de la simulación el efecto látigo es mayor con L y R variables ($L = 2$ días, $R = 4$ días), sin embargo, luego se suaviza su comportamiento (Luong, 2007) y el BEM con $L = 1$ y $R = 1$ empieza a ser mayor. La mezcla de las causas de tiempo de entrega (O5), y política de

reabastecimiento (O7) permite ver nuevas comparativas del efecto látigo y su impacto en las órdenes y el inventario.

7.2. Análisis del desempeño de Prophet con respecto a las causas del efecto látigo en la cadena del banano

En este apartado vamos a poner a prueba el desempeño de Prophet como técnica de previsión de demanda para los supermercados, cuando realizamos cambios en las causas del efecto látigo en la cadena suministros del banano: nivel de deterioro del banano, tiempo de entrega y política de reabastecimiento. En la siguiente figura se muestran los comportamientos de la demanda y el desperdicio de banano, así como los pedidos de los supermercados, centrales de abastos e intermediarios rurales.

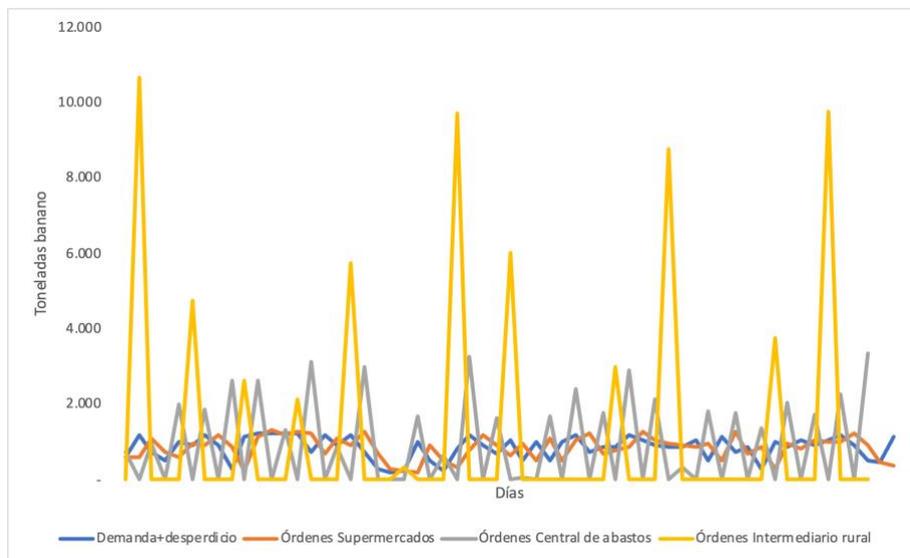


Figura 36. Demanda + desperdicio de banano y órdenes. Fuente: Elaboración propia

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Al realizar una comparación entre la demanda y las órdenes totales generadas en cada nivel de la cadena de suministros, la diferencia de inventario resultante es menor que lo mencionado en la Tabla 19. En este caso, una mayor cantidad de días de reabastecimiento y mayor tiempo de entrega permiten disminuir la brecha de inventario, Prophet sigue teniendo mejores resultados, pero el ajuste de variables suaviza la diferencia entre ambas técnicas. La Figura 37 muestra el total de demanda y órdenes en cada nivel de la cadena.

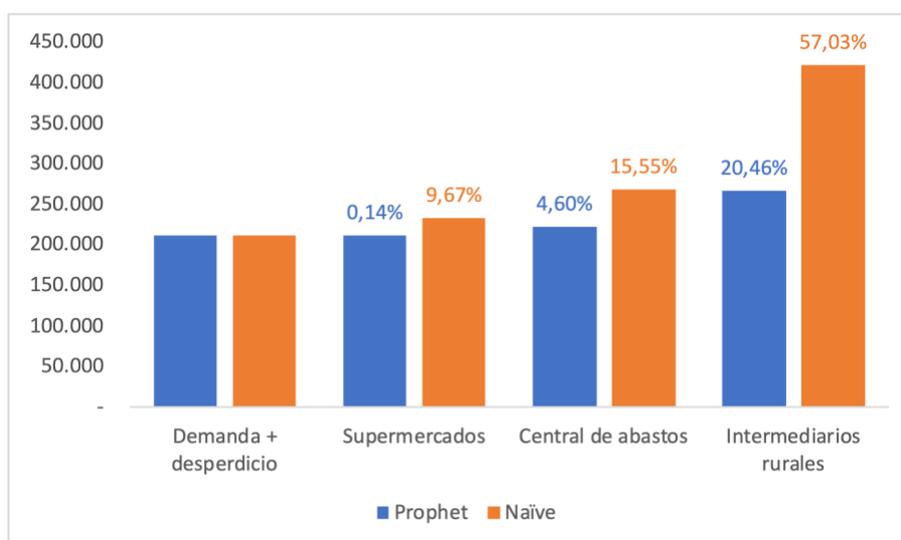


Figura 37. Demanda y Órdenes: Naïve y Prophet (N1-O5-O7). Fuente: Elaboración propia

La Figura 37 se traduce en menores inventarios en la cadena de suministro, aplicando ambas técnicas de previsión de demanda, Naïve y Prophet. De otro lado, utilizar Prophet permite mejorar el desempeño del efecto látigo, y responder de una mejor forma a los cambios en los tiempos de entrega y de reabastecimiento, como se indica en la Tabla 22; la cual también resume el incremento de inventario en cada nivel de la cadena.

Capítulo 7: Causas efecto látigo y modelo Prophet en la cadena del banano

Tabla 22. Órdenes e inventario Naïve y Regresión. Fuente: Elaboración propia

Previsión Demanda	Demanda	Desperdicio banano	Órdenes Supermercados	Órdenes de abastos	Central	Órdenes Intermediario rural	Inventario anual cadena de suministro
Prophet Banano *	190.216	0	190.584	214.183		268.307	
	Inventario Prophet*		+ 368	+ 23.966		+ 78.090	+102.425
Prophet Banano causas N1	190.216	21.004	211.102	230.169		286.570	
	Inventario Prophet N1		+ 0	+ 39.953		+ 96.354	+136.307
Prophet Banano causas N1-O5-O7	190.216	21.004	211.513	221.241		266.496	
	Inventario Prophet N1-O5-O7		+ 297	+ 31.025		+ 76.280	+ 107.603
Naïve Banano causas N1-O5-O7	190.216	21.004	231.649	267.659		420.302	
	Inventario Naïve N1-O5-O7		+ 20.429	+ 77.443		+ 230.086	+ 327.958

En esta comparación vemos cómo el inventario en la cadena de suministros varía entre cada uno de los escenarios en los que se aplica Prophet. Cuando sólo involucramos la variación de demanda del banano, el inventario total de la cadena es de 102 mil toneladas de banano; sin embargo, cuando involucramos las causas del efecto látigo que hacen parte de la tesis, este inventario se incrementa. Este resultado es esperable por cuanto al involucrar estas causas, se espera que el efecto látigo y el inventario aumente. Igualmente, es necesario analizar el comportamiento del efecto látigo a la luz de los resultados del inventario, con el fin de verificar si el inventario puede ser el resultado del incremento del efecto látigo. Al visualizar estos resultados queda claro que al comparar una técnica de previsión como Prophet, con una técnica de previsión Naïve, ésta última genera resultados tres veces más bajos en cuanto al desempeño en la cadena de suministros del banano se refiere.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Procedemos a analizar los resultados del efecto látigo en cada uno de los escenarios establecidos en la Tabla 22.

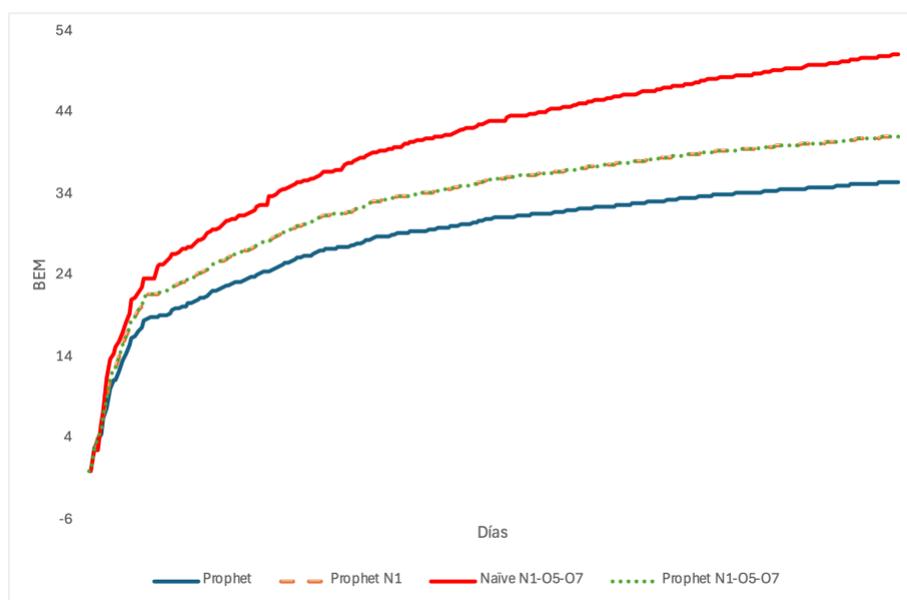


Figura 38 Causas efecto látigo - Previsión de demanda. Fuente: Elaboración propia

La figura anterior muestra que el mayor efecto látigo se presenta cuando aplicamos la previsión de demanda Naïve en los supermercados, e involucramos todas las causas del efecto látigo analizadas, deterioro del banano, tiempo de entrega y política de reabastecimiento (Naïve N1-O5-O7). También vemos que el menor efecto látigo se presenta cuando la única causa que lo genera son los cambios de demanda del banano, y aplicamos un modelo de previsión Prophet (Prophet). Hasta este punto, estos resultados coinciden con el nivel de inventario mostrado en la Tabla 22, donde el menor inventario se presenta cuando aplicamos Prophet en una cadena de suministros del banano, y el mayor cuando aplicamos Naïve en una cadena de suministros con múltiples causas del efecto látigo.

De otro lado, el análisis nos permite evidenciar que su medición del efecto látigo es la misma cuando aplicamos una previsión Prophet, e involucramos el deterioro del banano (Prophet N1); y en la otra donde también tenemos en cuenta el tiempo de entrega y el reabastecimiento (Prophet N1-O5-O7). Ambos escenarios coinciden en cuanto a la medición del efecto látigo, sin embargo, el inventario en la cadena de suministros varía. La medición del efecto látigo es la misma dado que el punto de medición son los supermercados y el comportamiento de la demanda allí es igual, por cuanto ambos escenarios capturan los cambios de demanda y el desperdicio de banano. A partir de allí las condiciones son diferentes, ya que empiezan a cambiar las causas de tiempo de entrega y reabastecimiento en las centrales de abastos, intermediarios rurales y agricultores.

Para ello, vamos a empezar a analizar qué está ocurriendo al interior de los actores de la cadena de banano, y descubrir estas variaciones. La siguiente gráfica muestra el comportamiento del efecto látigo al interior de los actores de la cadena del banano.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

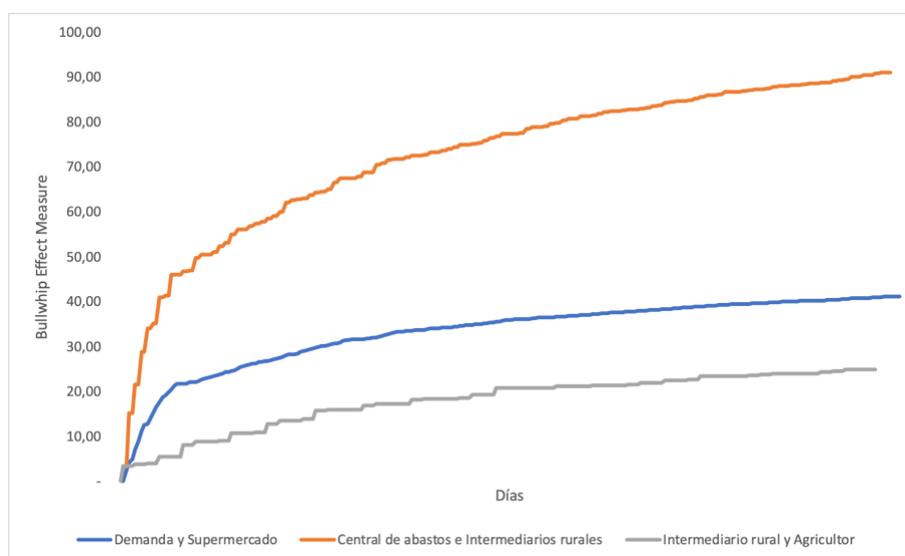


Figura 39. Comportamiento BEM entre niveles cadena de suministros – Prophet N1-O5-O7. Fuente: Elaboración propia

La Figura 39 indica que el menor efecto látigo al interior de los actores de la cadena del banano se presenta entre el Intermediario rural y el agricultor, seguido del comportamiento de la demanda con desperdicio de banano y el supermercado, y finalmente el mayor impacto del efecto látigo se presenta entre la central de abastos y los intermediarios rurales. En este caso las causas del efecto látigo O5 (tiempo de entrega) y O7 (política de reabastecimiento) son las causantes de estas variaciones en el efecto látigo, sin embargo, es necesario hacer comparaciones con respecto al modelo Prophet N1, con el fin de analizar más en detalle el impacto de éstas dos causas.

En la siguiente figura se muestra una comparación del efecto látigo al interior de los actores de la cadena del banano, teniendo en cuenta el modelo Prophet N1 y Prophe N1-O5-O7

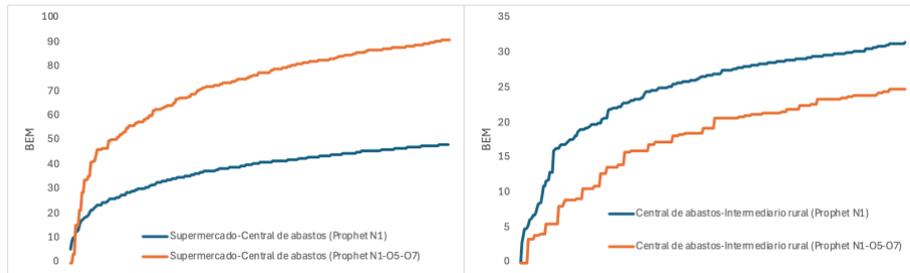


Figura 40. Comparación BEM Prophet N1 - Prophet N1-O5-O7. Fuente: Elaboración propia

Recordemos que la medida del efecto látigo entre el consumidor y los supermercados fue de 41,15 en ambos modelos (Prophet N1-O5-O7 y Prophet N1). La medición del efecto látigo al interior de los actores de la cadena del banano evidencia que éste aumenta entre los supermercados y la central de abastos (91,03 y 48,22); y luego disminuye entre la central de abastos y los intermediarios rurales (24,87 y 31,44) respectivamente.

De otro lado, la magnitud del efecto látigo varía de acuerdo con las causas que estén involucradas en el proceso. Mientras que la magnitud del efecto látigo se suaviza cuando sólo se involucra el desperdicio de banano (N1) -> (41,15 – 48,22 – 31,44); éste presenta resultados más extremos cuando involucramos más causas del efecto látigo (N1-O5-O7) -> (41,15 – 91,03 – 24,87)

7.3. Conclusión Prophet N1-O5-O7

Tal como lo mencionamos en el estado del arte de nuestra investigación, existen diferentes tipos de causas del efecto látigo clasificadas como de comportamiento y de operación. En este tercer escenario de simulación buscamos mezclar el desperdicio, el tiempo de entrega y la política de reabastecimiento como variables dentro del modelo, con el fin de medir el desempeño del efecto látigo y el inventario, para este caso continuamos aplicando la técnica de previsión Prophet.

El modelo Prophet logró alcanzar la misma magnitud del efecto látigo en los supermercados 41,15, al comparar los modelos con una sola causa (N1) y con varias causas (N1-O5-O7). Sin embargo, al analizar el efecto látigo aguas arriba, este valor se amplifica cuando incluimos más causas en el modelo, pasando a ser de 91,03 entre los supermercados y la central de abastos; y 24,87 entre la central de abastos y los intermediarios rurales

Estos cambios en las magnitudes del efecto látigo aguas arriba del consumidor, tienen un impacto en los niveles de inventario. El presente modelo de previsión Prophet al involucrar las causas N1, O5 y O7, presentan menos niveles de inventario que el modelo Prophet cuando sólo se involucra la causa N1. Aunque el efecto látigo aguas arriba de la cadena del banano aumenta, el inventario no aumenta en la misma proporción, por lo que el modelo actual genera menos inventario que el modelo con una sola causa del efecto látigo N1.

Capítulo 7: Causas efecto látigo y modelo Prophet en la cadena del banano

8. Conclusiones y líneas futuras de investigación

8.1. Conclusiones

Los alimentos se pierden o desperdician a lo largo de la cadena de suministros. Desde el agricultor hasta el consumidor final evidenciamos estas ineficiencias, tal es así que en promedio uno de cada tres kilos de alimentos no llega a ser parte de la dieta de las personas. Al revisar estas cifras más en detalle, y detallar por tipo de alimento y su utilización final, encontramos que el conjunto de frutas y verduras es el más afectado por esta situación, dado que la pérdida y desperdicio oscila entre un 50% y 60%.

Las ineficiencias en la cadena de suministros de alimentos afectan de diferentes maneras al consumidor final. Para el grupo de frutas y verduras esta situación se agudiza más por cuanto la producción total debe ser casi el doble para suplir las necesidades del consumidor final. Al seguir investigando estas cifras podemos encontrar varias causas de ello, desde falta de tecnología y herramientas en el agricultor, malas condiciones de almacenamiento, o simplemente despilfarro de parte del consumidor final por que el producto no reúne las características de fresca y apariencia deseada.

Capítulo 8: Conclusiones y líneas futuras de investigación

Dentro de estas malas prácticas a lo largo de la cadena de suministros se encuentra el efecto látigo. Una amplificación de la demanda aguas arriba del consumidor, creando una sensación de mayores ventas y al mismo tiempo mayores ingresos, pero que en realidad ocasiona mayores niveles de inventario; y en el caso de los alimentos podría aumentar el riesgo de pérdida y deterioro debido a la corta vida útil de los productos.

El efecto látigo se presenta en las cadenas de suministros de cualquier tipo de producto. Nuestro primer objetivo consistía en encontrar la relación entre el efecto látigo y los productos perecederos. En este caso realizamos una revisión del estado del arte que evidenció los factores de calidad asociados a la cadena de suministros de productos perecederos tales como calidad del producto, calidad logística, sostenibilidad, calidad de la información, calidad de marketing; entre otras. Estos factores se relacionan con algunas causas del efecto látigo como la actualización de la demanda, el nivel de deterioro del producto, la política de inventarios, los tiempos de entrega y reabastecimiento entre otros. En este punto logramos asociar la cadena de suministros de productos perecederos con el efecto látigo.

Nuestro segundo objetivo consistía en investigar esquemas de solución que se han aplicado para minimizar el efecto látigo. El estado del arte nos mostró que en cada una de las investigaciones se tuvieron en consideración las causas del efecto látigo como la actualización de la demanda o los tiempos de entrega y reabastecimiento entre otros, sin embargo los esquemas de solución se centraron en el análisis estadísticos, modelos de simulación, y programación lineal multiobjetivo; en menor medida se utilizaron los modelos de programación lineal y programación entera, programación dinámica, metaheurísticas y modelos de

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

aprendizaje automático. Estos esquemas de solución revisten una serie de técnicas y metodologías para minimizar el efecto látigo, a la luz de las causas que lo generan.

El tercer objetivo consiste en relacionar las variables y factores de la cadena de suministros de productos perecederos con las diferentes técnicas de previsión de demanda existentes. Algunos factores de calidad afectan la previsión de demanda de productos perecederos, para nuestra investigación encontramos que la calidad del producto, la calidad de la información y la calidad logística resultaron relevantes al momento de analizar las técnicas de previsión de demanda investigadas. En congruencia con ello, se pusieron a prueba técnicas de previsión que tuvieran en cuenta el impacto de estos factores, se analizó una de las más utilizadas ARIMA, la más reciente como Prophet, y las menos utilizadas como aprendizaje automático y aprendizaje profundo.

Nuestro último objetivo consistía en desarrollar un modelo de previsión, que disminuya el efecto látigo en una cadena de suministros de productos perecederos. En nuestra investigación simulamos la cadena de suministros del banano, una fruta en la cual Colombia es uno de los mayores productores mundiales. Utilizamos el modelo Prophet ya que captura de una mejor forma las variaciones estacionales y las relaciones no lineales de la demanda del banano. El diseño de este modelo permitió reducir el efecto látigo en una cadena de suministros multinivel, donde actuaban agricultores, intermediarios rurales, centrales de abastos y retailers; además se lograron mejorar otros indicadores como el nivel de inventario, el deterioro y el nivel de servicio del consumidor final.

Capítulo 8: Conclusiones y líneas futuras de investigación

En la cadena de suministros existen actores que afectan en mayor medida el efecto látigo, la ampliación de la demanda aguas arriba de la cadena de suministros depende en gran medida de las actuaciones del retail. La investigación mostró que una mejor previsión de demanda por parte del retail genera resultados positivos en el efecto látigo. El diseño de un modelo de previsión de demanda con Prophet, responde de una mejor manera a los comportamientos de demanda de productos perecederos, especialmente para el banano. Nuestro modelo de previsión de demanda encontró que el efecto látigo disminuye de 47,44 la ampliación de demanda a 35,54 al aplicar nuestro diseño de demanda con Prophet. Esta reducción en la amplificación de demanda se ve reflejado en el inventario a lo largo de la cadena de suministros, el cual es más de tres (3,12) veces en comparación con una previsión de demanda con la técnica Naïve.

Cuando empezamos a involucrar el nivel de deterioro del banano, este comportamiento altera la demanda en el retail, y por ende en los demás actores de la cadena de suministros. El nivel de deterioro incrementó la demanda en el retail un 11%, causando variaciones en el efecto látigo. El modelo Prophet mostró menores niveles del efecto látigo en comparación con Naïve; éste último alcanzó un nivel de amplificación de 51,28, mientras que Prophet se ubicó en 41,15. El nivel de inventario alcanzado en la cadena de suministros también fue menor, logrando a ser 2,65 veces menor que el caso de previsión con Naïve. Para este segundo escenario la técnica Prophet pareció ser menos efectiva que cuando no existen niveles de deterioro del producto (similar a un bien No perecedero), lo cual puede deberse a que, aunque la demanda total del banano se incrementó a causa del desperdicio, su variabilidad únicamente aumentó en 0,7746%; reduciendo de esta manera la brecha entre ambos análisis.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

En un tercer escenario quisimos poner a prueba nuestro modelo Prophet a la luz de varias causas del efecto látigo. Realizamos modificaciones a las causas: tiempos de entrega y de reabastecimiento. Éstas causas del efecto látigo son importantes por cuanto se asocian a los factores de la calidad logística de los productos perecederos. Al realizar cambios en estas causas en la central de abastos y los intermediarios rurales, observamos que el efecto látigo ocasionado en retail sigue siendo 41,15 para nuestro modelo Prophet y 51,28 para Naïve; sin embargo, el inventario en toda la cadena de suministros vuelve a ser más de tres (3,037) veces entre Naïve y nuestro modelo Prophet. La mezcla de varias causas del efecto látigo amplía la brecha entre Prophet y Naïve, por tanto, la aplicación de mejores modelos de previsión de demanda disminuye el efecto látigo, el inventario y desperdicio en la cadena de suministros de productos perecederos, las diferencias se vuelven más evidentes cuando involucramos varias causas del efecto látigo, una situación que en la realidad empresarial es más que común ya que al mismo tiempo están interactuando varias causas del efecto látigo.

(Lee, 1997) afirma que una forma de disminuir el efecto látigo es mejorando la exactitud de la previsión de demanda, siendo la actualización de la demanda una de las causas del efecto látigo, es lógico pensar que una mejor exactitud de la previsión deberá reducir el efecto látigo. Los métodos utilizados para confirmar esta hipótesis han sido ARIMA (Babai et al., 2013), media móvil (F. Chen, Ryan, et al., 2000), y la simulación (Xu et al., 2019). Sin embargo, estos métodos de previsión se limitan a una sola causa del efecto látigo en sus investigaciones, ya sea actualización de demanda, tiempo de entrega, variación de precios o procesos de la compañía.

Como menciona (Ignaciuk, 2012) el nivel de deterioro del producto es una causa del efecto látigo en productos perecederos, sin embargo, no es una causa que haya

sido tenido en cuenta al momento de realizar previsiones de demanda. Nuestra investigación involucra el nivel de deterioro como una variable que afecta el incremento del efecto látigo, y su posterior conexión con el modelo de previsión de demanda propuesto. Hasta el momento Prophet ha sido utilizado para la previsión de productos durables, que analicen los días feriados y las promociones; las variables que incluye esta técnica permiten que un producto perecedero puede coincidir con este comportamiento, por cuanto el nivel de deterioro ocasiona que existan promociones para vender el producto antes que se deteriore, y los días feriados puedan ser representadas por las ocasiones de cosecha y de mayor consumo de este tipo de productos.

El comportamiento de demanda de un producto perecedero tiene características que lo hacen diferente a un producto durable, como su aleatoriedad, estacionalidad, y poca tendencia. Estas características, sumadas al desperdicio, toman relevancia puesto que los modelos tradicionales de previsión requieren patrones de comportamiento para ser precisos. Por ejemplo, si se tienen pocos datos históricos (menos de cinco años), no es recomendable aplicar las técnicas de inteligencia artificial como redes neuronales o Deep learning. La aleatoriedad se convierte en un reto a la hora de predecir la demanda, y se vuelve aún más crítico cuando tenemos en cuenta el desperdicio, ya que modifica los puntos extremos de demanda.

Este reto puede ser enfrentado con una técnica de previsión que no requiere una gran cantidad de datos históricos, que gestione puntos máximos y mínimos, que tenga en cuenta las relaciones no lineales de los datos históricos; y responda al incremento de demanda generado por la pérdida de producto a causa del deterioro. Nuestro modelo Prophet es flexible en los rangos máximos y mínimos, respondiendo de manera eficiente a los cambios inesperados de demanda; y se ajusta a tendencias

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

suaves o fuertes, dependiendo del tipo de demanda. Finalmente, se pueden involucrar los picos de cosecha como una variable de "días feriados", permitiendo de ésta formar adición variables exógenas al modelo.

Mejorar la gestión de demanda por medio de nuestro modelo Prophet reduce el efecto látigo en la cadena de suministros de productos perecederos. Ésta mejora se encuentra supeditada a los ajustes de las causas del efecto látigo, las cuales mejoran o deterioran la eficiencia del modelo y el inventario a lo largo de la cadena. Nuestro modelo reduce el efecto látigo y el inventario al analizar las causas como el deterioro, el tiempo de entrega y el tiempo de reabastecimiento. Sin embargo, cuando sólo tenemos en cuenta el deterioro del producto, el efecto látigo y el inventario se reducen, aunque en menor proporción que en el escenario anterior. Por lo tanto, el diseño de un modelo de previsión de demanda, que reduzca el efecto látigo y el inventario en una cadena de suministros de perecederos, debe también procurar analizar las causas que generan este comportamiento, su alcance y eficiencia pueden ser tan amplios como la flexibilidad que pueda tener la cadena de suministros.

La investigación no tiene presente las posibles variaciones en los tiempos de entrega o reabastecimiento, asumimos que los tiempos de entrega son constantes y no cambian durante los datos del estudio. Igualmente, asumimos que todo el banano cosechado por los agricultores llega a los intermediarios y supermercados en óptimas condiciones de consumo, y el deterioro se presenta en el retail. Asumimos datos de demanda de banano de un año, por lo tanto, se podrían recolectar datos para una mayor cantidad de períodos.

8.2. Líneas futuras de investigación

Las futuras líneas de investigación pueden involucrar otras causas del efecto látigo en la previsión de demanda como las del comportamiento humano, ya que son causas que han sido pocas veces investigadas, y especialmente se hace necesario buscar escalas y parámetros de estos comportamientos, es decir se pueden adicionar variables de comportamiento humano que desde otras áreas del conocimiento pueden aportar al diseño de métodos de previsión.

De otro lado, se recomienda investigar el impacto de utilizar técnicas de previsión más sofisticadas a lo largo de toda la cadena de suministros, ya que esto podría disminuir la dependencia de compartir información, una práctica que, aunque se ha comprobado su eficacia a la hora de reducir el efecto látigo, se vuelve difícil llevarla a cabo por la cultura empresarial en países como Colombia y Latinoamérica.

A futuro se vuelve importante analizar el comportamiento del efecto látigo en otro tipo de productos perecederos, especialmente en aquellos que amenazan la sostenibilidad alimentaria mundial como el maíz, la soya, el arroz; que debido a la situación de conflicto global pueden llegar a afectar severamente las condiciones de vida de los seres humanos.

Finalmente, con la llegada masiva de la inteligencia artificial generativa, se deberían buscar mecanismos para capturar información de la demanda de manera más precisa y en tiempo real, buscando entrenar modelos de previsión más robustos, y que involucren más de una técnica de previsión.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

En esta investigación hemos logrado dar respuesta a los objetivos de la tesis, encontrando las causas del efecto látigo en una cadena de perecederos, los diferentes esquemas de solución que han surgido. Hemos diseñado un modelo de previsión que reduce el efecto látigo, el desperdicio y el inventario en una cadena de perecederos. Y finalmente trazamos las futuras líneas de investigación que se desprenden de nuestras conclusiones.

Capítulo 8: Conclusiones y líneas futuras de investigación

Publicaciones derivadas de la tesis

Artículo científico

- Impact of bullwhip effect in quality and waste in perishable supply chain



Review

Impact of Bullwhip Effect in Quality
and Waste in Perishable Supply
Chain

Julán Andrés Durán Pufo, Ángel Ortiz Bas and Nydia Marcela Reyes Maldonado



<https://doi.org/10.3390/pr9071232>

processes MDPI

Review Article

Impact of Bullwhip Effect in Quality and Waste in Perishable Supply Chain

Julian Andrés Durán Peña ^{1,✉}, Ángel Ortiz Ras ^{1,2} and Nydia Marcela Reyes Maldonado ^{3,4}

¹ Research Centre on Production Management and Engineering (CICPE), Camino de Vera s/n, 48102 Valencia, Spain; ² Department of Accounting, Autonomous University of Barcelona, Avenida 42 48-11, Barcelona 08035, Catalonia; ³ Correspondence: jdur@ma4.upv.es (J.A.D.P.); amr@ma4.upv.es (A.O.R.); nydia@ma4.upv.es (N.M.R.M.)

Abstract: The bullwhip effect results from inefficiencies in the supply chain in perishable products, the inefficiencies are quality in the supply chain and product waste. We carried out a literature review to determine the causes of the bullwhip effect and the supply chain's quality factors of this phenomenon's perishable products. Update the demand, the level of deterioration of the product, and the number of intermediaries in the causes of the bullwhip effect most investigated. On the other hand, the product's safety and the quality of the information are the quality factors of the chain of supplies of perishable products most researched. Future research should address the causes of human behavior that affect the bullwhip effect in the perishable goods supply chain.

Keywords: bullwhip effect; perishable supply chain; quality; waste

1. Introduction

The supply chain connects customers with distributors, manufacturers, and suppliers. During this process, their decisions increase or decrease the cost of operation and service level provided to the client. One of the phenomena that occur in the bullwhip effect, which presents an amplification of the variability of demand upstream of the supply chain [1].

In this process, we evidenced that four causes generate this phenomenon, such as (i) Processing of the Demand signal; (ii) Surplus-missing rational game; (iii) Batch Order; (iv) Price variations [2] proposed some solutions to the causes found, for example avoiding repetitive sources of forecasts, agreeing appointments for merchandise delivery, automatic replenishment program or sharing sales data among others.

The causes that generate the bullwhip effect can be differentiated between operational and human [3]. Within the operational causes [4] indicates that the price of substitute products may increase or decrease the bullwhip effect [5] proposes to reduce delivery time in seasonal demand supply chains. The complexity of supply chain operations driven by globalization and the amount of information generated at all times [6] proposes an information system that allows visualizing the entire supply chain, improving resource management and flexibility; however, this increases the supply chain's complexity due to the amount of processed information. Although the bullwhip effect increased upstream of the supply chain, [7] shows that it is possible to manage the chain from suppliers, reducing the bullwhip effect, especially in commodities and semi-commodities.

When reviewing the bullwhip effect in perishable products, [8] indicates that research does not look at the level of waste, interaction with similar products, and impact over multiple periods. This process [9] states that it is better to focus on improving forecasting methods than clearly defining safety inventory.

Feeding more than seven billion people becomes an essential factor in guaranteeing food security; it is imperative to design operating models to reduce food waste [10].

Processes 2021, 9, 1232. <https://doi.org/10.3390/pr9071232> <https://www.mdpi.com/journal/processes>

This increase in the number of people in the world directs the gaze towards the loss and waste of food, directly affecting people's nutrition [1]. This population increase can reach 1.7% per year, making it necessary to guarantee food availability and improve the supply chain's effectiveness [2]. Ref. [11] shows us the interest of researchers in knowing the quality of the supply chain's performance and the technological and logistical tools to identify these factors.

The research has three objectives: (1) to identify the variables that are causing the bullwhip effect in supply chains; (2) establish the factors that affect the quality of the perishable supply chain and (3) articulate those quality factors of the perishable supply chain, which may be impacting the bullwhip effect. Paper seeks to identify the variables of the bullwhip effect by researchers, the type of solution they have proposed for the perishable supply chain, and the variables and factors not investigated yet, which will serve as future framework research.

2. Bullwhip Effect

2.1. Search Equation Causes Bullwhip Effect

The search equation focused on the variables that cause the bullwhip effect. During the process, the article of [2], due to its importance in proposing the first factors that cause the bullwhip effect in supply chains, will show the most relevant causes of the bullwhip effect create a complex framework on the generators of this phenomenon. Figure 1 shows the structure of the keywords used.



Figure 1. Search equation causes bullwhip effect. Reference: Authors.

We made a paper's search using the figure's 1 keywords in several databases (Web of science, Scopus, Taylor and Francis, MDPI and Wiley). After a carefully analysis of the papers found, 28 papers were used to derive the main variables, causes and effects of the bullwhip effect.

The supply chain becomes increasingly complex as technological development advances in the world. This complexity on the amount of information that those responsible for the supply chain must process [5]. This information makes supply chain management even more complex, and therefore the impact of the bullwhip effect. Ref. [2] raises the problem of the bullwhip effect as excess inventory upstream of the supply chain, one of the causes of losses of millions of dollars and many days of inventory. This consequence of the bullwhip effect from operational causes and human behaviors [3] establishes that the operational causes are inherent to the same dynamics of the operation, while the causes of human behavior are inherent to the strategic interaction between two members of the supply chain.

The bullwhip effect can cause the expansion of demand upstream of the supply chain; it is evident that the possible causes of this are four: (1) processing of the demand signal, (2) excess-missing rational game, (3) size of the production order, and finally (4) variations in the price [1]. In the case of price variations, [1] proposes that the interaction between supply chains of substitute and complementary products may suffer an increase in the bullwhip effect due to the price coefficient and a slight variation in demand. Ref. [3] finds that many products have a seasonal demand behavior; the bullwhip effect increases in these cases when the lead time exceeds the demand cycle.

2.2. Causes Bullwhip Effect

Since ref. [2] established the four causes of the bullwhip effect: demand management, order batch, price variation, and the rational game of shortages. Other authors have

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

emerged who have dared to make contributions on other possible causes of the bullwhip effect, as well as those that turn out to be more relevant. Ref. [14] establish that causes bullwhip effect are similar in forward supply chain and closed-loop supply chain. Refs. [13,15] evidenced that the causes may be specific to human behavior and others specific to the operation. ref. [16] confirms that if decision makers understood the situation the fact is, then made better decisions, and ref. [17] indicates that human attitude affect inventory factor. In the same way, it indicated that the causes proposed by [1] are part of the operation [5]. It added other causes of operations such as delivery time, inventory and supply policy, lack of synchronization, lack of perception of information, optimal operations without looking at the whole, company processes, and limited capacity. ref. [18] indicates that best way to solve bullwhip effect is ensure accuracy of information. On the other hand, the human causes included fear of running out of inventory, lack of training, and negligence when making decisions about orders.

Researchers like [5,19–23] indicate that demand management is a relevant factor when measuring the impact of the bullwhip effect. The seasonality of demand can cause sales promoters in periods of low demand; the variation in prices to boost sales can be another critical factor that increases the bullwhip effect. Refs. [4,14,19,24] indicate that price fluctuation amplifies orders upstream of the chain, in that order of ideas [17] indicates that the price variation is the most crucial cause of the bullwhip effect.

Regarding inventory and restocking policy, refs. [14,15] indicate that its control may become relevant to reduce the bullwhip effect. Refs. [6,17] they establish the lack of synchronization between the actors in the chain and the failure to share information as operational causes of the bullwhip effect, and ref. [25] ensures that information sharing reduces the influence of bullwhip effect [26] added more categories to the operational causes and found that the pressures caused by the commercial part of the company to meet sales goals and the number of actors in the supply chain and damage to production machines are additional factors that increase the whip effect.

The bullwhip effect review references [2] and his postulate on the causes of the bullwhip effect. This classification complete with the characterization of the bullwhip effect proposed by [5], which involves behavioral and operational reasons. Ref. [26] makes contributions such as the breakdown of machinery and the number of intermediaries as other operational causes. [7] proposes a new cause such as the level of deterioration of the product, found in "other causes"—the structure of the bullwhip effect's causes shown in Figure 2.

Table 1 shows the identification assigned to each cause of the bullwhip effect in the supply chain, as well as the research that support the cause of the bullwhip effect.

Since ref. [1] identified the first causes of the bullwhip effect: demand update, order lot size, price variation, and the rational game of shortages, other authors have wanted to investigate this phenomenon through the causes identified by [1], thus increasing the amount of research around these causes. Other causes of the bullwhip effect are not as prevalent in research because they have not been identified in recent years yet. In recent years, ref. [1] proposed the classification of the causes of the bullwhip effect between operations and behavior, followed [15] consolidating the causes of behavior and in the last year [16] broadens the classification of operational causes, including "machine breakdowns" and "pressure for sales compliance". Although other causes of the bullwhip effect identified along the supply chain, researchers should investigate in greater depth to know the level of impact of the bullwhip effect. The characteristics of the supply chains that it affects, to a greater extent, the types of products that are more susceptible to this phenomenon, among others. The causes of the bullwhip effect identified in recent years are beginning to make their way among researchers. The increase in the number of causes of the bullwhip effect corroborates the interest in studying this supply chain phenomenon.



Figure 2. Causes of bullwhip effect. Reference: Authors.

Table 1. Causes bullwhip effect classification.

Classification	Description	Authors	ID
Behavior	Poor shortage	[1,15,17,20]	B-1
	Poor training	[1,15,16,20]	B-2
	Negligence in time to make decisions	[1,16]	B-3
Operational	Updating demand	[2,5,19–21,27]	O-1
	Batch size	[2,2,27,29]	O-2
	Price variations	[2,4,9,22,28,30]	O-3
	Canning shortages	[2,21,29]	O-4
	Lead time	[4,27,29]	O-5
	Inventory policies	[9]	O-6
	Restocking policies	[19,20]	O-7
	Support/control system	[3,18]	O-8
	Lack of synchronization	[4,27,29]	O-9
	Wrong perception of feedback	[9]	O-10
Other	Local optimization without a global vision	[9]	O-11
	Number of intermediaries	[2,26]	O-12
	Company processes	[3,14]	O-13
	Broken machines	[26]	O-14
	Capacity	[9]	O-15
	Sales pressure due target	[2,26]	O-16
	Perishability products	[7]	O-17

Reference: Authors.

3. Perishable Products

3.1. Search Equation Quality Factors Perishable Supply Chain

In the case of perishable products, the search focused on the factors that affect the perishable supply chain's quality. There are several definitions of perishable products, ref. [26] establishes as any processed or semi-processed substance that is useful for human consumption; however other authors such as ref. [21] adds that they must be of short duration. Figure 3 establishes the search equation for the characteristics of the perishables supply chain.



Figure 3. Search equation quality factors perishable supply chain.

We made a paper's search using the figure's 3 keywords in several databases (Web of science, Scopus, Taylor and Francis, MDPI and Wiley). After a carefully analysis of the papers found, 30 papers were used to derive the main characteristics of perishables products considering the quality aspects.

The goods that sell worldwide have a different added value according to the customer's level of satisfaction. It is said that the more satisfied the customer feels, the greater the added value of the product compared to another. In this game of added value to the customer, the supply chain causes can differentiate two categories in the research: durable products and perishable products. There is a high interference of perishable products; these products classify for lose value over time. Thus, many products fall into this classification [16].

The loss of value can affect the profitability of this economic sector. In the case of agricultural products, which are part of the family of perishable products, it can say that it is very profitable for producers and the community given the many jobs it generates for the region. In this last decade, the changes that have occurred in the agricultural industry place it in an important position in the world economy, making it the main supply for various food processing industries [17].

3.2. Structure Perishable Products

When looking inside the supply chain of agricultural products, factors make it more complex than a traditional supply chain. Factors such as deterioration, the short useful life, the seasonality of the product, the variability of quality and quantity, as well as the specialized transport requirements and the environmental impact that some of them may cause, make the management of the more complex, expensive and unpredictable perishable products [11]. The complexity is significant in the case of perishable products. The time passes through the supply chain, and days of inventory in the warehouse, in the face of the variability of demand and transport, are minimal. Additionally, this complexity has increased globally thanks to the new approach, which has set aside a single step of the chain, such as production. Now the investigations are dealt with in the entirety of the supply chain [12].

Characterizing perishable products is not an easy task, as has been shown by research in which there has been confusion about products for animal, vegetable, fruit, processed consumption, etc., ref. [13] proposes a classification scheme for consumer goods traded in the world.

According to the classification this paper is focused on perishable products, and more specifically in the agricultural products. Ref. [14] indicates that the perishable product is short-lived and the non-perishable is long-lasting. There are various factors such as product quality, logistics quality, and quality cost. Etc., which affect the quality of the perishables supply chain. Ref. [15], which in turn are part of the quality problems of the supply chain of the sub-category of agricultural products [13]. The food and Agriculture Organization of the United Nations FAO indicates that in the sub-category of edible products are agricultural production and animal products. For ref. [16], the loss and waste of food are among the factors that most affect the supply chain of the grocery sub-category; less food is on two segments of products: (i) primary and non-basic vegetable products and (ii) primary and non-basic animal products, basic.

From a theoretical point of view, eatable products are as next

"Refers to any substance, whether processed, semi-processed, or raw, intended for human consumption. It includes a drink, chewing gum, and any substance used in the manufacture, preparation, or treatment of food but does not include cosmetics, tobacco, or substances used only as drugs. Food products can be of animal or plant origin and are considered food from the moment that (i) crops are harvest-mature or suitable for their purpose; (ii) animals are ready for slaughter; (iii) milk drawn from the udder; (iv) eggs are laid by a bird; (v) aquaculture fish is mature in the pond, and (vi) wild fish are caught with fishing gear [17]."

Eatable products is a sub-category of perishable products [13], that is why the loss and waste of these products is part of the quality factors that affect the perishables supply chain.

3.3. Factors Affecting the Quality of the Perishable Supply Chain

The structure of the supply chain for perishable products may vary between the different authors. [18] establishes the supply chain as inputs, processing, and outputs, where the inputs are pesticides, fertilizers, agricultural products, crops, dispatch orders, packaging, ingredients, and processes; in the processing are agricultural products, product processors, and transactional actors; and finally, the outputs are all the goods and services delivered to the consumer. Refrigeration is a crucial element to guarantee the quality of fruits and vegetables, ref. [19] establishes lack of cooling infrastructure as a waste factor in the food supply chain, ref. [6] proposes a model where temperature is a constant but a capacity restriction. Ref. [11] proposes a supply chain that conserves the nutrients of these products starting from the producer or farmer, continuing with the packaging process, pre-cooling, primary transport, frozen storage, secondary transport, and retail. Ref. [12] proposes an attributes to keep food safety: traceability, transparency, time, testability, training, tactics and target. Ref. [43] indicates that quality technology helps retain perishable food characteristics.

FAO establishes a supply chain that starts from the processes that occur in the Farm, that is, Agricultural production, then Post-harvest handling & storage, Processing, Distribution, and Consumption [14]. Figure 4 shows the structure of the supply chain for perishable products proposed for this research.



Figure 4. Structure perishable supply chain. Reference: Authors adapted from [17].

In the sub-category of agricultural products, some factors concern the production of these products globally; globalization, technological innovation, trade agreements, consumer sensitivity, and environmental concern can increase or decrease these products [13]. However, waste has been gaining strength in recent years as the most important factor that concerns the supply chain of agricultural products, ref. [16] establishes that 30% of the food produced in the world lost along the supply chain, ref. [17] indicates that between 20% and

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

60% of food lost in the post-harvest stages of the supply chain. Ref. [33] identifies some areas of the supply chain of agricultural products that have the most significant impact on food loss and waste: (i) demand forecasting, (ii) production planning, (iii) inventory management, and (iv) transportation. Ref. [39] adds other elements that impact the waste of products such as shared information, number of intermediaries, lack of cooling infrastructure, lack of scientific harvesting methods, poor logistics infrastructure, poor design of the logistics network, lack of packaging and design, lack of process standardization, lack of traceability [45] and inadequate training.

Waste has increased in recent years due to population growth [37]; however, it is necessary to broaden the vision of the supply chain and analyze the factors that affect not only waste but also the quality of the supply chain of agricultural products [33] identifies thirteen quality factors that affect the supply chain of agricultural products: sustainability management, information management, logistics management, coordination and collaboration management, strategic management, inventory management, demand management, safety management, food, performance management, integration management, supplier management, quality management. Quality system provides a guide to improve customer relationship and better monitor processing [46]. Otherwise, ref. [17] identify another quality factors such as commitment, communication, product quality, satisfaction, information quality, leadership, training, environment factors, quality protocol, personal relationship and financial support.

Similarly, as this researcher can identify factors that affect the quality of agricultural products, the author can also identify quality factors that affect the supply chain of perishable products. Ref. [35] establishes the following factors: quality of relationships [43], cost of quality, quality assurance, extrinsic quality, product quality, product safety, logistics quality, quality of human resources, quality of information technology, marketing quality, quality of performance, refs. [45,50] sustainability, and ref. [45] says traceability is becoming a marketing factor itself.

The classification of the quality factors of the supply chain of perishable products was carried out by [33]; it follows by other authors, who corroborate the impact on the quality of the supply chain. Table 2 details the quality factors that affect the supply chain of perishable products and the consequence it generates.

Table 2. Factors affecting the quality of the perishable goods supply chain.

Quality Factor	Consequence	Authors	ID **
Relationship	Collaboration and trust	[13,35,47,48,51,52]	PSC 1
Cost	High cost of the supply chain, wrong payment system	[35,53]	PSC 2
Quality assurance	Lack of quality standards, quality policies, and quality attributes	[35,46]	PSC 3
Extrinsic quality *	Poor processes with suppliers, retailers, and quality deliveries	[13,35,49], [19] *	PSC 4
Product quality *	Low quality raw materials, nutritional and resource quality	[13,35,47,54–56], [40] *	PSC 5
Product safety *	Low level freshness, inappropriate packaging, lack of traceability	[13,35,42,54,56,57], [38] *, [52] *	PSC 6
Logistics quality *	Low quality of roads, distribution and logistics operation	[13,35,49,58,59]	PSC 7
Quality of human resources *	Low quality of morale, quality of work, low level of education	[13,35,47], [44] *, [19] *	PSC 8
Information technology quality *	Lack of clarity in product information, information quality, wrong forecast, and data quality	[13,35,43,45,55], [34] *, [51] *, [52] *	PSC 9
Marketing quality	There is not brand care	[35,45,52]	PSC 10

Table 2. Cont.

Quality Factor	Consequence	Authors	ID **
Performance quality	Erroneous or non-existent performance measures, low customer perception, quality indexes	[13,35,59]	PSC 11
Sustainability	Non-existent or low level of application of the sustainability strategy, of animal and flora protection	[13,35,47,48,50,54,60]	PSC 12

* In addition to the consequences they generate, they are also the ones most responsible for food waste ** PSC: Perishable Supply Chain; Reference: Authors.

Factors that only affect the quality of the perishables supply chain investigated to a lesser extent than those that affect the quality and food waste. It is striking that factor such as "quality cost" have been investigated only by [35,53] within the articles analyzed in this review. Regarding food loss and waste, ref. [54] focuses on agricultural and animal production products for human consumption; under this classification is that [33,34,39,52] identify the factors that most generate food waste (see Table 2).

4. Bullwhip Effect in Perishable Supply Chain

4.1. Search Equation for the Bullwhip Effect and Perishable Products
 The articulation of these two concepts seeks to understand the characteristics of perishable products that motivated the researchers to relate them to the variables that cause the bullwhip effect. In this research, information searched in databases with international peer review and the search equation involved concepts from the two previous reviews, allowing the results focused on variables and characteristics articulated to reduce the bullwhip effect in the supply chain of perishable products. The selected articles had to comply with a theoretical or case study proposal to reduce the bullwhip effect in the supply chain of perishable products. Figure 5 establishes the keywords used.



Figure 5. Literature review bullwhip effect and perishable.

The result obtained was limited in that the keyword "Bullwhip effect" was used together with the other keywords. In the first review, for research, were selected 485 articles; however, the search was reduced to 121 articles when this keyword included it.

We chose the articles referenced in the research, it was necessary to read each one of them in detail since in many of them, the bullwhip effect was not the focus of the research, others did not refer to the perishable product or fresh food such as the main case, but as a reference to consider for the investigation of another durable product. At the end of the process, 27 articles were selected that identify the causes of the bullwhip effect within the supply chains of perishable products, taking into account the quality factors of perishable products.

Table 5 describes the 27 items bearing in mind the causes of the bullwhip effect and the quality factors of the perishables supply chain.

Table 3. Description of articles in quality factors and causes of the bullwhip effect in perishable supply chain.

Author(s)	Summary
[61]	The short shelf life of perishable products raises concerns in the supply chain, and this generates actions such as promotions that alter demand management and generate the bullwhip effect.
[62]	The management of substitute products plays a vital role in the chain of perishable products due to their short helpful life for this reason, factors such as inventory policy and the batch order list of the products reduce the bullwhip effect in supply chains of perishable substitute products.
[63]	Food waste in traditional and e-business models is an indicator of inefficiency in the supply chain, and inventory and restocking policy is proposed through a simulation using System Dynamics to reduce the bullwhip effect.
[64]	Some links in the supply chain of perishable products do not communicate with each other, creating uncertainty in demand and delivery times. The problem increases by the number of intermediaries in the supply chain; therefore, it seeks to design a simulation model of system dynamics, which determines how these factors impact a three-level food supply chain (manufacturing, distribution, retail) in order to reduce the expansion of demand among chain actors.
[65]	Characteristics of agricultural products are seasonal production; the delivery time is causing an imbalance between demand and supply, causing the bullwhip effect; authors propose an inventory model to reduce the cost of an agricultural supply chain of two steps.
[66]	The long production times, the short time to sell, and the uncertainty of the demand make perishable products a challenge for the managers of this supply chain, and the lack of a mechanism to share information is causing the bullwhip effect. A model based on system dynamics to reduce the bullwhip effect. Authors conclude that sharing information such as inventory level, delivery time, and sales price help to reduce the bullwhip effect.
[67]	Inventory management is essential in perishable products because the products can deteriorate quickly. Delivery time and production time are variables that increase the bullwhip effect. Therefore, it proposes to design a predictive model of demand and inventory to mitigate the bullwhip effect in perishable products.
[68]	The short helpful life of perishable products can be compensated with the sale of substitute products and these reduce the loss and waste of food; this situation generates changes in demand; it proposes to design a DS (Decision Support System) that allows to identify the demand at the point of sale and decrease the amplification of demand.
[69]	The variability of demand in the supply chain for perishable products causes several inefficiencies in operation. This variability of demand increases the risk of product loss due to rapid deterioration, and it proposes to apply the Cluster method to group the different products based on characteristics such as seasonality, promotion, and uneven pattern (main generator of the bullwhip effect), with them in order to improve the forecast that applies to each cluster.
[70]	Food safety must guarantee by reducing waste. It identifies that the resupply policy and the number of intermediaries are causing the bullwhip effect; a new replenishment model seeks to reduce the level of the bullwhip effect in supply chains of two-tier perishable goods.
[71]	The barrier that exists in the information of the supply chain of perishable products and the seasonality of demand and the variation of prices can affect the synchronization of the actors in the supply chain, generating the bullwhip effect. It proposes applying the strategy of sharing information in a farm-supplier dating system of a company such as Carrefour for agricultural products to reduce the bullwhip effect and reduce the transport and intermediary time of the products.
[72]	The deterioration rate is a quality factor in the perishables supply chain; it affects the inventory policy. The aim is to design an inventory control system through the LQ Optimal model, which guarantees product sales without increasing the bullwhip effect.
[73]	Factors such as transportation and storage deteriorate the perishable product and increase the bullwhip effect in the supply chain; therefore, an inventory control system proposes to reduce the deterioration of the product in storage, transport, and at the same time, the bullwhip effect.
[74]	The ignorance of the deterioration time of perishable products and the variability of the delivery time makes the supply chain complex manager. These conditions raise the challenge of managing demand (causing the bullwhip effect), especially when you have more than one supplier. An LQ control system proposes that allows to guarantee a satisfactory inventory level for the customer and at the same time does not exceed the allowed storage.
[75]	The seasonality of the demand for perishable products and the aggregation of data (level of detail of the information) can increase the bullwhip effect and its measurement; it is evident that these conditions affect the generation of the bullwhip effect.

Table 3. Cont.

Author(s)	Summary
[76]	The lack of coordination between the actors in the perishables supply chain is a quality factor present in this product type. Demand management becomes a more complex activity, generating the bullwhip effect. The authors design a model for measuring and managing the bullwhip effect in supply chains.
[77]	The useful life of perishable products is a factor that challenges many administrators. In this case, we studied how this factor affects the size of orders since this is causing the bullwhip effect. The author designs an inventory model to identify how the deterioration of perishable products affects the batch order between the retailer and the supplier.
[78]	Product deterioration increases operating costs, and a non-linear inventory model proposes to reduce the bullwhip effect.
[79]	The cost caused by lost sales, the loss of the client, and the waste of products due to their expiration create uncertainty in operation. Three forecasting methods are proposed, such as ARIMA, ARMAX, and Transfer function model, to decrease the uncertainty of demand and the bullwhip effect.
[80]	The increase in the demand for perishable products that move throughout the regions requires more significant challenges; therefore, it seeks to implement an IoT scheme in logistics processes that reduce this uncertainty and minimize the bullwhip effect and improves the quality of the information in real-time.
[81]	The low collaboration between the actors in the perishables supply chain does not allow producers to have a complete vision, which implies a significant variation in prices and in-between times, increasing the bullwhip effect.
[82]	With the variety of perishable products and their demand, it is analysis to understand the lack of synchronization between the actors in the supply chain. RFID technology is an opportunity to improve supply chain management. Its implementation in perishables helps to have the demand signal in real-time, which is an essential element that impacts the bullwhip effect.
[83]	The characteristics of resupply and errors in the demand of food served on Indonesian trains are causing losses and an increase in the bullwhip effect; a mathematical model is proposed that minimizes the impact and decreases the bullwhip effect.
[84]	The retail of the fresh vegetable sector in India is growing. This forces to improve the quality processes with suppliers and customers, as well as the competitiveness indicators. It seeks to determine the attributes that packaging and retail must have to improve inventory management. It found that the supplier must make its daily supply process, purchases, and inventory handle it as a management of two combinations and propose to share information to reduce the bullwhip effect.
[85]	The research seeks to reduce the bullwhip effect in a supply chain of dairy products, which have relationship problems between the actors in the chain. The study proposes the mobile average forecasting application and optimization with Agent-Based Modeling to attack the two causes of the bullwhip effect, the price variation, and the demand variation.
[86]	The article focuses on the sustained growth of the cultivation of organic products in the Brazilian supply chain. A conceptual model based on the theory of costs designed to reduce the bullwhip effect, taking into account the variation in demand.
[87]	The quality of the information in the financial statements of the perishables supply chain is essential to measure the bullwhip effect. Depending on the economic and operational performance, the increase in this phenomenon identifies over the years. It shows that this phenomenon exists in all industries through financial data on sales and purchases, some more than in others. A model for measuring the bullwhip effect proves that it occurs every time we move away from the final consumer and can impact more than 60% of the variation in demand.

The analysis of the articles allowed us to know the value they contribute to the reduction of the bullwhip effect in the supply chain of perishable products. In this process, the causes of the bullwhip effect most studied by the researchers, and the quality factors of the supply chain of perishable products associated with these causes (see Table 3). We identify the phases of the supply chain of perishable products to which the 25 articles analyzed point in their investigations, according to [37], which identifies seven phases of the perishable product supply chain (see Figure 6). Table 5 classifies the articles according to the phase of the supply chain in which their research.

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Table 4. Classification causes bullwhip effect vs. Quality factors perishable.

Causes Bullwhip Effect	Quality Factors of Perishable Supply Chain												TOTAL	%
	FSC1	FSC2	FSC3	FSC4	FSC5	FSC6	FSC7	FSC8	FSC9	FSC10	FSC11	FSC12		
B1													0	0.0%
B2													0	0.0%
B3													0	0.0%
O1	[64]			[83]		[61,68,69,82]			[73,79]			[83]	7	17.1%
O2						[62,76]			[65]	[62]			3	7.3%
O3	[80]					[82]							2	4.9%
O4													0	0.0%
O5	[64,80]					[67,82]			[65]				4	9.8%
O6						[62,63,71,77,82]				[62]			5	12.2%
O7	[75]					[10,63]							3	7.3%
O8									[74]				1	2.4%
O9				[70]	[81]	[66,81]			[66,70,81]	[66,70]			3	7.3%
O10													0	0.0%
O11													0	0.0%
O12	[64,75]			[70]		[10]			[70,73]	[70]			5	12.2%
O13									[85]		[85]		1	2.4%
O14													0	0.0%
O15													0	0.0%
O16													0	0.0%
NI		[78]				[62,77,76-78,82]	[72]		[73]	[62]	[78]		7	17.1%
TOTAL	3	1	0	2	1	15	1	0	8	3	3	0		
%	8.1%	2.4%	0.0%	5.4%	2.4%	40.5%	2.4%	0.0%	21.6%	8.1%	8.1%	0.0%		

Table 4 shows which are the causes of the bullwhip effect most studied in the 25 articles: update of the demand with 17.1%, the inventory policy and the number of intermediaries with 12.2% each. It also shows which are the most studied quality factors of the perishable supply chain in the causes of the bullwhip effect: product safety with 40.5% and quality of information and information technologies with 21.6%.

The interest in investigating the bullwhip effect in the supply chain of perishable products show in Figure 6. After [1] established the first causes of the bullwhip effect in traditional supply chains, the study of the bullwhip effect began to gain relevance, only until [7] proposes the first perishable to measure the bullwhip effect. In the last decade, and with the exponential increase in the world population and the recent interest of the Food and Agriculture Organization of the United Nations FAO in guaranteeing food security, the interest in measuring the bullwhip effect in product supply chains perishables has been on the rise.

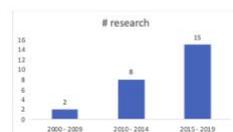


Figure 6. No. research published. Reference: Authors.

The published articles specialize in some phase of the supply chain. Table 5 establishes the phases of the supply chain for perishable products, keeping in mind [10]. There, the phase or phases of the supply chain to which each investigation points are classified, showing that most of these articles are focused on the last phases of the supply chain of perishable products [54].

Table 5. Phased characterization of the perishables supply chain.

Phase of Perishable Supply Chain	Author(s)
Pre-Harvest	-
Harvest	[70,79]
On Farmer Field/Farmer/Transport Storage	[70,79]
Processing and Packaging	[63-66,70,71,72,79,81]
Distribution	[50,62,64-67,70-79,81,82,83]
Retail	[10,61-63,66-72,76-83,85]
Consumption	-

4.2. Types of Perishable Products Analyzed

The development and solution of the problems raised in the articles are based initially on obtaining the data. The verification of the results begins with the source of the data, and here we find first the data collected directly from the companies that present problems related to the bullwhip effect in their chain of perishables. Secondly, data is collected based on the random generation of data with the proposed models.

The types of products were also a point of classification in the articles investigated. Table 6 identifies the types of perishable products investigated and the typology of the solution, whether it is a case study or a real case. In the type of solution, the models used to

reduce the bullwhip effect in the supply chain of perishable products were also identified (see Table 7).

Table 6 also shows that most of the research is related to agricultural products; this may mean an interest in researchers related to the increase in world population [12].

Table 6. Type of perishable products analyzed.

Type of Perishable Product	DATA	
	Real Case	Case Study
Perishable	[63,74]	[66,71–73,77,80]
Obsolete/Out date	[64]	
Deteriorate/Decay		
Non-vegetables		
Vegetables:		
Animal/Birds and their produce	[76]	
Agricultural produce	[65,81]	[83]
Long shelf life	[75]	
Processed produce	[10,61,66,74,75,79,82]	
Fresh produce	[66,81]	[62,67]

The information available in the supply chain can limit the investigation of the supply chain of perishable products. On the other hand, there is a strong tendency to investigate agricultural products within the perishables family, where one of the factors that drive this interest is the increase in the world population [10].

4.3. Solutions Models

Each of the articles addresses one or more causes of the bullwhip effect in the supply chain, however, conditions of perishable products could generate the bullwhip effect. Likewise, each article addresses the problem of the bullwhip effect through several phases of the supply chain, and Table 7 indicates the solution model used in each investigation, taking as a reference the classification proposed by ref. [86].

Table 7. Solutions models.

Kind of Solution *	Author(s)
ILP	[10,61,74]
NLP	[71–73]
MOLP	[62,76,77,79]
DM	[10,61,67,76,79,80,81]
DP	[63,64,66]
HBG	[77,78]
STAT	[61,66,67,74,75,79,81,82]
ML	[66,69]

*ILP: Linear programming; Mixed integer/integer linear programming; NLP: Non-linear programming; MOLP: Multi-objective linear programming; DM: Simulation models; DP: Dynamic programming; HBG: Heuristic algorithms and metaheuristics; STAT: Statistics analysis; ML: Machine Learning.

5. Discussion

Thomsen & Thomsen initially investigated the bullwhip effect in the supply chain was initially investigated by Thomsen & Thomsen by showing an increase in the variability of their inventories and their demand throughout their supply chain [67]. The phenomenon continues investigated in the following years, at the end of the 90s. Ref. [2] identified four causes that may be generating the bullwhip effect: demand update, price variation, order

batch, a rational game of shortages. Research in the last 20 years has made it possible to identify additional causes of the bullwhip effect and classify them according to human behavior and the behavior of the company's operation [3,26].

Research on perishable products began to gain importance due to the worrying increase in the world population [10,11], which leads to a growth in the consumption of perishable products and, at the same time, losses of 5 trillion dollars [79]. The growing interest in studying the loss and waste of perishable products refers to the amount of research around the bullwhip effect in the supply chain of perishable products. Refs. [13,33,54,55] identify sustainability and waste as a factor affecting the performance of the perishable goods supply chain. Refs. [62,66,71,76,79,82] identify that the waste factor and level of degradation is one of the causes of the bullwhip effect in the supply chain of perishable products.

Investigations of the bullwhip effect focus on the later phases of the supply chain of perishable products, particularly in the phases of Distribution and Retail [54]. Although the bullwhip effect has a more significant impact when we are closer to the supplier [1], research in these early stages of the supply chain is scarce, and it does not allow quantifying the full impact of the bullwhip effect on the entire supply chain.

The perishable products investigated can be classified according to the structure of [33]. It is evident that the category "agricultural products" are the most investigated types of product, its importance may be due in a certain way to the fact that [34] classifies it as relevant in their fight for the food security of humanity, and also for the strategic importance they can take in decision-making [85]. The interest in solving the consequences of the bullwhip effect in the supply chain of perishable products is moving towards the "real case", while the "case studies" has lost ground in the interest of researchers, who see in the rates of solutions to real cases, a way to test your theories in the real world.

The use of statistics and simulation models to solve the bullwhip effect in the supply chain of perishable products is evident, the possibility of finding correlations between the causes and variables of the bullwhip effect, validations of the proposals made, and regressions to find forecasts are driving solutions to these problems, also the application of Agent Based Models/ABM to improve the coordination between the echelon in a supply chain [84]. Simulation models are another tool used to a great extent to know the new parameters that can reduce the bullwhip effect in the supply chain of perishable products. Machine learning and heuristics models are the least used to provide a solution to the bullwhip effect in the supply chain of perishable products; it will be interesting to see how the new business dynamics around the increase in data can change the way it addresses new solutions.

The level of product deterioration and demand update processes were the most investigated causes in this literature review, secondly are the causes related to inventory policy and the number of intermediaries. These four causes of the bullwhip effect represent almost 60% of the total articles investigated, which may be a sample of the most common causes of the bullwhip effect in perishable products. On the other hand, the quality factors investigated in the supply chain of perishable products are even more concentrated than the causes of the bullwhip effect. Product safety and the quality of information and its information technologies represent 62% of all quality factors, this being the characteristics most taken into account by researchers in the supply chain of perishable products.

6. Conclusions

Research on the causes of the bullwhip effect is a journey that began with [67] when first identifying this phenomenon. Today there are human and operational classifications for the causes of the bullwhip effect, to the point that it is possible to go more in detail and find sub-classifications that show new elements such as machinery maintenance plans and changes in the methods to process information such as causes of the bullwhip effect in the supply chain [24]. According to the review carried out, we can conclude:

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- The causes of the bullwhip effect most investigated in the supply chain of perishable products are demand update processes, the level of deterioration of the product, the inventory policy, and the number of intermediaries.
- The quality factors of the supply chain of perishable products most investigated to reduce the bullwhip effect in the supply chain are the safety of the product and the quality of the information and its information technologies.

Future research should review how the bullwhip effect affects human behavior in perishable product supply chains, and no research articulates these two variables. Similarly, there is no research on the causes of the bullwhip effect in perishable products: rational game of shortages, wrong perception of feedback, local optimization without a global vision, machinery breakdowns, limited capacity, and pressure to meet production goals. Similarly, the quality factors of the supply chain of perishable products not investigated yet as variables of the bullwhip effect are quality assurance, quality of human resources, and sustainability.

Author Contributions: Investigation J.A.D.F. and Á.O.B.; writing, review, and editing, J.A.D.F., Á.O.B., N.M.R.M.; supervision, Á.O.B. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research received no external funding.

Institutional Review Board Statement: Not applicable.

Informed Consent Statement: Not applicable.

Data Availability Statement: Study did not report any data.

Acknowledgments: The authors gratefully acknowledge the financial support from Research Centre on Production Management and Engineering (CIGEP), Autonomous University of Bucaramanga (UNAB), and the Iberoamerican University Association for Postgraduates (AUIP).

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Abbreviations

The follow abbreviations are used in this manuscript.
FAO Food and agriculture organization of the United Nations
FSC Perishable supply chain
LQ Linear quadratic
RFID Radio Frequency Identification

References

1. Palmanabhan, V.; Lee, Y.H.; Kim, W.-S. Information Distortion in a Supply Chain: The Bullwhip Effect. *Manag. Sci.* **1997**, *43*, 546–559. [\[CrossRef\]](#)
2. Lee, H.L. The bullwhip effect in supply chains. *Sloan Manag. Rev.* **1997**, *38*, 93–102. [\[CrossRef\]](#)
3. Bhattacharya, R.; Bandhopadhyay, S. A review of the causes of the bullwhip effect in a supply chain. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* **2011**, *54*, 1245–1261. [\[CrossRef\]](#)
4. Ma, Y.; Wang, N.; He, Z.; Liu, J.; Liang, H. Analysis of the bullwhip effect in two parallel supply chains with interacting price-responsive demands. *Eur. J. Oper. Res.* **2018**, *263*, 813–825. [\[CrossRef\]](#)
5. Cho, D.W.; Lee, Y.H. Bullwhip effect reasons in a seasonal supply chain. *J. Intell. Manuf.* **2012**, *23*, 2295–2305. [\[CrossRef\]](#)
6. Kiani, E.; Berkasgali, A. Modelling complexity in retail supply chains. *Kybernetika* **2016**, *45*, 297–322. [\[CrossRef\]](#)
7. Hall, R.E. Are supply chains “responsive”? *Int. J. Logist. Manag.* **2005**, *16*, 219–224. [\[CrossRef\]](#)
8. Esteso, A.; Almerary Diaz, M.D.M.; Ortiz Bas, A. Conceptual framework for designing agri-food supply chains under uncertainty by mathematical programming models. *Int. J. Prod. Res.* **2018**, *46*, 4438–4446. [\[CrossRef\]](#)
9. Villegas, F.A.; Smith, N.R. Supply chain dynamics: Analysis of inventory vs. order oscillations trade-off. *Int. J. Prod. Res.* **2006**, *44*, 1027–1054. [\[CrossRef\]](#)
10. Doong, L.; Wood, L.; Wang, W. Effects of Consumer Demand, Product Lifetime, and Substitution Ratio on Perishable Inventory Management. *Sustainability* **2019**, *10*, 1939. [\[CrossRef\]](#)
11. Fattini, L.; Buehler, M.; Macromarino, S. Food waste within food supply chains: Quantification and potential for change to 2050. *Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.* **2018**, *365*, 2005–2021. [\[CrossRef\]](#)

12. Sakthivadhi, D.; Samarapandya, F.; Liu, H.; Kannanabhan, K. Modelling information flow and sharing matrix for fresh food supply chains. *Int. Process Manag. J.* **2017**, *23*, 118–129. [\[CrossRef\]](#)
13. Siddiq, M.M.; Siew, G.; Jinn, K.; Sharma, M.K.; Yadav, V. Agri-fresh food supply chain quality (AFSCQ): A literature review. *Ind. Manag. Data Syst.* **2017**, *17*, 2015–2044. [\[CrossRef\]](#)
14. Braz, A.C.; De Melo, A.M.; de Vasconcelos Gomes, L.A.; de Souza Nascimento, P.T. The bullwhip effect in closed-loop supply chains: A systematic literature review. *J. Clean. Prod.* **2018**, *201*, 376–389. [\[CrossRef\]](#)
15. Yang, Y.; Liu, J.; Liu, G.; Zhou, L. The behavioural causes of bullwhip effect in supply chains: A systematic literature review. *Int. J. Prod. Econ.* **2021**, *236*, 108120. [\[CrossRef\]](#)
16. Hansen, K.; Hoang, J.; Hansen, D. A metacognitive perspective on decision making in supply chains: Revisiting the behavioural causes of the bullwhip effect. *Int. J. Prod. Econ.* **2017**, *184*, 7–20. [\[CrossRef\]](#)
17. Zhou, Y.; Zhou, X. On human decision behavior in multi-echelon inventory management. *Int. J. Prod. Econ.* **2015**, *161*, 116–128. [\[CrossRef\]](#)
18. Dai, J.; Li, S.; Peng, S. Analysis on causes and countermeasures of bullwhip effect. *MATEC Conf.* **2017**, *201*, 3018. [\[CrossRef\]](#)
19. Zhang, X.; Bask, G.J. Analysis of compound bullwhip effect causes. *Eur. J. Oper. Res.* **2011**, *210*, 514–524. [\[CrossRef\]](#)
20. Udénio, M.; Vamvakidis, E.; Patsalos, C.J.; Dellalari, N. Behavioral causes of the bullwhip effect: An analysis using linear control theory. *IEEE Trans.* **2017**, *49*, 980–1000. [\[CrossRef\]](#)
21. Hasanavudoh, A.; Jalatun, A.; Amri, M. Modeling and analysis of the causes of bullwhip effect in centralized and decentralized supply chain using response surface method. *Appl. Math. Model.* **2014**, *38*, 2033–2048. [\[CrossRef\]](#)
22. Park, S.K.; Bagchi, P.K. Understanding the causes of the bullwhip effect in a supply chain. *Int. J. Retail Distrib. Manag.* **2007**, *35*, 208–224. [\[CrossRef\]](#)
23. Bortin, V.; Gendreau, L. Demand forecasting and sharing strategies to reduce fluctuations and the bullwhip effect in supply chains. *J. Oper. Res. Soc.* **2011**, *62*, 458–473. [\[CrossRef\]](#)
24. Zlotnik, G. An empirical investigation on causes and effects of the Bullwhip-effect: Evidence from the personal care sector. *Int. J. Prod. Econ.* **2013**, *143*, 489–498. [\[CrossRef\]](#)
25. Park, K. A Heuristic Stimulation-Optimization Approach to Information Sharing in Supply Chains. *Symmetry* **2020**, *12*, 1319. [\[CrossRef\]](#)
26. Rahman, M.H.; Rahman, M.A.; Talapatra, S. The bullwhip effect: Causes, intensity, and mitigation. *Prod. Manuf. Res.* **2020**, *6*, 606–626. [\[CrossRef\]](#)
27. Jain, R.; Verma, M.; Jaggi, C.K. Impact on bullwhip effect in food industry due to food delivery apps. *Operat.* **2021**, *56*, 148–159. [\[CrossRef\]](#)
28. Li, C.; Liu, S. A robust optimization approach to reduce the bullwhip effect of supply chains with vendor order placement lead time delays in an uncertain environment. *Appl. Math. Model.* **2013**, *37*, 707–718. [\[CrossRef\]](#)
29. Goodland, M.; Makridakis, F.; Suen, R.F.; Ingstrup, M.D. What are causes of cash flow bullwhip effect in centralized and decentralized supply chains? *Appl. Math. Model.* **2017**, *46*, 440–454. [\[CrossRef\]](#)
30. Chaudhary, V.; Kulkarni, K.; Ranjney, S. State-of-the-art literature review on inventory models for perishable products. *J. Adv. Manag. Res.* **2018**, *15*, 306–346. [\[CrossRef\]](#)
31. Manzanari, M.; Akhtar, F.; Ganeshaiah, E.; Marc, N.E. Measuring agri-food supply chain performance and risk through a new analytical framework: A case study of New Zealand dairy. *Prod. Plan. Control* **2019**, *29*, 1258–1274. [\[CrossRef\]](#)
32. Zhong, R.; Xu, X.; Wang, L. Food supply chain management: Systems, implementations, and future research. *Ind. Manag. Data Syst.* **2017**, *17*, 2005–2114. [\[CrossRef\]](#)
33. Shukla, M.; Baskharan, S. Agri-fresh produce supply chain management: A state-of-the-art literature review. *Int. J. Oper. Prod. Manag.* **2018**, *38*, 114–138. [\[CrossRef\]](#)
34. Chaabani, A.; Debnath, R.M.; Singh, S.F. Modelling the drivers for sustainable agri-food waste management. *Benchmarking Int. J.* **2018**, *25*, 981–993. [\[CrossRef\]](#)
35. Siddiq, M.M.; Siew, G.; Jinn, K. Perishable food supply chain quality (PFSCQ): A structured review and implications for future research. *J. Adv. Manag. Res.* **2018**, *15*, 292–313. [\[CrossRef\]](#)
36. FAO. *Principios y Directrices de Almacenamiento de Alimentos*; FAO: Dusseldorf, Alemania, 2011.
37. FAO. *The State of Food and Agriculture*; FAO: Rome, Italy, 2019.
38. Zareen, L.; Cavolini, M.; Egidi, G.; Saporiti, M.G.; Colaninno, A. Revolution 4.0: Industry vs. Agriculture in a Future Development for SMEs. *Processes* **2019**, *7*, 36. [\[CrossRef\]](#)
39. Balogh, M.; Arabindkar, K. Modelling the causes of food wastage in Indian perishable food supply chain. *Resour. Conserv. Recycl.* **2014**, *174*, 133–147. [\[CrossRef\]](#)
40. Marouachabati, F.; Nooshahidi, A.S.; Kadivar, M. Production routing in perishable and quality degradable supply chains. *Helveta* **2020**, *6*, 40376. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
41. Onwude, D.J.; Chen, G.; Ekeozie, N.; Kabutey, A.; Khalid, A.Y.; Sturm, B. Recent Advances in Reducing Food Losses in the Supply Chain of Fresh Agricultural Produce. *Processes* **2020**, *8*, 1431. [\[CrossRef\]](#)
42. Machado-Nardi, V.A.; Ande, D.P.; Tenreiro, R. Food safety in global supply chains: A literature review. *J. Food Sci.* **2020**, *85*, 883–891. [\[CrossRef\]](#)

43. Haji, M.; Kerbache, L.; Muhammad, M.; Al-Ansari, T. Roles of Technology in Improving Perishable Food Supply Chains. *Logistics* **2020**, *4*, 33. [\[CrossRef\]](#)
44. FAO. *Food Loss and Waste and the Right to Adequate Food: Making the Connection*. FAO Rome, Italy, 2018; Volume 1.
45. M&A PTJ. *Outcomes PTJ: Certification of Markets, Markets of Certificates: Tracing Sustainability in Global Agro-Food Value Chains*. *Sustainability* **2018**, *7*, 12258–12278. [\[CrossRef\]](#)
46. Wilson, A.L.; Boys, K.A. Improving quality management: ISO 9001 benefits for agri-food firms. *J. Agric. Dev. Econ. Econ.* **2007**, *7*, 2–20. [\[CrossRef\]](#)
47. Jaisat, L.E.; Sivartha, H.H. Quality control and supply chain management: A contextual perspective and a case study. *Supply Chain Manag.* **2003**, *8*, 194–207. [\[CrossRef\]](#)
48. Handayani, V.; Sunatpang, T.M.; Peralata, T. Agri-food supply chain coordination: The state-of-the-art and recent developments. *Logist. Res.* **2018**, *8*, 5. [\[CrossRef\]](#)
49. Siddh, M.M.; Sani, G.; Jain, R.; Sharma, M.K.; Yadav, V. A framework for managing the agri-fresh food supply chain quality in Indian industry. *Manag. Environ. Qual.* **2021**, *32*, 436–451. [\[CrossRef\]](#)
50. Chakrabarty, V.; Deyraj, T. Sustainable food supply chains: Is shortening the answer? A literature review for a research and innovation agenda. *Sustainability* **2020**, *12*, 9531. [\[CrossRef\]](#)
51. Zhu, Q.; Kalkate, H.R. Managing a Sustainable and Resilient Perishable Food Supply Chain (PFSC) after an Outbreak. *Sustainability* **2020**, *12*, 5004. [\[CrossRef\]](#)
52. de Carmo Stangherlin, L.; de Barcellos, M.D. Drivers and barriers to food waste reduction. *Br. Food J.* **2018**, *120*, 2364–2387. [\[CrossRef\]](#)
53. Covi-Zelati, P.E.; de Maturin José, Q.; de Davi Lucas Arruda, A. The bullwhip effect in Brazilian supply chain of organic products: An analysis from the perspective of transaction cost theory. *J. Manag. Prod.* **2019**, *30*, 1115–1216. [\[CrossRef\]](#)
54. Akkerman, R.; Fanzani, F.; Grunew, M. Quality, safety and sustainability in food distribution: A review of quantitative operations management approaches and challenges. *OR Spectr.* **2018**, *32*, 863–904. [\[CrossRef\]](#)
55. Siddh, M.M.; Sani, G.; Jain, R.; Sharma, M.K. Structural model of perishable food supply chain quality (PFSCQ) to improve sustainable organizational performance. *Resour. Manag. Inf. J.* **2018**, *25*, 2272–2317. [\[CrossRef\]](#)
56. Mariani, R.; Accorsi, R.; Arvaci, Z.; Bendati, A.; Borkula, M.; Gurbani, M.; Vulli, E.; Galina Tranchi, T. Sustainability and quality in the food supply chain: A case study of alignment of edible oils. *Br. Food J.* **2018**, *116*, 2009–2090. [\[CrossRef\]](#)
57. Costa, C.; Costa, C.; Antunes, F.; Antunes, F.; Fialheiro, F.; Fialheiro, F.; Aguiar, J.; Aguiar, J.; Serra, D.; Serra, D.; et al. A Review on Agri-Food Supply Chain Traceability by Means of RFID Technology. *Food Bioprocess Technol.* **2013**, *4*, 353–366. [\[CrossRef\]](#)
58. He, Y.; Huang, H.; Li, D.; Shi, C.; Wu, S.J. Quality and Operations Management in Food Supply Chains: A Literature Review. *J. Food Qual.* **2018**, *2018*, 7279491. [\[CrossRef\]](#)
59. Chana, S. Global Standards, Local Realities: Private Agrifood Governance and the Restructuring of the Kenyan Horticulture Industry. *Econ. Geogr.* **2018**, *46*, 197–222. [\[CrossRef\]](#)
60. Frenkel, L.M. The future of the food system: Cases involving the private sector in South Africa. *Sustainability* **2013**, *5*, 1234–1235. [\[CrossRef\]](#)
61. Chechhidji, J.; Prusa, P. The Analysis of Orders of Perishable Goods in Relation to the Bullwhip Effect in the Logistic Supply Chain of the Food Industry: A Case Study. *Open Eng.* **2018**, *8*, 1. [\[CrossRef\]](#)
62. Daoung, L.N.; Wood, L.C.; Wang, W.Y.C. A Multi-criteria Inventory Management System for Perishable & Substitutable Products. *Procedia Manuf.* **2015**, *2*, 66–76. [\[CrossRef\]](#)
63. Campuzano-Beltrán, F.; Mula, J.; Diaz-Madreros, M. A supply chain dynamics model for managing perishable products under different business scenarios. In Proceedings of the 2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management, Seville, Spain, 21–23 October 2015; pp. 329–337. [\[CrossRef\]](#)
64. Kumar, S.; Nigamshah, A. A system dynamics analysis of food supply chains—Case study with non-perishable products. *Soc. Model. Probl. Theory* **2011**, *10*, 2101–2108. [\[CrossRef\]](#)
65. Jiang, Q.; Ning, W.; Hou, R.; Zhou, B. An Optimization Model for Inventory System and the Algorithm for the Optimal Inventory Costs Based on Supply-Demand Balance. *Math. Probl. Eng.* **2013**, *2013*, 508284. [\[CrossRef\]](#)
66. Wang, W. Analysis of Bullwhip Effects in Perishable Product Supply Chain Based on System Dynamics Model. *ISCTA* **2011**, *1*, 1018–1021. [\[CrossRef\]](#)
67. Hanisch, K.; Pflum, M.; Jan, C.; Absolutus, H. Bullwhip effect attenuation in supply chain management via control-theoretic tools and short-term forecasts: A preliminary study with an application to perishable inventories. In Proceedings of the International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CDIT), Paris, France, 23–26 April 2019.
68. Hubert, J.; Cozzamini, A.; Stockerhölzl, H. Cluster-based hierarchical demand forecasting for perishable goods. *Expert Syst. Appl.* **2017**, *76*, 140–151. [\[CrossRef\]](#)
69. Caliano, F.; Kakhkchi, M.; Ronchi, S.; Vergari, R.; Zetteri, G. Clustering customers to forecast demand. *Prod. Plan. Control* **2010**, *16*, 32–43. [\[CrossRef\]](#)
70. Ji, H. Simulation and analysis on the bullwhip effect based on Farming-Supermarket Docking. In Proceedings of the 2016 International Conference on Logistics, Informatics and Service Sciences (LISS), Sydney, NSW, Australia, 24–27 July 2016.
71. Ignaciuk, P.; Bartoszewicz, A. Linear-Quadratic Optimal Control of Periodic-Review Perishable Inventory Systems. *IEEE Trans. Control Syst. Technol.* **2012**, *20*, 1400–1407. [\[CrossRef\]](#)
72. Lesniewski, P.; Bartoszewicz, A. LQ Optimal Sliding Mode Control of Periodic Review Perishable Inventories with Transportation Losses. *Math. Probl. Eng.* **2013**, *2013*, 325274. [\[CrossRef\]](#)
73. Ignaciuk, P. LQ Suboptimal Control of Perishable Inventory Systems with Multiple Supply Alternatives. *IFAC Proc. Vol.* **2012**, *45*, 200–205. [\[CrossRef\]](#)
74. Henry, J.V.; Williams, B.D.; Waller, M.A.; Hofer, A.R. Masking the bullwhip effect in retail: The influence of data aggregation. *Int. J. Phys. Distrib. Logist. Manag.* **2015**, *45*, 814–830. [\[CrossRef\]](#)
75. Fransoo, J.C.; Wouters, M.J.F. Measuring the bullwhip effect in the supply chain. *Supply Chain Manag.* **2000**, *5*, 78–89. [\[CrossRef\]](#)
76. Minner, S.; Transchel, S. Order variability in perishable product supply chains. *Eur. J. Oper. Res.* **2017**, *260*, 93–107. [\[CrossRef\]](#)
77. Akbari Kaasgari, M.; Imani, D.M.; Mahmoodjanloo, M. Optimizing a vendor managed inventory (VMI) supply chain for perishable products by considering discount: Two calibrated meta-heuristic algorithms. *Comput. Ind. Eng.* **2017**, *103*, 227–241. [\[CrossRef\]](#)
78. Dellino, G.; Laudadio, T.; Mari, R.; Mastrorandi, N.; Meloni, C. Microforecasting methods for fresh food supply chain management: A computational study. *Math. Comput. Simul.* **2018**, *147*, 100–120. [\[CrossRef\]](#)
79. Zhang, Y.; Zhao, L.; Qian, C. Modeling of an IoT-enabled supply chain for perishable food with two-echelon supply hubs. *Ind. Manag. Data Syst.* **2017**, *17*, 1890–1905. [\[CrossRef\]](#)
80. Giro, R.; Jacob, L.; Roque, E. An analytical investigation of the bullwhip effect in the food supply chain Un análisis investigativo del efecto chicote en la cadena de suministros de la industria alimenticia Una análise investigativa do efeito chicote na cadeia de suprimentos da indústria. *REGI: Rev. Gestão* **2011**, *18*, 469–489.
81. Bottani, E.; Montanari, R.; Volpi, A. The impact of RFID and EPC network on the bullwhip effect in the Italian FMCG supply chain. *Int. J. Prod. Econ.* **2010**, *124*, 426–432. [\[CrossRef\]](#)
82. Novitasari, N.; Damayanti, N. Systematic Literature Review and Improved Model for Mitigating Bullwhip Effect in Low Shelf Life Food Supply Chain. In Proceedings of the 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications, Singapore, 26–28 April 2018; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2018; pp. 531–535.
83. Raju, J.K.; Patali, H.; Somasekhar, I.C. Reducing Bullwhip Effect in Fresh Food Vegetable Supply Chain Management: A Strategic Approach for Inclusive Growth. *IJSCM* **2013**, *2*, 53–64. (Online).
84. Naghavi, S.; Karbasi, A.; Kakhki, M.D. Agent Based Modelling of Milk and its Productions Supply Chain and Bullwhip Effect Phenomena (Case Study: Kerman). *Int. J. Supply Oper. Manag.* **2020**, *7*, 279–294.
85. Isaksson, O.H.D.; Seifert, R.W. Quantifying the bullwhip effect using two-echelon data: A cross-industry empirical investigation. *Int. J. Prod. Econ.* **2016**, *171*, 311–320. [\[CrossRef\]](#)
86. Soto-Silva, W.E.; Nadal-Roig, E.; González-Araya, M.C.; Pla-Aragones, L.M. Operational research models applied to the fresh fruit supply chain. *Eur. J. Oper. Res.* **2016**, *251*, 345–355. [\[CrossRef\]](#)
87. Forrester, J. *Industrial Dynamics*, 1st ed; MIT Press: Cambridge, MA, USA, 1961.
88. Esteve, A.; Alemnary, M.M.E.; Ortiz, A. Impact of product perishability on agri-food supply chains design. *Appl. Math. Model.* **2021**, *96*, 20–38. [\[CrossRef\]](#)

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Participación en Congresos

International Congress of Industrial Engineering (ICIE 2019)

- *Bullwhip effect in perishables supply chain: literature review*



**Bullwhip Effect in Perishables Supply Chain:
Literature Review**

Julían A. Durán¹ and Ángel Ortiz²

¹ Industrial Engineer Program, Engineering Faculty,
Universidad Autónoma de Bucaramanga, Bucaramanga, Colombia
jdurant@unab.edu.co

² Engineer and Industrial Production PhD Program,
Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, Spain
aortiz@upv.es

Abstract. The management of perishable products in the supply chain is taking on worldwide relevance due to the shortage of food that will be presented due to the increase in the world's population. The bullwhip effect is one of the justifications by which the level of inventories in the chain is increased and therefore also the waste of products. The present research seeks to know the reasons why this phenomenon occurs and the solutions that have been generated so far.

Resumen: La gestión de productos perecederos en la cadena de suministro está tomando relevancia a nivel mundial por la escasez de alimentos que se presentará por el incremento de la población mundial. El efecto látigo es una de las justificaciones por las cuales se incrementa el nivel de inventarios en la cadena y por tanto también el desperdicio de productos. La presente investigación busca conocer las razones por las cuales se presenta este fenómeno y las soluciones que se han generado hasta el momento.

Palabras Clave: Supply Chain · Perishables · Bullwhip effect · Demand Forecast

1 Introduction

The Supply Chain Management can be approached from several perspectives, from the management of the suppliers, through the production and service systems and finally reaching the client's management. The goods that mobilized from the suppliers to the customer represent the money invested by each of the companies involved in the process; therefore the protection, location in the supply chain and quantity that is stored must be looked at in detail to avoid cost overruns and loss of merchandise. The bullwhip effect is nothing other than the increase of these goods along the chain for reasons of demand planning, distortion of the information transmitted between customer and supplier, fluctuation of sales prices and the missing game Between customer and supplier. Perishable goods have a particularity in this phenomenon, and it is the final disposal or disposal for most of them, while in the case of durable goods they should not necessarily be discarded, but some of them may have a second demand cycle. This research focuses on knowing the particularity of the supply chains of

© Springer Nature Switzerland AG 2021
M. E. Camacho-Cabrín et al. (Eds.), ICIE 2019, LNMINEN, pp. 159–164, 2021.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-49170-7_17

perishable products, the possible variables that generate the bullwhip effect, and the different existing tools to reduce this phenomenon. In Sect. 1, there are the objectives of the investigation; Sect. 2 contemplates the methodology applied, in Sect. 3, the results showed so far, and in Sect. 5 are the conclusions.

2 Methodology

The research carried out is of an exploratory type, which was carried out through a review of available literature on the subject. The review began with the identification of the differences between traditional supply chains, which understood as those consisting of durable goods, and the supply chains of perishable products. It was necessary to identify variables that make up a supply chain and the particularities in each case. Secondly, those particularities were used to outline supply chains and then identify the problems that arise in each case.

The excess of inventory is a problem that identified in the documentary review, not only for the case of durable products but also for the case of perishable products, in each case its treatment is different but the result is a detriment of the value of the company through an increase in operating costs. This excess inventory increases as we look upstream of the final consumer, in some cases more than in others, so this phenomenon is known as the "bullwhip effect", and it was ultimately the final stage of this documentary review, a vision on the problems that the presence of the bullwhip effect entails in the supply chain of perishable products.

3 Results

The results seek in the first instance to contextualize the problem that exists around food losses and wastes, the possible causes and a view from Latin America and the Caribbean. Secondly, it is sought to understand how from the management of the supply chain, this phenomenon can be related to the bullwhip effect.

Food Loss and Waste

Researcher can talk about Food Loss and Waste (FLW) as the decrease in the mass of food for human consumption at any point in the production chain (United Nations Food and Agriculture Organization 2017), it is essential to indicate the difference between both concepts. Losses occur mainly during production, post-harvest, storage, and transportation; while waste occurs during distribution and consumption, directly related to the behavior of wholesalers and retailers, food sales services and consumers who decide to discard food that still has value.

About one third of the production of food intended for human consumption is lost or wasted worldwide, equivalent to approximately 1.3 billion tons per year (FAO 2011); food loss occurs at different stages of the supply chain and is caused by different forces, in addition this phenomenon differs between those countries with low income and medium and high income, while in countries with high-income food waste occurs in the production and post-harvest stage, in countries with medium and high income this

is presented in the distribution and consumption stage (Food and Agriculture Organization of the United Nations 2018).

The following figure shows food losses and waste according to the location in the supply chain and the world region in which presented (Fig. 1).

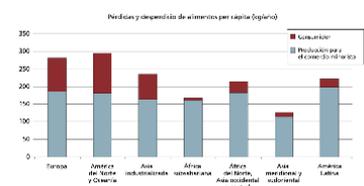


Fig. 1. Food losses and waste per capita in the consumption and pre-consumption phases in different regions. Source: Food losses and waste in the world, FAO, Dusseldorf-Germany, 2011

The previous picture establishes that in the high-income countries a large amount of food is lost throughout the supply chain, however a large amount is wasted in the final consumer, which means that the product discarded when they are still suitable for the consumption. On the other hand, countries with lower incomes show higher waste in the early stages of the food supply chain.

Faced with this problem, Latin American and Caribbean countries have emerged that apply regulations to reduce the level of food waste, for the Colombian case there is bill # 164 on April 2016, which creates the National Food Program against food waste (PANDA), which seeks to implement measures and obligations for food producers, processors, distributors, and consumers, in order to reduce the percentage of food discarded in the country.

The Food and Agriculture Organization FAO designed the Mass Flow Method MAS in order to account for food losses and waste at each stage of the Food Supply Chain, in 2016 the National Planning Department Colombia conducted the first FLW study based on this methodology. The result of the study showed that the available supply of food is 28.5 million tons, and 9.76 million tons are lost and wasted, equivalent to 34% of the total, in a few words one in three tons of food is lost or wasted (National Planning Department 2016). Of the whole food that is lost or wasted, 64% correspond to stages of production, post-harvest, storage, and industrial processing; the remaining 36% corresponds to the stages of distribution and retail, and household consumption (Fig. 2).

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

162 J. A. Durán and Á. Ortiz

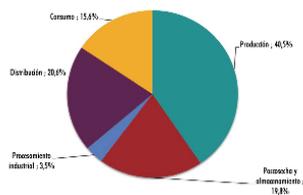


Fig. 2. Distribution of losses and waste by link in the food supply chain. Source: Food losses and waste in Colombia, DNP, Bogotá-Colombia, 2016

Bullwhip Effect on the Food Supply Chain

In the literary review, it had found that the bullwhip effect had its first conceptual example with Jay Forrester in his book *Industrial Dynamics* in 1961, when he wielded the effects that the distortion of information among the actors of a group may have on supply chains. Productive chain. In more recent years (Lee et al. 1997) he was able to establish four reasons that may be generating the bullwhip effect in supply chains: price fluctuations, updating customer demand, production batches and the game of rational missing. Zaranidi et al. (2008) have found that also the delivery time of the supplier, the type of product whether perishable or not, the variability of the purchase orders, and the level of interaction between substitute and complementary products can increase or decrease the variability of demand.

The Bullwhip effect can be defined as the increase in the variability of the demand upstream of the final customer, which is the result of the distortion in the information transmitted between the companies providing the final product (Padmanabhan et al. 1997). The way to measure the bullwhip effect is the division between the variation of the order orders that it transmits and those that it receives:

$$Bw = \frac{Var_i}{Var_j}$$

Researchers have developed tools to reduce this variation in demand in supply chains, share information among the actors in the chain to have greater certainty of the final demand of the client, model of system dynamics to understand the accumulation of inventory and variables that must be managed to reduce the effect, inventory management to avoid their increase, specialized forecasting techniques such as neural networks,

Bullwhip Effect in Perishables Supply Chain: Literature Review 163

fuzzy logic, multi-agent systems, ARIMA model, among others, hybrid forecasting models used lately. Which are generating better results than traditional models.

When reviewing a variable similar to the bullwhip effect, the inventory; found that 4% of the investigations are around inventory management (Siddh et al. 2017). This position can be seen in a different way when compared to the use of new practices such as Value Stream Mapping to reduce food losses in the supply chain (De Steur et al. 2016), the which invites us to review the consequences of the bullwhip on the loss of food in supply chains.

Supply chain managers indicate that food waste may be due to factors such as shared information and forecasts and order orders among others (Mena et al. 2011), there are two of the reasons raised by (Lee et al. 1997) why found the bullwhip effect in supply chains. In the case of the demand for perishable products, it should be in mind that the discounts have a close relationship with other decisions in the supply chain, such is the case of the purchase order and the space available for storage (Yang et al. 2017).

For perishable products, management of the bullwhip effect varies depending on the expiration level of the products distributed. In the expiration level, it was possible to identify what factors like accuracy the forecast, the delivery time of the provider, and the information that is shared play an essential role in reducing the bullwhip effect.

4 Discussion

The optimization of supply chains can generate competitive advantages from the point of costs and the level of service. The bullwhip effect generates an increase in the costs of the chain, as this increases the levels of inventory, operational overruns and lack of products with high turnover, investigating their implications allows reducing their impacts and improving forecasting and inventory policies. Given the global importance for the effects of food shortages that the planet may suffer in the coming years, researchers have taken on the task of further investigating food waste that occurs in developed countries, while in others it happens otherwise; that is why the existence of the bullwhip effect in these types of supply chains is of relative importance for different organizations and ONG's that fight against social inequality.

The relationship between the loss and waste of food with the supply chain is an invitation to propose solutions that improve the quality of life of society. This research aimed at generating solutions that reduce this phenomenon, improving forecasting systems or working together to be sure of the final demand of the customer, can avoid the most significant food waste that occurs daily in our country.

References

- Asia Pacific Economic Cooperation - Agriculture Technical Cooperation Working Group: APEC Survey Report on Feasible Solutions for Food Loss and Waste Reduction. APEC, Taipei (2018)
- De Steur, H., Wesana, J., Dora, M.K., Pearce, D., Gellynck, X.: Applying value stream mapping to reduce food losses and wastes in supply chains: a systematic review. *Waste Manag.* **58**, 359–368 (2016)
- Departamento Nacional de Planeación: Pérdida y desperdicio de alimentos en Colombia. DNP, Bogotá (2016)
- FAO: Pérdidas y desperdicios de alimentos en el mundo. Dusseldorf. ONU, Alemania (2011)
- Fazel Zarandi, M., Pourakbar, M., Turksen, I.: A Fuzzy agent-based model for reduction of bullwhip effect in supply chain systems. *Expert Syst. Appl.* **34**, 1680–1691 (2008)
- Food and Agriculture Organization of the United Nations: Food loss and waste and the right to adequate food: Making the connection. ONU, Roma (2018)
- Lee, H.L., Padmanabhan, V., Whang, S.: The bullwhip effect in supply chains. *Sloan Manag. Rev.* **38**, 93–102 (1997)
- Mena, C., Adenso-Diaz, B., Yurt, O.: The causes of food waste in the supplier–retailer interface: evidences from the UK and Spain. *Resour. Conserv. Recycl.* **55**(6), 648–658 (2011)
- Metters, R.: Quantifying the bullwhip effect in supply chains. *J. Oper. Manag.* **15**, 89–100 (1997)
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura: Pérdidas y desperdicios de alimentos en América Latina y el Caribe. ONU, Nueva York (2017)
- Padmanabhan, V., Lee, H., Whang, S.: Information distortion in a supply chain: the bullwhip effect. *Manag. Sci.* **43**(4), 546–558 (1997)
- Siddh, M.M., Soni, G., Jain, R., Sharma, M.K., Yadav, V.: Agri-fresh food supply chain quality (AFSCQ): a literature review. *Ind. Manag. Data Syst.* **117**(9), 2015–2044 (2017)
- Yang, S., Xiao, Y., Kuo, Y.-H.: The supply chain design for perishable food with stochastic demand. *Sustainability (Switzerland)* **9**(7), 1195 (2017)
- Zarandi, M.H.F., Pourakbar, M., Turksen, I.B.: A fuzzy agent-based model for reduction of bullwhip effect in supply chain systems. *Expert Syst. Appl.* **34**(3), 1680–1691 (2008)

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

2021 MIT SCALE Conference for Latin America & the Caribbean

- *Bullwhip effect on the supply chain of perishable products: a research proposal*



Bullwhip effect on the supply chain of perishable products: a research proposal

Julian Andres Duran Pena, Angel Ortiz Bas and Nydia Marcela Reyes Maldonado

ABSTRACT

According to the National Planning Department (DNP), the loss and waste of food in Colombia, specifically in 2016, according to the National Planning Department (DNP), was 9.76 million tons, of which 6.1 million correspond specifically to fruits and vegetables, which is 62% of the total. In this sense, the present investigation seeks to understand if the whip effect in the supply chain of perishable products could explain the loss of food, specifically bananas, attending to variables

41

scale.mit.edu

related to the supply and demand presented along with the links of the chain. For the above, information on sales prices of the producer, wholesaler, and retail was taken during the years 2009 to 2017, showing greater variations in the prices of the wholesaler and lower variations in-retailer prices, although their price levels are higher than the other actors in the chain. On the other hand, banana production shows stability, although diminished yields per hectare. It is still pending to conduct semi-structured interviews with all the actors in the chain and to determine if the whip effect is affecting, crossing these results with the quantitative variables.

Publicaciones

BIBLIOGRAFÍA

- Akbari Kaasgari, M., Imani, D. M., & Mahmoodjanloo, M. (2017). Optimizing a vendor managed inventory (VMI) supply chain for perishable products by considering discount: Two calibrated meta-heuristic algorithms. *Computers & Industrial Engineering*, *103*, 227–241. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.11.013>
- Alizadeh, P. (2012). The role of forecasting parameters in reducing bullwhip effect [Article]. *Advances in Production Engineering & Management*, *7*(3), 177–186. <https://doi.org/10.14743/apem2012.3.140>
- Atwan, T. A. (2022). Time series analysis with Python cookbook : practical recipes for exploratory data analysis, data preparation, forecasting, and model evaluation . In *Time series analysis with Python cookbook : practical recipes for exploratory data analysis, data preparation, forecasting, and model evaluation*. Packt.
- Babai, M. Z., Ali, M. M., Boylan, J. E., & Syntetos, A. A. (2013). Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA(0,1,1) demand: Theory and empirical analysis. *International Journal of Production Economics*, *143*(2), 463–471. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.09.004>
- Bandyopadhyay, S., & Bhattacharya, R. (2013). A generalized measure of bullwhip effect in supply chain with ARMA demand process under various replenishment policies [Article]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *68*(5–8), 963–979. <https://doi.org/10.1007/s00170-013-4888-y>
- Barlas, Y., & Gunduz, B. (2011). Demand forecasting and sharing strategies to reduce fluctuations and the bullwhip effect in supply chains. *Journal of the Operational Research Society*, *62*(3), 458–473. <https://doi.org/10.1057/jors.2010.188>

- Bhattacharya, R., & Bandyopadhyay, S. (2011). A review of the causes of bullwhip effect in a supply chain. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 54(9–12), 1245–1261. <https://doi.org/10.1007/s00170-010-2987-6>
- Bottani, E., Montanari, R., & Volpi, A. (2010). The impact of RFID and EPC network on the bullwhip effect in the Italian FMCG supply chain. *International Journal of Production Economics*, 124(2), 426–432. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.12.005>
- Boute, R. N., & Lambrecht, M. R. (2009). Exploring the Bullwhip Effect by Means of Spreadsheet Simulation. *INFORMS Transactions on Education*, 10(1), 1–9. <https://doi.org/10.1287/ited.1090.0038>
- Braz, A. C., De Mello, A. M., de Vasconcelos Gomes, L. A., & de Souza Nascimento, P. T. (2018). The bullwhip effect in closed-loop supply chains: A systematic literature review. *Journal of Cleaner Production*, 202, 376–389. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.042>
- Buchmeister, B., Friscic, D., & Palcic. (2013). Impact of demand changes and supply chain's level constraints on bullwhip effect [Article]. *Advances in Production Engineering & Management*, 8(4), 199–208. <https://doi.org/10.14743/apem2013.4.167>
- Campuzano-Bolarin, F., Mula, J., & Diaz-Madronero, M. (2015). A supply chain dynamics model for managing perishable products under different e-business scenarios. *2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (Iesm)*, 329–337.
- Caniato, F., Kalchschmidt, M., Ronchi, S., Verganti, R., & Zotteri, G. (2005). Clustering customers to forecast demand. *Production Planning & Control*, 16(1), 32–43. <https://doi.org/10.1080/09537280512331325155>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- Chaharsooghi, S. K., & Sadeghi, A. (2009). Measuring the bullwhip effect in supply chains with a vector autoregressive demand process. *Kuwait Journal of Science & Engineering*, 36(1B), 211–230.
- Chan, F. T. S., Samvedi, A., & Chung, S. H. (2015). Fuzzy time series forecasting for supply chain disruptions. *Industrial Management & Data Systems*, 115(3), 419–435. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2014-0199>
- Chaudhary, V., Kulshrestha, R., & Routroy, S. (2018). State-of-the-art literature review on inventory models for perishable products. *Journal of Advances in Management Research*, 15(3), 306–346. <https://doi.org/10.1108/JAMR-09-2017-0091>
- Chauhan, A., Debnath, R. M., & Singh, S. P. (2018). Modelling the drivers for sustainable agri-food waste management. *Benchmarking: An International Journal*, 25(3), 981–993. <https://doi.org/10.1108/BIJ-07-2017-0196>
- Chen, A., & Blue, J. (2010). Performance analysis of demand planning approaches for aggregating, forecasting and disaggregating interrelated demands. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 586–602. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.006>
- Chen, F., Drezner, Z., Ryan, J. K., & Simchi-Levi, D. (2000). Quantifying the bullwhip effect in a simple supply chain: The impact of forecasting, lead times, and information. *Management Science*, 46(3), 436–443. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.3.436.12069>
- Chen, F., Ryan, J. K., & Simchi-Levi, D. (2000). The impact of exponential smoothing forecasts on the bullwhip effect. *Naval Research Logistics*, 47(4), 269–286.
- Chi Ffoleau, Y., & Dourian, T. (2020). Sustainable food supply chains: Is shortening the answer? a literature review for a research and innovation agenda.

- Sustainability* (Basel, Switzerland), 12(23), 1–21.
<https://doi.org/10.3390/su12239831>
- Chiang, C.-Y., Lin, W. T., & Suresh, N. C. (2016). An empirically-simulated investigation of the impact of demand forecasting on the bullwhip effect: Evidence from US auto industry. *International Journal of Production Economics*, 177, 53–65.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.04.015>
- Cho, D. W., & Lee, Y. H. (2012). Bullwhip effect measure in a seasonal supply chain. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(6), 2295–2305.
<https://doi.org/10.1007/s10845-011-0573-x>
- Cho, D. W., & Lee, Y. H. (2013). Seasonal Supply Chain and the Bullwhip Effect. *International Journal of Industrial Engineering-Theory Applications and Practice*, 20(1–2), 188–210.
- Chocholáč, J., & Průša, P. (2016). The Analysis of Orders of Perishable Goods in Relation to the Bullwhip Effect in the Logistic Supply Chain of the Food Industry: a Case Study. *Open Engineering*, 6(1). <https://doi.org/10.1515/eng-2016-0094>
- Chocholáč Jan, & P. Petr. (2016). The Analysis of Orders of Perishable Goods in Relation to the Bullwhip Effect in the Logistic Supply Chain of the Food Industry: A Case Study. *Open Engineering*, 6(1), *Open Engineering*, 6.
- Coppini, M., Rossignoli, C., Rossi, T., & Strozzi, F. (2010). Bullwhip effect and inventory oscillations analysis using the beer game model [Article]. *International Journal of Production Research*, 48(13), 3943–3956.
<https://doi.org/10.1080/00207540902896204>
- Coti-Zelati, P. E., Queiroz, M. J. de, & Araújo, D. L. A. de. (2019). The bullwhip effect in Brazilian supply chain of organic products: an analysis from the perspective of transaction cost theory. *Independent Journal of Management & Production*, 10(3), 1015–1035. <https://doi.org/10.14807/ijmp.v10i3.843>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- Dai, J., Li, S., & Peng, S. (2017). Analysis on causes and countermeasures of bullwhip effect. *MATEC Web of Conferences*, *100*, 5018. <https://doi.org/10.1051/matecconf/201710005018>
- Datta, S., Granger, C. W. J., Barari, M., & Gibbs, T. (2007a). Management of supply chain: an alternative modelling technique for forecasting. *Journal of the Operational Research Society*, *58*(11), 1459–1469. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602419>
- Datta, S., Granger, C. W. J., Barari, M., & Gibbs, T. (2007b). Management of supply chain: an alternative modelling technique for forecasting [Article]. *The Journal of the Operational Research Society*, *58*(11), 1459–1469. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602419>
- De La Fuente, D., & Lozano, J. (2007). Application of distributed intelligence to reduce the bullwhip effect [Article]. *International Journal of Production Research*, *45*(8), 1815–1833. <https://doi.org/10.1080/00207540500456021>
- Dejonckheere, J., Disney, S. M., Lambrecht, M. R., & Towill, D. R. (2003). Measuring and avoiding the bullwhip effect: A control theoretic approach. *European Journal of Operational Research*, *147*(3), 567–590. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00369-7](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00369-7)
- Dellino, G., Laudadio, T., Mari, R., Mastronardi, N., & Meloni, C. (2018). Microforecasting methods for fresh food supply chain management: A computational study. *Mathematics and Computers in Simulation*, *147*, 100–120. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2017.12.006>
- Duc, T. T. H., Luong, H. T., & Kim, Y.-D. (2008a). A measure of bullwhip effect in supply chains with a mixed autoregressive-moving average demand process. *European Journal of Operational Research*, *187*(1), 243–256. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.03.008>

- Duc, T. T. H., Luong, H. T., & Kim, Y.-D. (2008b). A measure of the bullwhip effect in supply chains with stochastic lead time [Article]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 38(11–12), 1201–1212. <https://doi.org/10.1007/s00170-007-1170-1>
- Duong, L. N. K., Wood, L. C., & Wang, W. Y. C. (2015). A Multi-criteria Inventory Management System for Perishable & Substitutable Products [Article]. *Procedia Manufacturing*, 2, 66–76. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.012>
- Duong, L., Wood, L., & Wang, W. (2018). Effects of Consumer Demand, Product Lifetime, and Substitution Ratio on Perishable Inventory Management. *Sustainability*, 10(5), 1559. <https://doi.org/10.3390/su10051559>
- Ekinci, E., & Baykasoglu, A. (2016). Modelling complexity in retail supply chains. *Kybernetes*, 45(2), 297–322. <https://doi.org/10.1108/k-12-2014-0307>
- Esteso, A., Alemany Díaz, M. D. M., & Ortiz Bas, Á. (2018). *Conceptual framework for designing agri-food supply chains under uncertainty by mathematical programming models* (U. P. de València. D. de O. de E.-D. d'Organització d'Empreses, G. Valenciana, M. de Educación, & E. Commission, Eds.). Taylor & Francis.
- FAO. (2011). *Pérdidas y desperdicios de alimentos en el mundo*.
- FAO. (2018). *Food loss and waste and the right to adequate food: Making the connection* (Vol. 1).
- FAO. (2019). *The state of food and agriculture*.
- FAO. (2021). *Banano, Análisis de mercado*.
- Forrester, J. (1961). *Industrial Dynamics* (First). MIT Press.
- Fransoo, J. C., & Wouters, M. J. F. (2000). Measuring the bullwhip effect in the supply chain. *Supply Chain Management*, 5(2), 78–89. <https://doi.org/10.1108/13598540010319993>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

García Cáceres, R. G., Salamanca Gómez, T. P., & Rodríguez Alvarez, N. J. (2023). Caracterización estratégica de la cadena de suministro del banano. *Signos*, 15(1), 114–134.

Gaviria, A., Ruiz, F., Muñoz, N., Burgos, G., & Urquijo, L. (2013). *Perfil nacional de consumo de frutas y verduras*.

Gaviria, S., Castañeda, C., Martínez, J., & Puerta, N. (2016). *Pérdidas y desperdicios de alimentos en Colombia*.

Giro, R., Jacob, L., & Roque, E. (2011). An analytical investigation of the bullwhip effect in the food supply chain Un análisis investigativo del efecto chicote en la cadena de suministros de la industria alimenticia Uma análise investigativa do efeito chicote na cadeia de suprimentos da indúst. *REGE Revista de Gestão*.

Goodarzi, M., Makvandi, P., Saen, R. F., & Sagheb, M. D. (2017). What are causes of cash flow bullwhip effect in centralized and decentralized supply chains? *Applied Mathematical Modelling*, 44, 640–654. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2017.02.012>

Haines, R., Hough, J., & Haines, D. (2017). A metacognitive perspective on decision making in supply chains: Revisiting the behavioral causes of the bullwhip effect. *International Journal of Production Economics*, 184, 7–20. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.11.006>

Haji, M., Kerbache, L., Muhammad, M., & Al-Ansari, T. (2020). Roles of Technology in Improving Perishable Food Supply Chains. *Logistics*, 4(4), 33. <https://doi.org/10.3390/logistics4040033>

Hamiche, K., Fliess, M., Join, C., & Abouaïssa, H. (2019). *Bullwhip effect attenuation in supply chain management via control-theoretic tools and short-term forecasts: A preliminary study with an application to perishable inventories*.

- Handayati, Y., Simatupang, T. M., & Perdana, T. (2015). Agri-food supply chain coordination: the state-of-the-art and recent developments. *Logistics Research*, 8(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s12159-015-0125-4>
- Hassanzadeh, A., Jafarian, A., & Amiri, M. (2014). Modeling and analysis of the causes of bullwhip effect in centralized and decentralized supply chain using response surface method. *Applied Mathematical Modelling*, 38(9–10), 2353–2365. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2013.10.051>
- Hsiao, J. M., & Shieh, C. J. (2006). Evaluating the value of information sharing in a supply chain using an ARIMA model [Article]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27(5–6), 604–609. <https://doi.org/10.1007/s00170-004-2214-4>
- Huang, H., He, Y., & Li, D. (2018). Coordination of pricing, inventory, and production reliability decisions in deteriorating product supply chains [Article]. *International Journal of Production Research*, 56(18), 6201–6224. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1480070>
- Huang, W., Wang, X., Zhang, J., Xia, J., & Zhang, X. (2023). Improvement of blueberry freshness prediction based on machine learning and multi-source sensing in the cold chain logistics. *Food Control*, 145, 109496. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.109496>
- Huber, J., Gossmann, A., & Stuckenschmidt, H. (2017). Cluster-based hierarchical demand forecasting for perishable goods. *Expert Systems with Applications*, 76, 140–151. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.022>
- Hull, B. Z. (2005). Are supply (driven) chains forgotten? *The International Journal of Logistics Management*, 16(2), 218–236. <https://doi.org/10.1108/09574090510634520>
- Hussain, M., Shome, A., & Lee, D. M. (2012). Impact of forecasting methods on variance ratio in order-up-to level policy. *International Journal of Advanced*

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Manufacturing Technology, 59(1–4), 413–420. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3485-1>

Ignaciuk, P. (2012). LQ Suboptimal Control of Perishable Inventory Systems with Multiple Supply Alternatives. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(25), 200–205. <https://doi.org/10.3182/20120913-4-IT-4027.00053>

Ignaciuk, P., & Bartoszewicz, A. (2012). Linear-Quadratic Optimal Control of Periodic-Review Perishable Inventory Systems. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 20(5), 1400–1407. <https://doi.org/10.1109/TCST.2011.2161086>

Isaksson, O. H. D., & Seifert, R. W. (2016). Quantifying the bullwhip effect using two-echelon data: A cross-industry empirical investigation. *International Journal of Production Economics*, 171, 311–320. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.08.027>

Ivanov, Dmitry. (2018). *Structural Dynamics and Resilience in Supply Chain Risk Management* (1st ed. 2018.) [Book]. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-69305-7>

Ivanov, Dmitry., Dolgui, Alexandre., & Sokolov, Boris. (2019). *Handbook of Ripple Effects in the Supply Chain* (Dmitry. Ivanov, Alexandre. Dolgui, & Boris. Sokolov, Eds.; 1st ed. 2019.) [Book]. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-14302-2>

Jain, R., Verma, M., & Jaggi, C. K. (2021). Impact on bullwhip effect in food industry due to food delivery apps [Article]. *Opsearch*, 58(1), 148–159. <https://doi.org/10.1007/s12597-020-00469-2>

Ji, H. (2016). *Simulation and analysis on the bullwhip effect based on "Farming-Supermarket Docking."* <https://doi.org/10.1109/LISS.2016.7854547>

Jiang, Q., Xing, W., Hou, R., & Zhou, B. (2015). An Optimization Model for Inventory System and the Algorithm for the Optimal Inventory Costs Based on Supply-

- Demand Balance [Article]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2015/508074>
- Jin, Y. & Henry & Williams, B. D., Waller, M. A., & Hofer, A. R. (2015). Masking the bullwhip effect in retail: the influence of data aggregation. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 45(8), 814–830. <https://doi.org/10.1108/IJPDLM-11-2014-0264>
- Jraisat, L. E., & Sawalha, I. H. (2013). Quality control and supply chain management: a contextual perspective and a case study. *Supply Chain Management*, 18(2), 194–207. <https://doi.org/10.1108/13598541311318827>
- Khojasteh, Yacob. (2018). *Supply Chain Risk Management Advanced Tools, Models, and Developments* (Yacob. Khojasteh, Ed.; 1st ed. 2018.) [Book]. Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-10-4106-8>
- Kleijnen, J. P. C., & Smits, M. T. (2003). Performance metrics in supply chain management. *Journal of the Operational Research Society*, 54(5), 507–514. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601539>
- Kumar, S., & Nigmatullin, A. (2011). A system dynamics analysis of food supply chains – Case study with non-perishable products. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 19(10), 2151–2168. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2011.06.006>
- Lee, H. L. (1997). The bullwhip effect in supply chains. In *Sloan management review*. (Vol. 38, Issue 3, pp. 93–102). <https://doi.org/info:doi/>
- Leśniewski, P., & Bartoszewicz, A. (2013). LQ Optimal Sliding Mode Control of Periodic Review Perishable Inventories with Transportation Losses. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2013/325274>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Li, H., Li, D., & Jiang, D. (2021). Optimising the configuration of food supply chains [Article]. *International Journal of Production Research*, 59(12), 3722–3746. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1751337>

Lin, C., & Lin, Y.-T. (2006). Mitigating the bullwhip effect by reducing demand variance in the supply chain [Article]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 28(3–4), 328–336. <https://doi.org/10.1007/s00170-004-2371-5>

Luong, H. T. (2007). Measure of bullwhip effect in supply chains with autoregressive demand process. *European Journal of Operational Research*, 180(3), 1086–1097. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.02.050>

M, B., & K, A. (2016). Modeling the causes of food wastage in Indian perishable food supply chain. *Resources, Conservation and Recycling*, 114, 153–167. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.07.016>

Ma, J., & Ma, X. (2013). A Comparison of Bullwhip Effect under Various Forecasting Techniques in Supply Chains with Two Retailers. *Abstract and Applied Analysis*, 796384. <https://doi.org/10.1155/2013/796384>

Ma, J., Zhang, J., & Zhu, L. (2018). Study of the Bullwhip Effect under Various Forecasting Methods in Electronics Supply Chain with Dual Retailers considering Market Share [Article]. *Complexity (New York, N.Y.)*, 2018, 1–19. <https://doi.org/10.1155/2018/8539740>

Ma, Y., Wang, N., He, Z., Lu, J., & Liang, H. (2015). Analysis of the bullwhip effect in two parallel supply chains with interacting price-sensitive demands. *European Journal of Operational Research*, 243(3), 815–825. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.12.043>

- Machado Nardi, V. A., Auler, D. P., & Teixeira, R. (2020). Food safety in global supply chains: A literature review. *Journal of Food Science*, *85*(4), 883–891. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.14999>
- Manouchehri, F., Nookabadi, A. S., & Kadivar, M. (2020). Production routing in perishable and quality degradable supply chains. *Heliyon*, *6*(2), e03376–e03376. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e03376>
- Minner, S., & Transchel, S. (2017). Order variability in perishable product supply chains. *European Journal of Operational Research*, *260*(1), 93–107. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.12.016>
- Mittal, A., Krejci, C. C., & Craven, T. J. (2018). Logistics Best Practices for Regional Food Systems: A Review. *SUSTAINABILITY*, *10*(1), 168. <https://doi.org/10.3390/su10010168>
- Moazzam, M., Akhtar, P., Garnevaska, E., & Marr, N. E. (2019). Measuring agri-food supply chain performance and risk through a new analytical framework: a case study of New Zealand dairy. *Production Planning & Control*, *29*(15), 1258–1274. <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1522847>
- Mol, A. P. J., & Oosterveer, P. J. M. (2015). Certification of Markets, Markets of Certificates: Tracing Sustainability in Global Agro-Food Value Chains. *Sustainability (Basel, Switzerland)*, *7*(9), 12258–12278. <https://doi.org/10.3390/su70912258>
- Naghavi, S., Karbasi, A., & Kakhki, M. D. (2020). Agent Based Modelling of Milk and its Productions Supply Chain and Bullwhip Effect Phenomena (Case Study: Kerman). *International Journal of Supply and Operations Management*, *7*(3), 279–294.
- Najafi, M., & Farahani, R. Z. (2014). New forecasting insights on the bullwhip effect in a supply chain. *Ima Journal of Management Mathematics*, *25*(3), 259–286. <https://doi.org/10.1093/imaman/dpt007>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- Nakandala, D., Samaranayake, P., Lau, H., & Ramanathan, K. (2017). Modelling information flow and sharing matrix for fresh food supply chains. *Business Process Management Journal*, 23(1), 108–129. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-09-2015-0130>
- Novianti, T., Utami, I. D., & Prima Dania, W. A. (2022). Forecasting of salt demand using ARIMA model to prevent the bullwhip effect in salt supply chain [Article]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2193(1), 12035. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2193/1/012035>
- Novitasari, N., & Damayanti, N. (2018). Systematic Literature Review and Improved Model for Mitigating Bullwhip Effect in Low Shelf Life Food Supply Chain. *5th International Conference on Industrial Engineering and Applications*, 531–535.
- Onwude, D. I., Chen, G., Eke-emezie, N., Kabutey, A., Khaled, A. Y., & Sturm, B. (2020). Recent Advances in Reducing Food Losses in the Supply Chain of Fresh Agricultural Produce. *Processes*, 8(11), 1431. <https://doi.org/10.3390/pr8111431>
- Padmanabhan, V., Lee, Y. H., & Kim, W.-S. (1997). Information Distortion in a Supply Chain: The Bullwhip Effect. *Management Science*, 43(4), 546–558.
- Paik, S.-K., & Bagchi, P. K. (2007). Understanding the causes of the bullwhip effect in a supply chain. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 35(4), 308–324. <https://doi.org/10.1108/09590550710736229>
- Parfitt, J., Barthel, M., & Macnaughton, S. (2010). Food waste within food supply chains: quantification and potential for change to 2050. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 365(1554), 3065–3081. <https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0126>

- Park, K. (2020). A Heuristic Simulation-Optimization Approach to Information Sharing in Supply Chains. *Symmetry (Basel)*, 12(8), 1319. <https://doi.org/10.3390/sym12081319>
- Parra-Pena, J., Mula Bru, J., & Campuzano Bolarín, F. (2012). A formulation for measuring the bullwhip effect with spreadsheets. *Dirección y Organización*, 48, 29–33.
- Rahman, Md. H., Rahman, Md. A., & Talapatra, S. (2020). The bullwhip effect: causes, intensity, and mitigation. *Production & Manufacturing Research*, 8(1), 406–426. <https://doi.org/10.1080/21693277.2020.1862722>
- Raju, J., Patil, H., & I C, S. (2013). Reducing Bullwhip Effect in Fresh Food Vegetable Supply Chain Management: A Strategic Approach for Inclusive Growth. *IJSCM, ISSN: 2050-7399 (Online), 2051-3771 (Print)*, 2, 53–64.
- Rottenegger, D., Öfele, M., Braun, H.-M., & Braunreuther, S. (2023). Bullwhip effect: Modelling and simulation of a sinusoidal stimulus considering food waste [Article]. *Journal of Transport and Supply Chain Management*, 17(1), e1–e14. <https://doi.org/10.4102/jtscm.v17i0.870>
- Rozhkov, M., Alyamovskaya, N., & Levina, T. (2022). Modeling Perishability in MIT Beer Game Business Simulator. *IFAC-PapersOnLine*, 55(10), 1882–1886. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.09.673>
- Shaban, A., Shalaby, M. A., Gravio, G. Di, & Patriarca, R. (2020). Analysis of variance amplification and service level in a supply chain with correlated demand [Article]. *Sustainability (Basel, Switzerland)*, 12(16), 6470. <https://doi.org/10.3390/su12166470>
- Shukla, M., & Jharkharia, S. (2013). Agri-fresh produce supply chain management: A state-of-the-art literature review. *International Journal of Operations and Production Management*, 33(2), 114–158. <https://doi.org/10.1108/01443571311295608>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- Siddh, M. M., Soni, G., & Jain, R. (2015). Perishable food supply chain quality (PFSCQ): A structured review and implications for future research. *Journal of Advances in Management Research*, *12*(3), 292–313. <https://doi.org/10.1108/JAMR-01-2015-0002>
- Siddh, M. M., Soni, G., Jain, R., Sharma, M. K., & Yadav, V. (2017). Agri-fresh food supply chain quality (AFSCQ): a literature review. *Industrial Management & Data Systems*, *117*(9), 2015–2044. <https://doi.org/10.1108/IMDS-10-2016-0427>
- Siddh, M. M., Soni, G., Jain, R., Sharma, M. K., & Yadav, V. (2021). A framework for managing the agri-fresh food supply chain quality in Indian industry. *Management of Environmental Quality*, *32*(2), 436–451. <https://doi.org/10.1108/MEQ-05-2020-0085>
- Silitonga, R. Y. H., & Jelly, N. (2018). An impact analysis of forecasting methods and forecasting parameters on bullwhip effect [Article]. *INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL AND SYSTEMS ENGINEERING (ICONISE) 2017*, *337*(1), 12026. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/337/1/012026>
- Soto-Silva, W. E., Nadal-Roig, E., González-Araya, M. C., & Pla-Aragones, L. M. (2016). Operational research models applied to the fresh fruit supply chain. *European Journal of Operational Research*, *251*(2), 345–355. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.08.046>
- Sun, H. X., & Ren, Y. T. (2005). The impact of forecasting methods on bullwhip effect in supply chain management [Proceeding]. *2005 IEEE International Engineering Management Conference, Vols 1 and 2, 1*, 215–219. <https://doi.org/10.1109/IEMC.2005.1559121>
- Taylor, D. H., & Fearn, A. (2009). Demand management in fresh food value chains: a framework for analysis and improvement. *Supply Chain Management: An*

- International Journal*, 14(5), 379–392.
<https://doi.org/10.1108/13598540910980297>
- Udenio, M., Vatamidou, E., & Fransoo, J. C. (2023). Exponential smoothing forecasts: taming the bullwhip effect when demand is seasonal [Article]. *International Journal of Production Research*, 61(6), 1796–1813.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2048114>
- Ül Kirci, M., Isaksson, O., & Seifert, R. (2022). Managing Perishability in the Fruit and Vegetable Supply Chains [Article]. *Sustainability (Basel, Switzerland)*, 14(9), 5378. <https://doi.org/10.3390/su14095378>
- Villegas, F. A., & Smith, N. R. (2006). Supply chain dynamics: analysis of inventory vs. order oscillations trade-off. *International Journal of Production Research*, 44(6), 1037–1054. <https://doi.org/10.1080/00207540500338203>
- Wang, J., Zhang, M., Gao, Z., & Adhikari, B. (2018). Smart storage technologies applied to fresh foods: A review [Article]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 58(16), 2689–2699. <https://doi.org/10.1080/10408398.2017.1323722>
- Wang, W. (2011). Analysis of Bullwhip Effects in Perishable Product Supply Chain Based on System Dynamics Model. In *icicta* (Vol. 1, pp. 1018–1021). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICICTA.2011.255>
- Wilcock, A. E., & Boys, K. A. (2017). Improving quality management: ISO 9001 benefits for agrifood firms. *Journal of Agribusiness in Developing and Emerging Economies*, 7(1), 2–20. <https://doi.org/10.1108/JADEE-12-2014-0046>
- Wright, D., & Yuan, X. (2008). Mitigating the bullwhip effect by ordering policies and forecasting methods. *International Journal of Production Economics*, 113(2), 587–597. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2007.10.022>
- Xu, G. Y., Feng, J. H., Chen, F. L., Wang, H., & Wang, Z. F. (2019). Simulation-based optimization of control policy on multi-echelon inventory system for fresh

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

- agricultural products. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, *12*(2), 184–194. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20191202.2834>
- Yang, Y., Lin, J., Liu, G., & Zhou, L. (2021). The behavioural causes of bullwhip effect in supply chains: A systematic literature review. *INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION ECONOMICS*, *236*. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108120>
- Zambon, I., Cecchini, M., Egidi, G., Saporito, M. G., & Colantoni, A. (2019). Revolution 4.0: Industry vs. Agriculture in a Future Development for SMEs. *Processes*, *7*(1), 36. <https://doi.org/10.3390/pr7010036>
- Zhang, X., & Burke, G. J. (2011). Analysis of compound bullwhip effect causes. *European Journal of Operational Research*, *210*(3), 514–526. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.09.030>
- Zhang, X. L. (2004). The impact of forecasting methods on the bullwhip effect. *International Journal of Production Economics*, *88*(1), 15–27. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(03\)00128-2](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(03)00128-2)
- Zhang, Y., Zhao, L., & Qian, C. (2017). Modeling of an IoT-enabled supply chain for perishable food with two-echelon supply hubs. *Industrial Management & Data Systems*, *117*(9), 1890–1905. <https://doi.org/10.1108/IMDS-10-2016-0456>
- Zhao, Y., & Zhao, X. (2015). On human decision behavior in multi-echelon inventory management. *International Journal of Production Economics*, *161*, 116–128. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.005>
- Zhong, R., Xu, X., & Wang, L. (2017). Food supply chain management: systems, implementations, and future research. *Industrial Management & Data Systems*, *117*(9), 2085–2114. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2016-0391>
- Zotteri, G. (2013). An empirical investigation on causes and effects of the Bullwhip-effect: Evidence from the personal care sector. *International Journal of*

Bibliografia

Production Economics, 143(2), 489–498.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2012.06.006>

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

ANEXOS

Anexo 1. Consumo banano

Población área metropolitana de Bucaramanga	1'100.000 habitantes aprox. *
Mediana consumo banano	80 grs. /hab./día **
% población consume banano	13,8% aprox.
b	$1100000 * 80 * 13,8\% = 12.144 \text{ Kg/día}$
a	$\begin{cases} a = 1 \text{ sí } p < \$1.300 \\ a = 2 \text{ sí } p \geq \$1.300 \text{ y } < \$1.400 \\ a = 3 \text{ sí } p \geq \$1.400 \text{ y } < \$1.500 \\ a = 4 \text{ sí } p \geq \$1.500 \text{ y } < \$1.600 \\ a = 5 \text{ sí } p \geq \$1.600 \text{ y } < \$1.700 \\ a = 6 \text{ sí } p \geq \$1.700 \end{cases}$

*Censo DANE 2019

** (A. Gaviria et al., 2013)

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Anexo 2. Demanda diaria banano

			30/05/18	947,8		29/06/18	1089,8
1/05/18	603,6		31/05/18	401,9		30/06/18	1091,5
2/05/18	1089,1		1/06/18	941,6		1/07/18	607,2
3/05/18	601,6		2/06/18	410,9		2/07/18	1087,1
4/05/18	409,9		3/06/18	952		3/07/18	954,2
5/05/18	943,6		4/06/18	1086		4/07/18	791,1
6/05/18	788,7		5/06/18	598		5/07/18	1084,6
7/05/18	1086,1		6/06/18	765,9		6/07/18	941,8
8/05/18	783		7/06/18	787,5		7/07/18	165
9/05/18	190,8		8/06/18	1092,1		8/07/18	1090,5
10/05/18	1089,9		9/06/18	936,2		9/07/18	386,4
11/05/18	1086,6		10/06/18	792,6		10/07/18	1091
12/05/18	1089		11/06/18	778,5		11/07/18	779,4
13/05/18	1092,7		12/06/18	783,6		12/07/18	1090,2
14/05/18	1088		13/06/18	945,8		13/07/18	1085,7
15/05/18	587,6		14/06/18	394,4		14/07/18	1094,1
16/05/18	1092,6		15/06/18	1090,7		15/07/18	604,4
17/05/18	770,1		16/06/18	593,6		16/07/18	574,8
18/05/18	1090		17/06/18	776,7		17/07/18	582,4
19/05/18	596		18/06/18	169,8		18/07/18	595,6
20/05/18	184,8		19/06/18	950,6		19/07/18	595,2
21/05/18	164,4		20/06/18	775,5		20/07/18	174
22/05/18	183		21/06/18	942,8		21/07/18	389,9
23/05/18	947,8		22/06/18	782,1		22/07/18	1089,8
24/05/18	405,4		23/06/18	939,6		23/07/18	607,2
25/05/18	178,8		24/06/18	1086,6		24/07/18	769,8
26/05/18	787,5		25/06/18	785,1		25/07/18	1090,2
27/05/18	1085,2		26/06/18	397,9		26/07/18	1094,3
28/05/18	775,8		27/06/18	393,4		27/07/18	1086,5
29/05/18	576		28/06/18	1092,4		28/07/18	1089,7

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de percederos

29/07/18	1085,2		27/08/18	1093,8		25/09/18	766,8
30/07/18	1085		28/08/18	371,9		26/09/18	1087,8
31/07/18	783,9		29/08/18	603,6		27/09/18	939
1/08/18	577,2		30/08/18	935,6		28/09/18	368,4
2/08/18	938,6		31/08/18	766,2		29/09/18	584,8
3/08/18	579,2		1/09/18	943		30/09/18	787,8
4/08/18	384,4		2/09/18	1087,2		1/10/18	412,9
5/08/18	942,2		3/09/18	942,4		2/10/18	794,4
6/08/18	613,6		4/09/18	1090,1		3/10/18	1089,3
7/08/18	792,6		5/09/18	1087,2		4/10/18	1087
8/08/18	378,9		6/09/18	414,4		5/10/18	392,4
9/08/18	378,4		7/09/18	951,8		6/10/18	778,2
10/08/18	939,8		8/09/18	608		7/10/18	790,8
11/08/18	1086,2		9/09/18	168,6		8/10/18	935,6
12/08/18	402,9		10/09/18	600,4		9/10/18	951,8
13/08/18	185,4		11/09/18	600		10/10/18	584,4
14/08/18	596,8		12/09/18	1086,2		11/10/18	947,6
15/08/18	779,1		13/09/18	177		12/10/18	164,4
16/08/18	377,9		14/09/18	1085,9		13/10/18	171
17/08/18	949,8		15/09/18	776,7		14/10/18	601,6
18/08/18	368,9		16/09/18	602,4		15/10/18	948,6
19/08/18	944,4		17/09/18	174,6		16/10/18	1087,3
20/08/18	613,6		18/09/18	172,2		17/10/18	775,5
21/08/18	952,8		19/09/18	773,1		18/10/18	169,8
22/08/18	952,6		20/09/18	404,9		19/10/18	1091,5
23/08/18	579,2		21/09/18	395,9		20/10/18	585,6
24/08/18	393,4		22/09/18	949,8		21/10/18	780,9
25/08/18	774,3		23/09/18	608		22/10/18	577,2
26/08/18	937,2		24/09/18	584,8		23/10/18	595,2

Anexos

24/10/18	1087,9		23/11/18	775,2		23/12/18	609,6
25/10/18	378,4		24/11/18	368,9		24/12/18	1094,1
26/10/18	952,6		25/11/18	765,9		25/12/18	369,4
27/10/18	792		26/11/18	597,2		26/12/18	953
28/10/18	943,4		27/11/18	943,4		27/12/18	949,6
29/10/18	941,6		28/11/18	777,6		28/12/18	946,2
30/10/18	412,9		29/11/18	771		29/12/18	1085,9
31/10/18	584,8		30/11/18	399,4		30/12/18	1084,7
1/11/18	952,2		1/12/18	575,6		31/12/18	168,6
2/11/18	1093,3		2/12/18	582,4		1/01/19	595,6
3/11/18	939,6		3/12/18	1092,8		2/01/19	783,9
4/11/18	408,4		4/12/18	167,4		3/01/19	194,4
5/11/18	1086,9		5/12/18	934,8		4/01/19	593,6
6/11/18	390,4		6/12/18	1087,8		5/01/19	766,8
7/11/18	767,4		7/12/18	936,2		6/01/19	580,4
8/11/18	936,8		8/12/18	405,9		7/01/19	951,4
9/11/18	375,4		9/12/18	371,4		8/01/19	953,4
10/11/18	582		10/12/18	948,4		9/01/19	1091
11/11/18	1086,1		11/12/18	366,4		10/01/19	404,9
12/11/18	1086,2		12/12/18	766,8		11/01/19	768,6
13/11/18	578,8		13/12/18	370,4		12/01/19	784,5
14/11/18	384,9		14/12/18	414,4		13/01/19	776,4
15/11/18	1094,4		15/12/18	402,9		14/01/19	1090,8
16/11/18	579,2		16/12/18	1085,2		15/01/19	951,2
17/11/18	953,4		17/12/18	596		16/01/19	7716
18/11/18	945,6		18/12/18	574,8		17/01/19	3989
19/11/18	383,4		19/12/18	399,4		18/01/19	9404
20/11/18	181,8		20/12/18	165,6		19/01/19	3699
21/11/18	947,2		21/12/18	940		20/01/19	3664
22/11/18	594		22/12/18	785,7		21/01/19	5920

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

22/01/19	3829		20/02/19	4064		21/03/19	10907
23/01/19	9416		21/02/19	10877		22/03/19	10865
24/01/19	9524		22/02/19	3769		23/03/19	4119
25/01/19	7752		23/02/19	1818		24/03/19	7866
26/01/19	10853		24/02/19	4119		25/03/19	4064
27/01/19	10904		25/02/19	9534		26/03/19	10920
28/01/19	10847		26/02/19	4019		27/03/19	3949
29/01/19	10863		27/02/19	4004		28/03/19	7848
30/01/19	7653		28/02/19	6136		29/03/19	5860
31/01/19	9400		1/03/19	1812		30/03/19	5972
1/02/19	10876		2/03/19	10917		31/03/19	10930
2/02/19	10891		3/03/19	5988		1/04/19	5808
3/02/19	9512		4/03/19	10854		2/04/19	10857
4/02/19	9500		5/03/19	9470		3/04/19	5900
5/02/19	7875		6/03/19	10898		4/04/19	9488
6/02/19	7677		7/03/19	10890		5/04/19	10848
7/02/19	7764		8/03/19	10916		6/04/19	9456
8/02/19	4064		9/03/19	1878		7/04/19	10858
9/02/19	7764		10/03/19	7872		8/04/19	9448
10/02/19	10866		11/03/19	10943		9/04/19	7647
11/02/19	9402		12/03/19	5984		10/04/19	9394
12/02/19	3749		13/03/19	3669		11/04/19	10865
13/02/19	5864		14/03/19	9382		12/04/19	10871
14/02/19	7659		15/03/19	4089		13/04/19	7854
15/02/19	10853		16/03/19	5924		14/04/19	5844
16/02/19	3929		17/03/19	7710		15/04/19	10932
17/02/19	7725		18/03/19	1668		16/04/19	9412
18/02/19	3909		19/03/19	9446		17/04/19	5964
19/02/19	5884		20/03/19	1716		18/04/19	10931

Anexos

19/04/19	3979
20/04/19	9370
21/04/19	7896
22/04/19	9396
23/04/19	7929
24/04/19	1722
25/04/19	7839
26/04/19	10876
27/04/19	3794
28/04/19	10924
29/04/19	5776

Anexo 3. Técnicas de previsión

Anexos

Demanda total	Naive	Prophet	SARIMA	Gradient boosting	Random Forest	Tree Regressor	Linear Regressor	Deep learning
604	181	679	761	914	758	794	833	734
1089	604	803	690	1024	789	841	813	713
602	1089	731	724	1018	834	856	924	675
410	602	768	696	711	647	706	748	706
944	410	741	757	824	719	758	640	715
789	944	805	730	621	489	595	640	732
1086	789	782	639	731	731	680	696	733
783	1086	678	760	398	551	603	704	738
191	783	802	689	811	750	700	742	682
1090	191	730	724	663	684	661	695	675
1087	1090	767	696	657	716	688	645	665
1089	1087	740	757	713	741	668	683	692
1093	1089	804	729	849	810	760	669	668
1088	1093	781	638	760	731	719	663	639
588	1088	677	759	788	923	868	739	647
1093	588	801	688	774	724	706	637	654
770	1093	729	723	740	747	735	635	716
1090	770	766	695	709	817	768	672	719
596	1090	739	756	782	790	823	719	726
185	596	803	728	760	817	803	696	752
164	185	780	637	890	875	879	772	769
183	164	676	758	806	724	805	674	749
948	183	800	688	786	765	774	676	713
405	948	728	722	794	747	772	701	737
179	405	765	694	788	802	795	726	694
788	179	738	755	750	768	777	694	696
1085	788	802	728	820	846	869	768	676
776	1085	779	637	745	752	731	667	717

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

576	776	675	758	767	761	739	672	741
948	576	799	687	766	774	751	696	706
402	948	727	722	807	765	763	725	711
942	402	764	694	754	729	716	688	698
411	942	737	755	819	820	823	764	727
952	411	801	727	733	728	736	663	710
1086	952	778	636	739	761	743	669	700
598	1086	674	757	778	762	735	690	701
766	598	798	686	806	803	780	717	687
788	766	726	721	770	762	756	681	696
1092	788	763	693	849	790	819	759	659
936	1092	736	754	732	715	711	661	705
793	936	800	726	738	724	728	667	694
779	793	777	635	759	779	766	690	699
784	779	673	756	787	794	788	717	666
946	784	797	686	769	797	753	682	702
394	946	725	720	848	851	831	760	720
1091	394	762	692	749	744	737	661	722
594	1091	735	753	755	726	731	667	730
777	594	799	725	758	702	733	689	730
170	777	776	635	786	794	788	716	742
951	170	672	756	750	772	758	681	697
776	951	795	685	829	834	827	759	660
943	776	724	720	748	754	731	660	647
782	943	761	692	754	761	740	667	697
940	782	734	753	775	735	756	688	723
1087	940	798	725	803	777	773	715	741
785	1087	775	634	749	695	717	680	712
398	785	671	755	828	851	821	758	727

Anexos

393	398	794	684	729	736	727	659	708
1092	393	723	719	735	766	742	665	673
1090	1092	759	691	774	755	736	687	698
1092	1090	733	752	801	779	791	714	703
607	1092	797	724	766	743	743	678	646
1087	607	774	633	844	798	805	757	675
954	1087	670	754	727	731	708	658	662
791	954	793	684	734	775	720	664	706
1085	791	722	718	755	770	756	685	705
942	1085	758	690	782	812	790	713	737
165	942	731	751	765	772	742	677	749
1091	165	796	723	843	802	818	756	727
386	1091	773	633	744	715	732	657	688
1091	386	669	754	750	672	708	663	645
779	1091	792	683	754	764	720	684	650
1090	779	721	718	781	811	788	712	654
1086	1090	757	690	746	790	740	676	677
1094	1086	730	751	824	838	829	755	679
604	1094	795	723	743	720	725	656	706
575	604	772	632	749	699	741	662	745
582	575	668	753	771	727	755	683	736
596	582	791	682	798	770	757	711	740
595	596	719	717	745	773	726	675	758
174	595	756	689	823	840	802	754	762
390	174	729	750	724	757	738	655	743
1090	390	793	722	730	759	724	661	724
607	1090	770	631	769	742	759	682	726
770	607	666	752	797	740	793	710	710
1090	770	790	682	761	678	726	674	669
1094	1090	718	716	840	834	796	753	638

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

1087	1094	755	688	723	749	692	653	662
1090	1087	728	749	729	783	711	660	654
1085	1090	792	721	750	760	758	681	651
1085	1085	769	631	778	792	788	708	697
784	1085	665	752	760	731	744	673	707
577	784	789	681	839	780	834	751	719
939	577	717	716	740	727	708	652	692
579	939	754	688	746	752	695	658	697
384	579	727	748	749	767	724	680	724
942	384	791	721	777	823	762	707	739
614	942	768	630	741	753	747	672	712
793	614	664	751	820	816	835	750	682
379	793	788	680	739	683	731	651	703
378	379	716	715	745	664	724	657	714
940	378	753	687	766	787	727	679	693
1086	940	726	748	794	790	747	706	733
403	1086	790	720	740	756	708	671	727
185	403	767	629	819	827	807	749	743
597	185	663	750	720	710	738	650	717
779	597	787	680	726	741	753	656	730
378	779	715	714	765	710	744	678	739
950	378	752	686	792	773	772	705	698
369	950	725	747	757	754	727	670	683
944	369	789	719	835	831	783	748	685
614	944	766	629	718	759	710	649	716
953	614	662	750	725	732	717	655	732
953	953	786	679	746	758	756	676	694
579	953	714	714	773	764	792	704	698
393	579	751	686	756	673	734	668	713

Anexos

774	393	724	746	834	847	805	747	700
937	774	788	719	735	725	707	648	713
1094	937	765	628	741	761	713	654	735
372	1094	661	749	745	740	726	675	739
604	372	784	678	772	762	776	703	728
936	604	713	713	737	769	743	667	718
766	936	750	685	815	768	815	746	657
943	766	723	746	734	718	713	647	667
1087	943	787	718	740	737	721	653	655
942	1087	764	627	762	735	740	674	637
1090	942	660	748	789	784	769	702	665
1087	1090	783	677	736	764	721	666	697
414	1087	712	712	814	840	808	745	748
952	414	748	684	715	738	732	646	698
608	952	722	745	721	712	716	652	744
169	608	786	717	760	733	737	673	739
600	169	763	627	788	762	767	701	705
600	600	659	748	753	757	718	665	671
1086	600	782	677	831	828	802	744	664
177	1086	711	711	714	741	700	645	714
1086	177	747	684	720	756	719	651	699
777	1086	720	744	741	691	747	672	721
602	777	785	717	769	752	756	700	757
175	602	762	626	751	690	720	664	751
172	175	658	747	830	786	823	743	733
773	172	781	676	731	707	700	643	726
405	773	710	711	737	729	709	649	753
396	405	746	683	740	760	730	671	741
950	396	719	744	768	799	767	698	681
608	950	784	716	732	731	741	663	686

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

585	608	761	625	811	808	819	741	695
767	585	657	746	730	664	700	642	676
1088	767	780	675	736	727	722	648	698
939	1088	708	710	757	765	732	670	743
368	939	745	682	785	835	751	697	763
585	368	718	743	731	775	742	662	697
788	585	782	715	810	816	818	740	694
413	788	759	625	711	702	704	641	700
794	413	655	746	717	697	712	647	699
1089	794	779	675	756	702	736	669	708
1087	1089	707	709	784	787	758	696	694
392	1087	744	682	748	739	726	661	719
778	392	717	742	827	850	793	739	656
791	778	781	715	710	724	693	640	649
936	791	758	624	716	693	724	646	679
952	936	654	745	737	738	735	667	725
584	952	778	674	765	706	759	695	761
948	584	706	709	747	731	736	660	746
164	948	743	681	825	833	800	738	704
171	164	716	742	726	747	690	639	722
602	171	780	714	732	754	703	645	688
949	602	757	623	736	746	724	666	691
1087	949	653	744	763	742	765	694	692
776	1087	777	673	728	723	736	658	706
170	776	705	708	806	746	797	737	738
1092	170	742	680	725	747	709	638	684
586	1092	715	741	731	736	722	644	722
781	586	779	713	753	776	709	665	717
577	781	756	623	780	788	742	693	728

Anexos

595	577	652	744	727	710	731	657	723
1088	595	776	673	805	795	808	736	675
378	1088	704	707	706	669	713	637	684
953	378	741	680	712	677	721	643	694
792	953	714	740	752	749	726	664	727
943	792	778	713	779	787	751	692	726
942	943	755	622	744	763	700	656	686
413	942	651	743	822	825	766	735	720
585	413	775	672	705	674	705	636	668
952	585	703	707	711	712	721	642	672
1093	952	740	679	733	665	736	663	701
940	1093	713	740	760	761	757	691	687
408	940	777	712	742	743	742	655	699
1087	408	754	621	821	857	777	734	721
390	1087	650	742	722	759	674	634	752
767	390	773	671	728	730	701	641	705
937	767	702	706	731	700	716	662	676
375	937	739	678	759	739	778	689	719
582	375	712	739	723	650	727	654	687
1086	582	776	711	802	814	809	732	699
1086	1086	753	621	721	710	705	633	721
579	1086	649	742	727	751	680	639	694
385	579	772	671	748	757	708	661	663
1094	385	701	705	776	773	740	688	687
579	1094	737	678	722	734	735	653	705
953	579	711	738	801	747	795	731	713
946	953	775	711	702	668	708	632	705
383	946	752	620	708	712	726	638	732
182	383	648	741	747	752	710	660	720
947	182	771	670	775	791	740	687	723

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

594	947	700	705	739	754	681	652	731
775	594	736	677	818	815	780	730	724
369	775	709	738	701	700	719	631	698
766	369	774	710	707	640	710	637	686
597	766	751	619	728	698	735	659	694
943	597	647	740	756	759	770	686	725
778	943	770	669	738	749	696	651	692
771	778	699	704	816	798	777	729	724
399	771	735	676	717	734	681	630	750
576	399	708	737	723	722	687	636	738
582	576	773	709	727	708	715	657	687
1093	582	750	619	754	722	773	685	662
167	1093	646	740	719	700	734	649	708
935	167	769	669	797	803	793	728	669
1088	935	697	703	716	723	677	629	698
936	1088	734	676	722	736	672	635	702
406	936	707	736	744	741	707	656	713
371	406	771	709	771	761	774	684	708
948	371	748	618	718	690	729	648	737
366	948	644	739	796	739	817	727	739
767	366	768	668	697	714	708	628	723
370	767	696	703	703	727	689	634	714
414	370	733	675	743	746	696	655	692
403	414	706	736	770	755	726	683	720
1085	403	770	708	735	723	703	647	723
596	1085	747	617	813	779	804	726	734
575	596	643	738	696	682	694	627	757
399	575	767	667	702	699	712	633	713
166	399	695	702	724	756	717	654	722

Anexos

940	166	732	674	751	758	734	682	712
786	940	705	735	733	748	698	646	723
610	786	769	707	812	783	760	725	733
1094	610	746	617	713	695	694	625	728
369	1094	642	738	719	678	705	632	659
953	369	766	667	722	669	750	653	640
950	953	694	701	750	781	752	680	667
946	950	731	674	714	756	725	645	655
1086	946	704	734	793	816	777	723	685
1085	1086	768	707	712	702	667	624	723
169	1085	745	616	718	684	692	630	738
596	169	641	737	739	716	714	652	743
784	596	765	666	767	727	764	679	749
194	784	693	701	713	723	734	644	762
594	194	730	673	792	829	769	722	691
767	594	703	734	693	739	667	623	686
580	767	767	706	699	740	678	629	691
951	580	744	615	738	711	705	651	686
953	951	640	736	766	717	747	678	719
1091	953	764	665	730	701	715	643	726
405	1091	692	700	809	745	799	721	719
769	405	729	672	692	713	690	622	665
785	769	702	733	698	711	686	628	687
776	785	766	705	719	743	690	650	663
1091	776	743	615	747	774	721	677	660
951	1091	639	736	729	689	695	642	642

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

Anexo 4. Demanda y desperdicio diario banano

Demanda	Desperdicio	Demanda + desperdicio
604		604
1089	60	1149
602	115	717
410	72	482
944	48	992
789	99	888
1086	89	1175
783	117	900
191	90	281
1090	28	1118
1087	112	1198
1089	120	1209
1093	121	1214
1088	121	1209
588	121	709
1093	71	1163
770	116	886
1090	89	1179
596	118	714
185	71	256
164	26	190
183	19	202
948	20	968
405	97	502
179	50	229
788	23	810
1085	81	1166
776	117	892

576	89	665
948	67	1014
402	101	503
942	50	992
411	99	510
952	51	1003
1086	100	1186
598	119	717
766	72	838
788	84	871
1092	87	1179
936	118	1054
793	105	898
779	90	868
784	87	870
946	87	1033
394	103	498
1091	50	1140
594	114	708
777	71	847
170	85	255
951	25	976
776	98	873
943	87	1030
782	103	885
940	89	1028
1087	103	1189
785	119	904
398	90	488
393	49	442

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

1092	44	1137	1087	121	1208
1090	114	1203	1090	121	1210
1092	120	1212	1085	121	1206
607	121	728	1085	121	1206
1087	73	1160	784	121	904
954	116	1070	577	90	668
791	107	898	939	67	1005
1085	90	1174	579	101	680
942	117	1059	384	68	452
165	106	271	942	45	987
1091	27	1118	614	99	712
386	112	498	793	71	864
1091	50	1141	379	86	465
779	114	893	378	47	425
1090	89	1180	940	42	982
1086	118	1204	1086	98	1184
1094	120	1214	403	118	521
604	121	726	185	52	238
575	73	647	597	24	621
582	65	647	779	62	841
596	65	660	378	84	462
595	66	661	950	46	996
174	66	240	369	100	469
390	24	414	944	47	991
1090	41	1131	614	99	713
607	113	720	953	71	1024
770	72	842	953	102	1055
1090	84	1174	579	106	685
1094	117	1212	393	68	462

Anexos

774	46	820	585	71	656
937	82	1019	767	66	832
1094	102	1196	1088	83	1171
372	120	491	939	117	1056
604	49	653	368	106	474
936	65	1001	585	47	632
766	100	866	788	63	851
943	87	1030	413	85	498
1087	103	1190	794	50	844
942	119	1061	1089	84	1174
1090	106	1196	1087	117	1204
1087	120	1207	392	120	513
414	121	535	778	51	829
952	54	1005	791	83	874
608	101	709	936	87	1023
169	71	239	952	102	1054
600	24	624	584	105	690
600	62	662	948	69	1017
1086	66	1152	164	102	266
177	115	292	171	27	198
1086	29	1115	602	20	621
777	112	888	949	62	1011
602	89	691	1087	101	1188
175	69	244	776	119	894
172	24	197	170	89	259
773	20	793	1092	26	1117
405	79	484	586	112	697
396	48	444	781	70	851
950	44	994	577	85	662
608	99	707	595	66	661

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos

1088	66	1154	594	97	691
378	115	494	775	69	844
953	49	1002	369	84	453
792	100	892	766	45	811
943	89	1033	597	81	678
942	103	1045	943	68	1011
413	104	517	778	101	879
585	52	637	771	88	859
952	64	1016	399	86	485
1093	102	1195	576	49	624
940	119	1059	582	62	645
408	106	514	1093	64	1157
1087	51	1138	167	116	283
390	114	504	935	28	963
767	50	818	1088	96	1184
937	82	1019	936	118	1055
375	102	477	406	105	511
582	48	630	371	51	423
1086	63	1149	948	42	991
1086	115	1201	366	99	465
579	120	699	767	47	813
385	70	455	370	81	452
1094	45	1140	414	45	460
579	114	693	403	46	449
953	69	1023	1085	45	1130
946	102	1048	596	113	709
383	105	488	575	71	646
182	49	231	399	65	464
947	23	970	166	46	212

Anexos

940	21	961	194	85	279
786	96	882	594	28	622
610	88	698	767	62	829
1094	70	1164	580	83	663
369	116	486	951	66	1018
953	49	1002	953	102	1055
950	100	1050	1091	106	1197
946	105	1051	405	120	525
1086	105	1191	769	52	821
1085	119	1204	785	82	867
169	120	289	776	87	863
596	29	624	1091	86	1177
784	62	846	951	118	1069

Diseño de un modelo previsión de demanda para reducir el efecto látigo en una cadena de suministros de perecederos