

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
FACULTAD DE GESTIÓN Y ALTA DIRECCIÓN**



**La generación de valor mediante el uso de data science en la
planificación de la demanda de tiendas por departamento**

Tesis para obtener el título profesional de Licenciado en Gestión con mención en
Gestión Empresarial presentada por:

PIGNANO BRAVO, Angelo Santino

PINO CARMONA, Piero Jesus

Asesorados por: Mgtr. Oswaldo Aurelio Garcia Valencia

Lima, mayo del 2021

La tesis

La generación de valor mediante el uso de data science en la planificación de la demanda de tiendas por departamento

ha sido aprobada por:

Mgtr. Regina Mariella Soriano Rivera
[Presidente del Jurado]

Mgtr. Oswaldo Aurelio Garcia Valencia
[Asesor Jurado]

Mgtr. Renato Jose Gandolfi Castagnola
[Tercer Jurado]



Dedico esta tesis a Dios, por ser quien permite la realización de mis metas. A mis padres, por brindarme la oportunidad de recibir educación de calidad y facilitarme los medios necesarios para lograr mis objetivos. A Sharell y a Rafaella, por ser mis principales motores y mi inspiración a lo largo de este proceso. Y a Piero, por ser un gran compañero de tesis y por su constancia, dedicación y compromiso a lo largo del desarrollo del trabajo.

Angelo Pignano

La presente investigación es dedicada a Dios, por darme la fortaleza necesaria para continuar con el proyecto y cumplirlo a cabalidad. A toda mi familia, especialmente a mis padres por darme la oportunidad de pertenecer a esta casa de estudios y apoyarme en todo momento. A mis amigos, ahora colegas, que estuvieron conmigo durante mi carrera universitaria. Y a mi compañero Angelo Pignano por su compromiso, optimismo y confianza otorgada durante la duración del proyecto.

Piero Pino



Agradecemos a las empresas sujeto de estudio y a todos los involucrados en el proceso, por brindar un espacio para la realización de las entrevistas y concretar la presente investigación. Agradecemos al profesor Oswaldo, por estar siempre pendiente de nuestra investigación y por procurar que tengamos todo lo necesario para desarrollarla exitosamente.



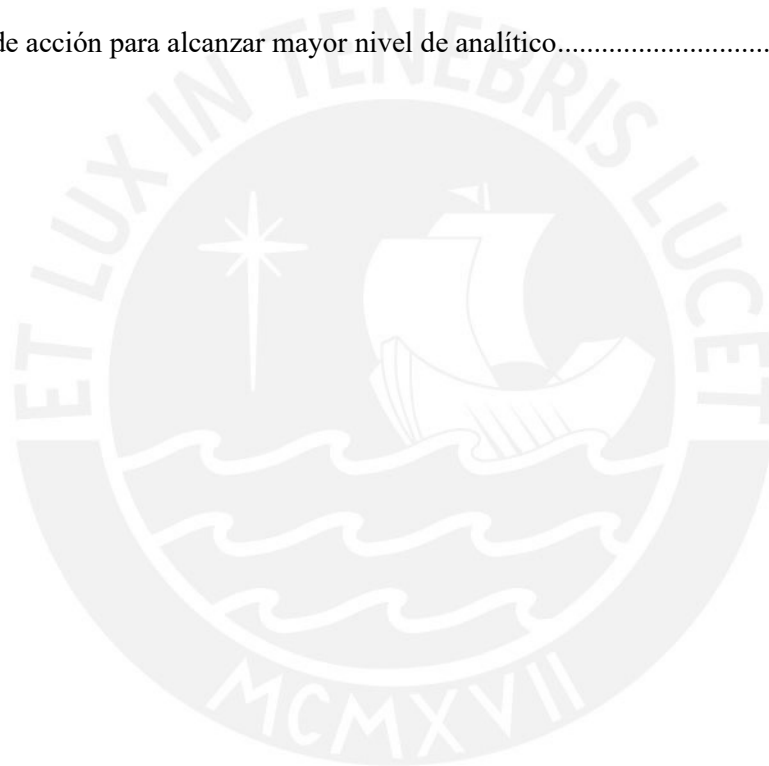
ÍNDICE DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1: PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN.....	3
1. Situación problemática.....	3
2. Enfoque teórico	6
3. Objetivos y preguntas de investigación.....	15
3.1. Objetivo General	15
3.2. Objetivos Específicos	15
3.3. Pregunta General	16
3.4. Pregunta Específicas	16
4. Hipótesis de la investigación.....	16
5. Justificación.....	16
CAPÍTULO 2: METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	18
1. Secuencia metodológica.....	18
2. Enfoque, alcance y diseño metodológico.....	19
2.1. Enfoque	19
2.2. Alcance.....	20
2.3. Diseño metodológico.....	21
3. Selección muestral/unidad de análisis.....	22
4. Técnicas de recolección	24
5. Técnica de análisis	24
6. Evaluación de la validez y confiabilidad.....	25
7. Ética de la investigación.....	25
CAPÍTULO 3: RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN	27
1. Personas.....	27
2. Procesos.....	31
3. Tecnología.....	37

4. Data Science.....	41
CAPÍTULO 4: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	51
1. Conclusiones	51
2. Recomendaciones.....	55
BIBLIOGRAFÍA.....	58
ANEXOS.....	63
ANEXO A: Indicadores del proceso	63
ANEXO B: Conceptos clave.....	64
ANEXO C: Modelo DELTA plus.....	65
ANEXO D: Matriz de consistencia.....	71
ANEXO E: Herramientas de análisis de información.....	72
ANEXO F: Matriz de Hallazgos	73
ANEXO G: Guía de entrevista actores involucrados en el proceso de planificación	75
ANEXO H: Guía de entrevista a expertos en el sector retail	76
ANEXO I: Guía de entrevista expertos en Data Science	77
ANEXO J: Flujoograma del proceso de planificación de la demanda.....	78
ANEXO K: Detalle Indicadores.....	80
ANEXO L: Ishikawa.....	81

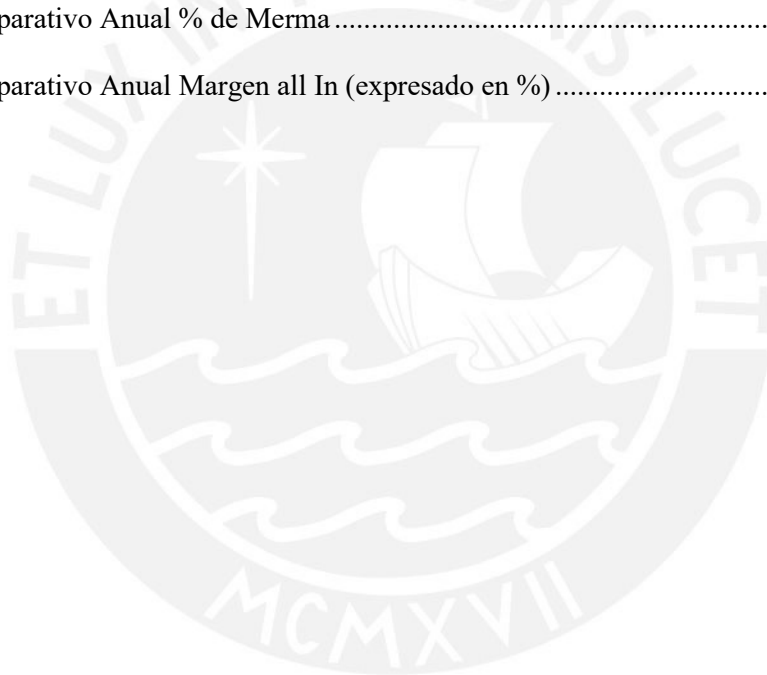
LISTA DE TABLAS

Tabla 1: Escenarios del modelo DELTA plus.....	14
Tabla 2: Ficha técnica en etapa de exploración con expertos en retail	23
Tabla 3: Ficha técnica en etapa de recolección de información con personal del rubro	23
Tabla 4: Ficha técnica en etapa de revisión de hallazgos con expertos.....	23
Tabla 5: Actores del proceso.....	29
Tabla 6: Tipos de análisis según Intel	42
Tabla 7: Plan de acción para alcanzar mayor nivel de analítico.....	46



LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Modelo de Sales & Operation Planning (S&OP)	10
Figura 2: Las cuatro capas de Intel para soluciones analíticas	12
Figura 3: Tipos de análisis en las organizaciones	13
Figura 4: Elementos del modelo DELTA Plus.....	14
Figura 5: Proceso de investigación: Enfoque cualitativo	19
Figura 6: Método de Estudio de Caso	22
Figura 7: Comparativo Anual Nivel de Rotación de Inventario (expresado en días).....	48
Figura 8: Comparativo Anual % de Merma	49
Figura 9: Comparativo Anual Margen all In (expresado en %)	50



RESUMEN EJECUTIVO

La presente investigación pretende analizar cómo la ciencia de datos genera valor en la planificación de la demanda en tiendas por departamento. La investigación se fundamenta en el modelo de Sales & Operation Planning de Chase (2016), el cual define cuatro dimensiones clave para la nueva generación de la planificación de la demanda: personas, procesos, tecnología y ciencia de datos. Tras la revisión de literatura teórica y empírica, se identificó que es necesario corregir las desviaciones en las tres primeras dimensiones para, así abordar la referente a ciencia de datos mediante el modelo de tipo de análisis de Intel (2015) y el modelo de madurez analítico de Davenport (2018). En este sentido, la tesis plantea un estudio de caso múltiple con un enfoque cualitativo y un alcance exploratorio, utilizando las entrevistas a profundidad para recabar información y el software ATLAS.ti para procesarla, codificar y obtener los puntos clave necesarios para la estructuración de la investigación.

De esta manera, la tesis permite contextualizar la situación del proceso de planificación de la demanda en las tiendas por departamento, para lo cual se i) describe la situación del capital y su adopción al cambio organizacional, ii) expone y analiza cómo es el proceso y cómo se mide, iii) examina la infraestructura tecnológica presente en las tiendas y su integración con el proceso y iv) explora el nivel de madurez analítico en las tiendas y analiza el efecto de la ciencia de datos en el proceso. A partir de ello, se pretende proporcionar información valiosa a los tomadores de decisiones de las tiendas por departamento, respecto a los beneficios del uso de ciencia de datos y de las condiciones mínimas necesarias para su implementación, con lo cual se obtendrían resultados óptimos.

Palabras claves: Planificación de la demanda, Ciencia de datos, Sales & Operation Planning (S&OP).

INTRODUCCIÓN

El presente trabajo surge con la finalidad de analizar cómo la ciencia de genera valor en la planificación de la demanda en tiendas por departamento, tomando como referencia el modelo de Sales & Operation Planning (S&OP) propuesto por Chase (2016). En ese sentido, el presente estudio analiza el caso de dos tiendas por departamento que radican en el mercado peruano con la finalidad comprender cómo funciona el proceso de planificación de la demanda y determinar los principales dolores, para luego, desarrollar un análisis respecto a cómo implementar un mayor nivel de ciencia de datos puede minimizar dichos dolores. Cabe señalar que, debido a un acuerdo de confidencialidad, las empresas sobre las que se desarrolla la investigación son denominadas tienda por departamento A y tienda por departamento B, respectivamente.

Para aproximarnos a este estudio de caso múltiple, en el primer capítulo, además de mostrar los objetivos y preguntas que guiarán la investigación, se muestra y analiza el contexto del sector de tiendas por departamento, caracterizado por un consumidor cuyo comportamiento suele ser poco predecible (Choi, 2016). Adicionalmente, se explica el marco teórico y se expone el modelo sobre el cual se construye la presente investigación. Por otro lado, en el segundo capítulo, se detalla el sustento metodológico que sigue el presente documento, mencionando el diseño y sus correspondientes fuentes primarias y secundarias. De igual forma, se pueden distinguir tres etapas marcadas en el proceso de investigación: etapa teórica, etapa de campo y etapa analítica (Yin, 2003).

Posteriormente, en el tercer capítulo se muestran los principales resultados de la investigación, para lo cual se sigue una estructura con los resultados obtenidos por cada dimensión planteada por Chase (2016). En primer lugar, se explica la dimensión “Personas”, la cual es el primer paso para integrar el modelo de Sales & Operations Planning. En este apartado se muestra cuál es la situación de los actores involucrados en el proceso y su adopción al cambio organizacional. Por último, esta sección concluye con la descripción de los principales dolores identificados en la dimensión y con la propuesta de tres soluciones potenciales sugeridas en las fuentes teóricas consultadas.

En segundo lugar, se presenta la dimensión “Procesos” en la cual se explica la secuencia que sigue el proceso de planificación de la demanda, así como los principales indicadores de medición. Adicionalmente, se propone un caso comparativo en el cual se muestran los resultados de la tienda por departamento A y Sears, siendo esta última aquella que se encuentra avanzada en la integración de ciencia de datos en el proceso y en la adaptación a la nueva generación de

planificación de la demanda. Por último, se exponen los principales dolores identificados en la dimensión y las potenciales soluciones identificadas en la bibliografía consultada.

Posteriormente, y siguiendo la estructura definida por el modelo de Sales & Operations Planning de Chase (2016), se abarca la dimensión de “Tecnología” en donde se indica que se debe procurar construir una infraestructura tecnológica escalable, en este sentido, las tiendas por departamento deben superar los dolores identificados: sistemas de información desintegrados, aplicaciones de análisis no funcionales y, en su conjunto, tecnología no escalable. Para superar dichos dolores se propone el modelo de Intel (2015) denominado “Las cuatro capas”.

Finalmente, en la cuarta dimensión, se abarca “Data Science”, para lo cual utilizamos, en primer lugar, el modelo de identificación de tipo de análisis en las organizaciones de Intel (2015) para conocer, actualmente, qué análisis realizan las tiendas por departamento: descriptivo, diagnóstico, predictivo, prescriptivo o cognitivo. En segundo lugar, se analiza el grado de implementación de la ciencia de datos mediante el modelo de madurez analítico de Davenport (2018) que, a través de sus siete elementos, permitirá conocer las brechas existentes a fin de cubrirlas y, con ello, obtener mayores beneficios de la ciencia de datos. Por último, se explican los potenciales beneficios directos e indirectos del uso de la ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda.

CAPÍTULO 1: PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

1. Situación problemática

“La capacidad de identificar y de anticipar las tendencias del mercado junto a una buena capacidad de previsión y planificación de la demanda, es el requisito esencial para obtener una prestación excelente de servicios empresariales”
(Qurius, 2010, pp.1)

En la actualidad, son cada vez más las empresas que prestan atención al proceso de planificación de la demanda, motivado principalmente por encontrarse inmersas en mercados cambiantes, caracterizados por clientes de comportamiento y necesidades poco predecibles.

Según señala Chase (2016), en el mercado volátil actual, uno de los mayores retos que enfrentan los líderes empresariales es generar mayores ingresos y mayores márgenes, sin necesidad de incurrir en incrementar el riesgo que acompaña la labor empresarial; para ello, es necesario potenciar y fortalecer el entendimiento del cliente, de manera que se pueda ofertar productos según sus necesidades y expectativas, con lo cual, se reduce el riesgo y se logra una mayor satisfacción del consumidor. Adicionalmente, Chase (2016) señala que un mayor entendimiento del cliente conlleva a una mejor predicción de sus necesidades futuras, lo que impacta positivamente en la planificación de la demanda y en los resultados finales de la organización, logrando incrementar los ingresos en al menos 3% a 7%. Asimismo, señala que por lo menos un tercio de las empresas que realicen una mejor planificación de la demanda lograrán un efecto positivo de más de 6% en los ingresos obtenidos.

Muchas empresas enfrentan diversos retos asociados a incrementar su participación de mercado, aumentar la lealtad de sus clientes y mejorar su competitividad de forma global, por lo que están integrando el concepto de Sales and Operations Planning (S&OP), de manera que puedan potenciar la planificación de la demanda de sus clientes y lograr los objetivos propuestos (Granillo, Simón y Santana, 2013). En adición a ello, Estupiñán (2016) sostiene que aquellas empresas que no le den la importancia debida al proceso de planificación y al conocimiento del cliente, podrían enfrentarse a elevados costos de oportunidad respecto a la competencia y encontrarse en situación de desventaja en términos de atención de las necesidades de los consumidores.

Paradójicamente, aun sabiendo la importancia de la planificación de la demanda para los resultados organizacionales, muchas compañías siguen manejando procesos obsoletos y un

enfoque limitado en el contexto actual. Según señala Chase (2016), la oferta de productos suele ser, en muchos casos, una acción reactiva; es decir, se suelen empezar a tomar decisiones en respuesta a determinadas acciones del cliente, cuando se podría generar mayor valor si se adelantaran a dicha acción. De acuerdo a Mejía, Palacio y Adarme (2014), en el marco empresarial sucede el denominado Bullwhip o, traducido al español, el efecto látigo, el cual consiste en una distorsión creciente en la demanda transmitida por los agentes de la cadena de suministro, quienes se transmiten información con desfase e imprecisiones, lo que conlleva a realizar estimaciones de demanda fuera de tiempo y de manera reactiva, con lo cual, finalmente, se podría tener un superávit o déficit de productos, según sea el caso. Asimismo, los márgenes de las compañías se encuentran muy expuestos a las fluctuaciones en el comportamiento de los consumidores.

El proceso de planificación de la demanda desempeña un rol fundamental en la industria retail, puntualmente en el sector de tiendas por departamento, debido a la naturaleza cambiante del cliente, cuyo perfil se caracteriza por tener comportamientos poco predecibles y ser poco fiel a determinadas marcas o productos (Choi, 2016). En este entorno competitivo y compuesto por un marcado ambiente de incertidumbre respecto a los comportamientos futuros de los clientes, las tiendas por departamento se encuentran en búsqueda de herramientas que permitan reducir el sesgo de los especialistas, el grado de incertidumbre y adelantarse a posibles variaciones en la demanda.

Actualmente, se ha tornado evidente que las empresas deben adaptarse al cambio y deben ser conscientes de la premura de potenciar sus procesos internos, aun cuando esto implique una reestructuración general en la organización (Chase, 2016). Estupiñán (2016) afirma que el proceso de planificación de la demanda es uno de los macroprocesos internos en que se debe realizar un cambio significativo y esto se debe a que, pese al desarrollo tecnológico y a los cambios presentados en el mercado, en muchas empresas se mantiene intacto el proceso y no se visualizan esfuerzos por adaptarse. En tal sentido, Chase (2016) comenta que las usuales fallas en las metodologías de pronóstico convencionales han motivado el desarrollo de nuevos métodos de planificación de la demanda, en donde se priorice el desarrollo de resultados en base a análisis de data sofisticados que permitan reducir el margen de error. Asimismo, sostiene que, para lograr dicho análisis más profundo, es necesario realizar un enfoque especial en las personas, en la forma en que se encuentran diseñados los procesos y en la infraestructura tecnológica.

En la misma dirección, Rodríguez y Pinto (2018) sostienen que las organizaciones deben comprender que es necesario hacer uso de la información como recurso estratégico para la toma de decisiones. Asimismo, afirman que deben ser conscientes que el entorno cambiante actual amerita realizar un esfuerzo por encontrar herramientas y nuevas formas que les permitan analizar

la data extendida, incrementar el conocimiento del cliente y, en tal sentido, mejorar la predicción y pronosticación. Por otro lado, Rodríguez (2015) señala que muchas de las decisiones en las empresas se toman en base al criterio experto; análogamente, en el caso del proceso de planificación, muchas veces se pronostica en base a opinión de expertos en el tema, razón por la cual no se logra optimizar los resultados y se suele mantener un margen de error considerable.

En línea con lo comentado anteriormente, en los últimos años, el desarrollo organizacional y tecnológico ha traído consigo lo que ahora se conoce como la era del big data que, básicamente, hace referencia a la acumulación extensiva de data que se ha generado en el mundo y que permite a las organizaciones incrementar sus fuentes de información y conocimiento. Asimismo, de la mano con el crecimiento de la data, ha surgido la ciencia de datos como una herramienta capaz de pulir y analizar la información, con el fin de convertirla en conocimiento y facilitar la toma de decisiones para las organizaciones. Según afirma Marr (2018), la ciencia de datos está revolucionando el mundo organizacional y es capaz de transformar la forma en que se hacen negocios. En la misma línea, Choi (2016) afirma que son muchas los beneficios que trae consigo la ciencia de datos, especialmente en un entorno altamente competitivo como el que enfrentan las compañías actualmente. Entre los principales, destaca la capacidad de elevar el conocimiento del cliente y adelantarse a posibles variaciones en su comportamiento, con lo cual se facilita la toma de decisiones.

Muchas organizaciones han adherido la ciencia de datos a sus procesos de planificación de la demanda, debido a que les permite reducir la incertidumbre y el margen de error presente en la pronosticación (Sedkaoui, 2018). De igual manera, esta adhesión debiera verse reflejada en el proceso de planificación de la demanda de tiendas por departamento, considerando que es un sector en donde el cliente tiende a tener un comportamiento volátil y a ser poco fiel, por lo que resulta crucial identificar formas que permitan maximizar el conocimiento del cliente y pronosticar mejor (Choi, 2016). Por último, Marr (2018) afirma que las organizaciones deben ser conscientes del valor generado por el uso de ciencia de datos internamente y en la planificación de la demanda, pues de lo contrario se encontrarán en situación de desventaja frente a la competencia y no podrán asegurar un crecimiento sostenido en el mercado.

A manera de síntesis, el problema identificado consiste en que la teoría y fuentes consultadas concuerdan en que el proceso convencional de planificación de la demanda es limitado y no se encuentra adaptado a las nuevas tendencias del mercado. Asimismo, no se visualizan esfuerzos de las empresas por comprender el comportamiento cambiante de sus clientes, razón por la cual se comenta la necesidad de cambiar el proceso de planificación e identificar la nueva forma de gestionar la demanda, de manera que se logren resultados de

planificación más precisos. La presente investigación pretende introducir al lector a un tópico que no ha sido suficientemente estudiado en el contexto peruano, a partir del análisis de las principales tiendas por departamento a nivel nacional, además de brindar referencias para futuras investigaciones.

2. Enfoque teórico

En el presente apartado se expondrá a detalle el enfoque teórico sobre el que se construye la presente investigación, para lo cual se explicarán los principales conceptos que serán desarrollados a lo largo del trabajo. Para ello, la sección comenzará con la explicación de qué es el proceso de planificación de la demanda, cuál es su relevancia para las organizaciones, qué elementos lo componen y cómo suele ser medido. Posteriormente, se detallarán métodos y modelos de planificación de la demanda y se profundizará en el modelo de Sales & Operation Planning planteado por Chase (2016), sobre el cual se fundamenta el trabajo. Por último, se dará una explicación detallada de la dimensión data science abarcada en el modelo de Sales & Operation Planning, asimismo, se explorará el modelo nivel de análisis en las organizaciones realizado por Intel (2015) y el modelo DELTA plus (Davenport, 2018) que sirve para medir el nivel de implementación de data science en las organizaciones.

Para empezar, según señala Parra (2018), la planificación de la demanda es definida como el conjunto de acciones y técnicas de cálculo realizadas para determinar la cantidad de productos que deben encontrarse consolidados en un almacén o espacio definido para poder atender la demanda solicitada por un conjunto de clientes en un periodo determinado. Por otro lado, Merino (2013) la define como el proceso realizado para analizar el comportamiento de las ventas y el mercado con la finalidad de estimar sus valores en el futuro. Adicionalmente, otros autores integran en la definición los conceptos de anticipación y respuesta a las fluctuaciones del mercado, los mismos que además conllevan a la inclusión de herramientas que faciliten la predicción de resultados futuros respecto al nivel de demanda (Franco, 2012, citado en Alvis, 2014). Para la presente investigación, se adopta como concepto de planificación de la demanda el planteado por Chase (2016), el cual adiciona a lo mencionado por los anteriores autores que la planificación debe ser un proceso transversal en la organización y debe dársele un enfoque estratégico, considerando que puede condicionar los resultados de la organización.

En los últimos años, ha tomado mayor importancia el concepto de planificación en las organizaciones y se explica, básicamente, a que el mercado competitivo actual y la constante variación en las necesidades del cliente han generado dificultades en los métodos tradicionales de planificación, por lo que han motivado a las empresas identificar nuevas formas o incluir cambios

en su proceso de planificación. Según sostiene Chase (2016), la continua volatilidad de la demanda, combinada con la dinámica del mercado está obligando a las empresas a desarrollar e implementar procesos de gestión de la demanda más integrados basados en análisis, que requieren análisis predictivos, inteligencia de mercado y tecnologías más sofisticadas para lograr sus metas y objetivos de crecimiento de ingresos. Por otro lado, Marr (2018) sostiene que la planificación de la demanda ha tomado principal relevancia en las organizaciones, considerando que las empresas necesitan entender al cliente y sus necesidades, debido a que una buena planificación puede determinar el posicionamiento, adecuado o no, de una organización. En la misma línea, Estupiñán (2016) sostiene que es importante tomar especial atención al proceso de planificación de la demanda, porque en muchas organizaciones suele carecer de una metodología clara y una estructura comprendida por los actores involucrados en el proceso. Asimismo, sostiene que la secuencia que determina el proceso debe permitir la integración entre las áreas involucradas, de manera que se generen sinergias internas y mejores resultados.

Luego de haber comprendido qué se entiende por planificación de la demanda y por qué es importante para las organizaciones realizar una adecuada planificación, es necesario tener claro qué áreas se ven implicadas y cómo se encuentra compuesto el proceso. Para empezar, de acuerdo con lo señalado por Parra (2018), usualmente, el proceso de planificación involucra la participación de las siguientes áreas: gerencia general, área de planeación, área de productos nuevos, área de logística, área comercial y área de producción. Por otro lado, Chase (2016) sostiene que el proceso de planificación de la demanda es transversal en la organización y, en tal sentido, se podría decir que todas las áreas juegan un rol importante para que funcione; sin embargo, señala que son las de participación más directa el área comercial, el área logística y el área de producción.

Por otra parte, son muchos los indicadores que permiten medir el resultado de un proceso de planificación. A continuación, se abordarán los principales indicadores propuestos en la literatura revisada, los cuales suelen ser utilizados en el ámbito organizacional para medir la efectividad del proceso de planificación. En primer lugar, uno de los indicadores más utilizados para medir el proceso es el error del pronóstico o MAPE (error porcentual absoluto medio), cuya finalidad es medir en términos porcentuales el nivel de error en la planificación, respecto a la demanda real (Alvis, 2014). En la misma línea, Escribano (2012) menciona que un KPI crucial en la planificación es la precisión en la previsión de la demanda (“Forecast Accuracy”) y la fórmula de cálculo es homologable con el indicador MAPE explicado anteriormente.

En segundo lugar, otro indicador que resulta importante para medir los resultados de la planificación es el nivel de rotación de inventario el cual consiste en estimar el tiempo necesario

para que la mercadería almacenada sea vendida y se transforme en efectivo (Alvis, 2014; Ferrin, 2007). Otra de las interpretaciones que se le da a dicho indicador es la medición de la eficiencia operacional y de planificación, en términos de cuántos giros al año se le da al inventario (Escribano, 2012).

En tercer lugar, otro indicador importante para la planificación, el cual se encuentra estrechamente relacionado con los días de rotación de inventario, es el porcentaje de merma, el cual, según sostiene González (2011), permite medir el impacto negativo generado por la acumulación innecesaria de inventario, lo que conlleva a mayores costos para la empresa. Asimismo, Escribano (2012) lo denomina Scraps Rate, cuya finalidad es llevar un seguimiento del valor económico de los materiales destruidos o deteriorados cada mes.

Por último, según señala Chase (2016), al igual que todo proceso, la planificación de la demanda debe ser medida en términos de rentabilidad y el valor económico aportado a los resultados de la empresa, en caso se haya hecho una buena planificación; en tal sentido, propone medir el proceso respecto a los márgenes generados por la mercadería vendida. De igual manera, Escribano (2012) sostiene que una buena planificación debería verse reflejada en la mejora en márgenes para la organización, debido a que, por un lado, reduce los gastos operativos en que debe incurrir la empresa y, por otro lado, porque permite vender los productos sin haber pasado demasiado tiempo desde su compra, con lo cual no sería necesario incrementar las ofertas y rebajas para impulsar la compra de clientes. Cabe señalar que debe haber consistencia en los indicadores planteados y la forma de medición del rendimiento de los actores parte del proceso, de manera que no se encuentren intereses contrapuestos entre las áreas involucradas (Chase, 2016). Para mayor detalle de la fórmula de cálculo de los indicadores comentados, revisar Anexo A.

Tal como se comentó anteriormente, existen diversos métodos y modelos utilizados para planificar la demanda. A continuación, se brindará el detalle de dichos métodos y se comentará cuál es el modelo teórico sobre el que se fundamenta la presente investigación.

Para empezar, existen métodos cualitativos y cuantitativos que son usados para la planificación de la demanda y que no siempre son excluyentes (Estupiñán, 2016; Parra, 2018), considerando que hay organizaciones que planifican utilizando la mezcla de un conjunto de métodos. De acuerdo con Estupiñán (2016) y Parra (2018), los principales métodos cualitativos son los siguientes:

- **Método Delphi:** proceso según el cual se realiza consultas del pronóstico y el posible comportamiento de la demanda a personas expertas en el tema. Este método es recomendable cuando no se dispone de suficiente información para la toma de decisiones.
- **Encuesta de mercado de consumo:** método que se basa en la realización de encuestas con la finalidad de determinar la potencial preferencia de los clientes hacia un producto o servicio.
- **Grupos de consenso:** método que pretende pronosticar la demanda en base a un consenso logrado entre las partes involucradas en la cadena de suministro y en distintos niveles jerárquicos.
- **Jurado de opinión ejecutiva:** se agrupan las opiniones de un grupo de expertos de alto nivel o directivos, a menudo acompañadas de modelos estadísticos.

Por otro lado, entre los principales métodos y modelos cuantitativos, Estupiñán (2016) y Parra (2018) destacan los que a continuación serán descritos:

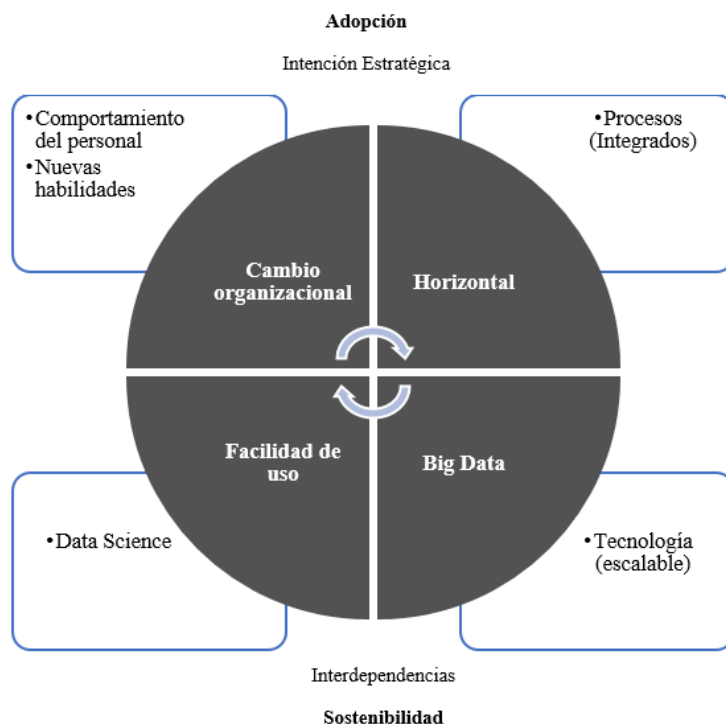
- **Métodos de series de tiempo:** método que tiene por objetivo encontrar un patrón de datos histórico y pronosticar valores futuros. Dentro de este método se encuentran: promedio simple, promedio ponderado, suavización exponencial, entre otros.
- **Método de pronóstico causal:** método según el cual se consideran factores externos que pueden provocar desviación en la demanda de un producto. Este método, además, requiere la identificación de otras variables que tengan relación causa - efecto con la variable que se busca predecir.
- **Modelo univariado:** método que predice el futuro de una serie tomando como base su comportamiento histórico propio.

Cabe señalar que existen muchos más modelos cuantitativos, como los clásicos modelos estadísticos de regresión, modelos multivariados o modelos de pronóstico como el método de Winters o de Holt; sin embargo, para efectos del presente trabajo basta con la explicación de los mencionados.

Por último, otro modelo para la planificación de la demanda y sobre el cual se construye y fundamenta la presente investigación, radica en el modelo de Sales & Operation Planning (S&OP) propuesto por Chase (2016). Para empezar, el modelo S&OP busca mitigar las discrepancias entre las áreas involucradas en el proceso de planificación al momento de calcular estimados en la demanda. Este modelo, además, busca tomar decisiones basadas en la búsqueda

del equilibrio entre la demanda y la producción, con la finalidad de crear eficiencias internas y mejorar la comunicación efectiva entre las áreas (Parra, 2018). El modelo S&OP fue introducido por Oliver Wight en el año 1987, con la finalidad de sincronizar la oferta y la demanda de una compañía. Con el paso de los años, el modelo ha logrado añadir valor en la planificación mediante la generación de procesos más horizontales y la construcción de eficiencias internas a lo largo de la cadena de suministro (Chase, 2016). En adición, Chase (2016) sostiene que para que el modelo S&OP sea adaptable a las organizaciones y permita realizar una planificación óptima de la demanda, es necesario prestar especial atención a cuatro dimensiones clave, las cuales son necesarias para la nueva generación de la planificación de la demanda:

Figura 1: Modelo de Sales & Operation Planning (S&OP)



Adaptado de Chase (2016)

En primer lugar, las organizaciones deben potenciar el capital humano y brindar herramientas que faciliten su participación en el proceso de planificación. Además, se debe realizar un cambio en el comportamiento y en la mentalidad (mindset) de los colaboradores, orientándolos hacia una cultura en donde se planifique con base en datos. Adicionalmente, las compañías deben tomar en consideración que la data es su principal activo (Chase, 2016).

La segunda dimensión consiste en reorganizar a los actores en procesos horizontales que permitan la integración entre las áreas involucradas en la planificación de la demanda, de manera

que se puedan generar sinergias internas y, en consecuencia, el proceso se torne más eficiente (Chase, 2016).

La tercera dimensión explicada por Chase (2016) hace referencia a la inversión en tecnología que permita facilitar el pronóstico de ventas y tener mejores herramientas para sacar provecho a la data. Adicionalmente, sostiene que la tecnología debe ser escalable, término que hace referencia a la capacidad de trabajar eficientemente pese al incremento masivo en la data; es decir, que las herramientas tecnológicas y los sistemas de información, permitan trabajar con el Big Data y, en consecuencia, facilitar la predicción.

Por último, la cuarta dimensión consiste en la integración de un análisis basado en datos en el proceso; en otras palabras, la nueva forma de gestionar la demanda requiere un componente de ciencia de datos, de manera que se permita entender en mayor medida al cliente y reducir los riesgos asociados a la decisión de compra y la estimación de la demanda futura (Chase, 2016). Adicionalmente, se menciona la importancia de contar con una interfaz que sea amigable y fácil de usar, de manera que los actores involucrados en el proceso puedan integrar dichas herramientas y mejorar el análisis realizado de predicción.

En las siguientes líneas, se profundizará en el desarrollo de la ciencia de datos en el planeamiento de la demanda dado que, tal como afirma Chase (2016), es una dimensión fundamental que requiere de la aplicación de las demás (personas, procesos y tecnología) para generar cambios en las organizaciones.

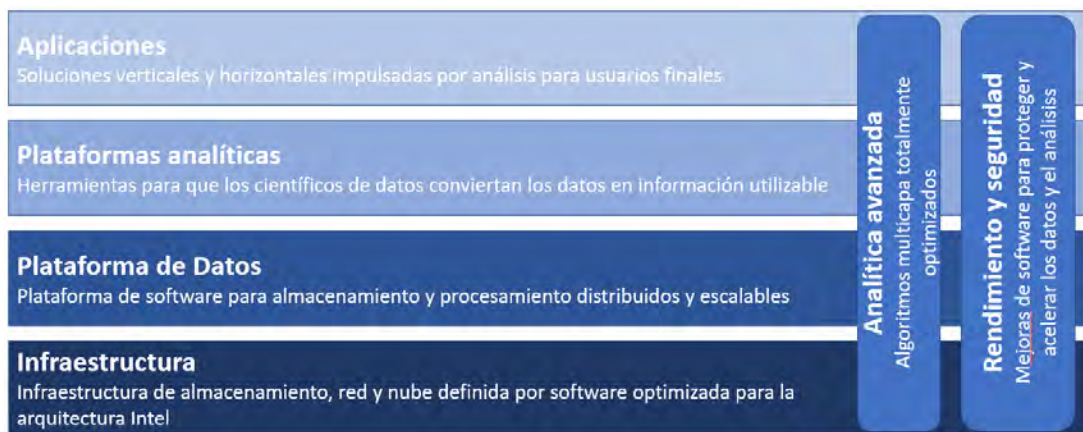
A propósito de profundizar en la ciencia de datos dentro del proceso de planificación de la demanda, consideramos que, de aplicarse correctamente y en la mayor medida posible, será un factor diferenciador en el mercado. Un primer aspecto por comprender es qué significa el término ciencia de datos y qué comprende su concepto. Según Van Der Aalst (2016), la ciencia de datos es aquel campo interdisciplinario que tiene como objetivo convertir datos en información relevante para generar valor, además, tanto las características de los datos como del valor generado pueden ser diferentes. Por ejemplo, en el caso de los datos, estos pueden ser estructurados o no estructurados, grandes o pequeños, estáticos o en vivo; en el caso del valor generado, se puede dar en forma de predicciones, decisiones automatizadas, modelos de machine learning o diversos tipos de visualizadores de datos que brinden información.

En consecuencia, la ciencia de datos no es aquel descubrimiento del conocimiento profundo y lejano obtenido por inferencias y grandes exploraciones de datos (Covington, 2016), sino que es posible diferenciarlo mediante niveles tal como abarca Van Der Aalst (2016), dado que es aplicable para diversos tipos de compañías sin considerar un sector, tamaño o nivel

facturación específico, en el Anexo B se abarcan otras definiciones relacionadas a la ciencia de datos que serán pertinentes durante la presente investigación.

En este sentido y, a razón de analizar el efecto de la ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda en las tiendas por departamento, debemos reconocer cómo se encuentra la infraestructura tecnológica (Chase, 2016), para ello, utilizamos el propuesto por Intel (2015) que se resume en la siguiente figura:

Figura 2: Las cuatro capas de Intel para soluciones analíticas

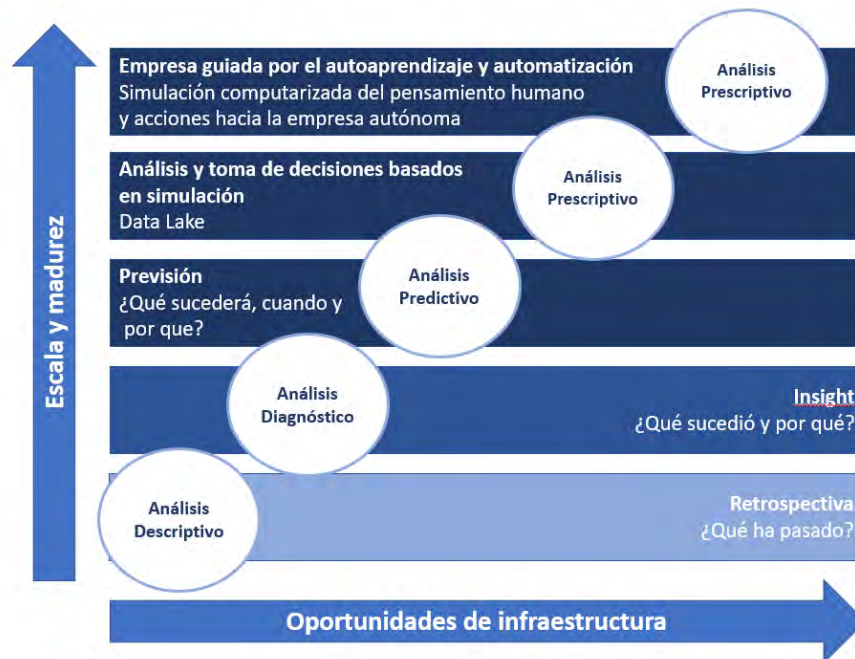


Fuente: Intel (2015)

El modelo denominado “Las cuatro capas” contempla un conjunto de soluciones de análisis divididos en cuatro capas: (1) infraestructura, (2) datos, (3) análisis y (4) aplicaciones. Desde un punto de vista funcional, las tecnologías de las cuatro capas se complementan entre sí y funcionan juntas como una plataforma flexible de big data que también puede aprovechar una arquitectura de gestión de datos existente para ofrecer análisis tanto tradicional como avanzado, lo cual se abarcará más adelante (Intel, 2015).

Por otro lado, para representar los tipos de análisis en los que es aplicable la ciencia de datos en las organizaciones, utilizaremos la teoría propuesta por Intel (2015) quienes indican que es posible establecer diversos tipos de análisis en las organizaciones (ver Figura 3).

Figura 3: Tipos de análisis en las organizaciones

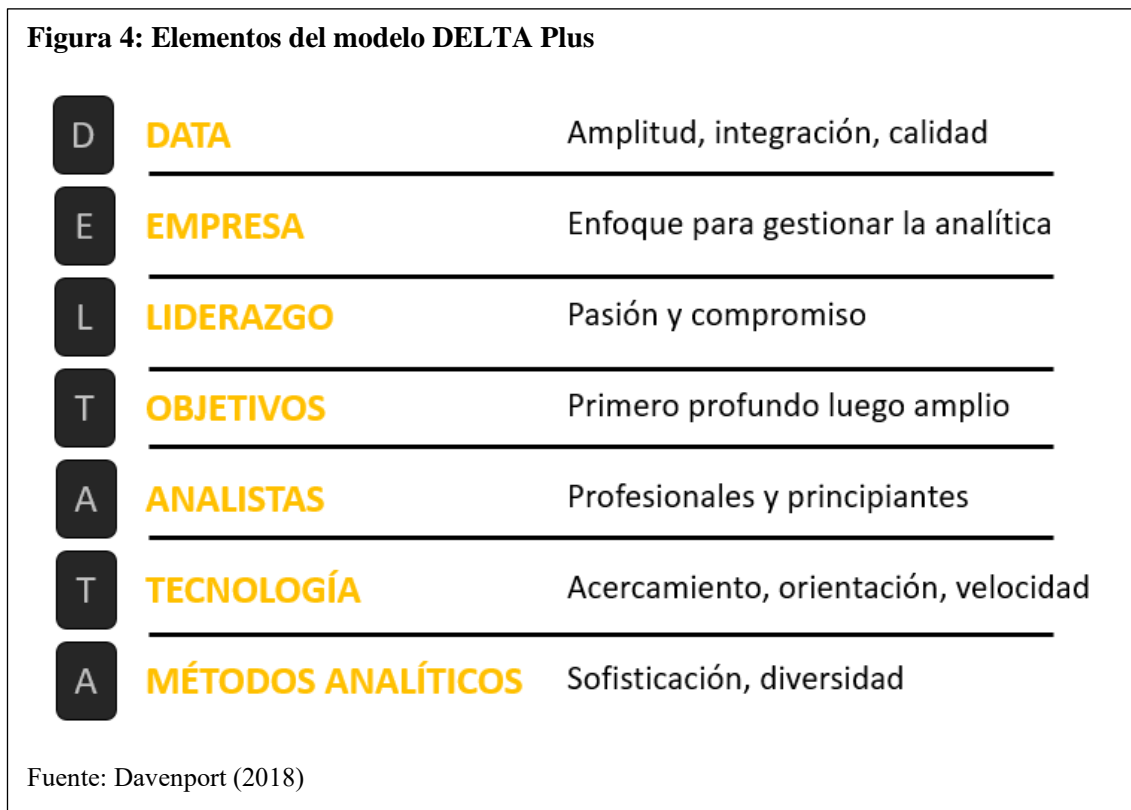


Fuente: Intel (2015)

Los tipos de análisis pueden dividirse en dos grupos: tradicional y avanzado. Según Intel (2015), el análisis tradicional abarca el análisis descriptivo que busca responder a la pregunta: ¿Qué pasó? y el análisis de diagnóstico que responde a la pregunta: ¿Por qué sucedieron las cosas? En cuanto al análisis avanzado, abarca el análisis predictivo que analiza datos actuales e históricos para proporcionar información sobre lo que podría suceder en el futuro, el análisis prescriptivo en donde se emplean técnicas de datos como la simulación y machine learning para sugerir acciones que una empresa podría tomar para lograr los resultados que desea y, por último, el análisis cognitivo que aprovecha las tecnologías de inteligencia artificial (IA), como el machine learning, deep learning y el análisis de datos de alto rendimiento que permiten automatizar decisiones mediante un análisis similar al humano o aumentar la efectividad de las decisiones humanas mediante una asociación con máquinas inteligentes.

Finalmente, a modo de síntesis de la presente investigación se utilizará el modelo de medición de ciencia de datos en las organizaciones realizado por Davenport (2018) denominado “Modelo DELTA plus”. El modelo comprende los cinco primeros elementos desarrollados por Davenport, Harris y Morison (2010) en el denominado “Modelo DELTA”: (1) Data, (2) Empresa, (3) Liderazgo, (4) Objetivos y (5) Analistas y aquellos dos adicionales que Davenport y Harris (2017) desarrolló debido al crecimiento continuo de la ciencia de datos junto a la introducción de nuevas técnicas analíticas como machine learning: (6) Tecnología y (7) Técnicas de análisis. En

la siguiente figura se detalla sobre cada una de las siete variables comprendidas en el modelo de Davenport (2018):



Las organizaciones maduran sus capacidades analíticas a medida que se desarrollan en las siete áreas de DELTA plus. El modelo de madurez desarrollado por Davenport (2018) busca ayudar a las empresas a medir su crecimiento en los siete elementos. Este modelo permite a una organización, mediante escenarios descritos en la Tabla 1, evaluar qué elementos son fortalezas y cuáles son debilidades.

Tabla 1: Escenarios del modelo DELTA plus

Nº	Escenario	Descripción
1	Analíticamente Deteriorado	Las empresas confían principalmente en el instinto para tomar decisiones y no tienen planes formales para volverse más analíticos. No están haciendo preguntas de análisis o carecen de los datos para responderlas. Sus líderes pueden desconocer la analítica y qué se puede hacer con ellas.
2	Analítica localizada	Los análisis o informes en estas empresas existen dentro de silos. No existe ningún medio o estructura para colaborar entre las unidades o funciones organizativas en el uso de la analítica. Esto a menudo conduce a "múltiples versiones de la verdad" en una empresa.

Fuente: Davenport (2018)

Tabla 1: Escenarios del modelo DELTA plus (continuación)

N°	Escenario	Descripción
3	Aspiraciones analíticas	Estas empresas ven el valor de la analítica y tienen la intención de mejorar su capacidad para generarlos y utilizarlos. Hasta ahora, sin embargo, han avanzado poco al hacerlo.
4	Empresas analíticas	Empresas en este escenario son buenas en múltiples aspectos de la analítica. Están altamente orientadas a los datos, tienen herramientas analíticas y hacen un amplio uso de la analítica con cierta coordinación en toda la organización. Sin embargo, sigue existiendo una falta de compromiso para competir por completo en análisis o utilizarlos estratégicamente.
5	Competidores analíticos	Estas empresas utilizan la analítica de forma estratégica y generalizada en toda la empresa. Ven sus capacidades analíticas como un arma competitiva, y ya se ha visto alguna ventaja competitiva como resultado de la analítica.

Fuente: Davenport (2018)

Por ejemplo, una organización puede ser capaz de alcanzar el escenario 4 en el nivel de madurez del liderazgo analítico, pero solo lograr el escenario 3 en su manejo y uso de data. Esta evaluación permite realizar inversiones específicas para las debilidades analíticas basadas en modelo DELTA plus. En el Anexo C1 se detalla cómo los siete elementos del modelo DELTA plus se ubican en diversos escenarios de acuerdo a su avance en el desarrollo e implementación de la ciencia de datos en la organización. Asimismo, en el Anexo C2 se detallan recomendaciones por elemento de cómo realizar la transición entre escenarios a fin de facilitar el mayor desarrollo e implementación de la ciencia de datos en las organizaciones.

3. Objetivos y preguntas de investigación

3.1. Objetivo General

- Analizar cómo la ciencia de datos genera valor en la planificación de la demanda en las tiendas por departamento.

3.2. Objetivos Específicos

- Describir la situación del capital humano involucrado en el proceso de planificación de la demanda y su adopción al cambio organizacional en las tiendas por departamento
- Exponer y analizar cómo es el proceso de planificación de la demanda y cómo se mide en las tiendas por departamento.

- Examinar la infraestructura tecnológica presente en las tiendas por departamento y su integración en el proceso de planificación de la demanda.
- Explorar el nivel de madurez analítico en las tiendas por departamento y analizar el efecto de la ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda.

3.3. Pregunta General

- ¿Cómo genera valor el data science en la planificación de la demanda en tiendas por departamento?

3.4. Pregunta Específicas

- ¿Cuál es la situación de las personas involucradas en el proceso de planificación de la demanda y en qué situación se encuentran respecto al cambio organizacional?
- ¿Cómo es el proceso de planificación de la demanda y cómo se mide en las tiendas por departamento?
- ¿En qué estado se encuentra la infraestructura tecnológica de las tiendas por departamento y cómo se integra en el proceso de planificación de la demanda?
- ¿En qué nivel de madurez analítico se encuentran las tiendas por departamento y cuál es el efecto de la ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda?

4. Hipótesis de la investigación

La revisión de la literatura y fuentes bibliográficas consultadas nos permiten inferir que un mayor nivel de implementación de ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda, especialmente en empresas pertenecientes a la industria de tiendas por departamento, generará un valor agregado en el proceso.

5. Justificación

La presente investigación se enfocará en explorar cómo es el proceso de planificación de la demanda en las tiendas por departamento, partiendo de la premisa de que el entorno competitivo en el que radican las organizaciones a nivel global está impulsando a las empresas a buscar maximizar sus beneficios sin incurrir en riesgos mayores, por lo cual, es crucial realizar una adecuada gestión de la demanda.

Como se comentó anteriormente, el sector de tiendas por departamento debe adelantarse a posibles fluctuaciones en las necesidades de sus consumidores, sabiendo preliminarmente que

el perfil de sus clientes tiende a ser poco fiel y es guiado, en muchos casos, por las variaciones que se puedan suscitar en las tendencias del mercado (Choi, 2016); en tal sentido, es clave para las empresas del sector potenciar su proceso de planificación de la demanda e implementar herramientas que les permitan incrementar el conocimiento y mitigar el riesgo que acompaña la decisión a tomar (Chase, 2016).

De acuerdo con Marr (2018) y Sedkaoui (2018), la ciencia de datos viene revolucionando el mercado organizacional, pues permite conocer al cliente y prevenir posibles cambios en su comportamiento y, por ende, en la demanda; en consecuencia, se entiende que aquellas empresas que integren ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda tendrán resultados más cercanos a los esperados. Asimismo, cabe mencionar que aquellas empresas que implementen ciencia de datos en la gestión de la demanda presentarían una ventaja competitiva que les permita diferenciarse de otras organizaciones, logrando mejores resultados de planificación y, finalmente, mejorando márgenes operativos.

Puntualmente, el entorno previsto para empresas del mercado peruano respecto al uso de ciencia de datos es claramente más difuso comparado con empresas líderes a nivel mundial, debido a los precarios niveles de infraestructura y tecnología, así como el déficit de conocimiento analítico en el capital humano mostrados en la región. El presente trabajo busca mostrar los beneficios que trae consigo incluir a la ciencia de datos en la planificación de la demanda para tiendas por departamento que radiquen en el mercado peruano, de manera que se pueda crear un entorno más competitivo y lograr un mejor posicionamiento en el mercado global.

CAPÍTULO 2: METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

El diseño de la metodología busca determinar y planificar la estructura con la cual se va a recolectar y tratar la información para alcanzar los objetivos establecidos (Ponce y Pasco, 2015), los cuales, se encuentran detallados en el apartado anterior, así como en la matriz de consistencia (ver Anexo D).

Por lo tanto, en la primera sección se procederá a detallar la secuencia metodológica seguida durante la investigación. En la segunda sección, se definirá el diseño metodológico a utilizar, considerando el enfoque, alcance, así como la secuencia muestral. En la tercera sección, se presentarán las herramientas de recolección de información a ser utilizadas y las técnicas de análisis utilizadas. Por último, se expondrá la forma en cómo se ha evaluado la validez y confiabilidad de la investigación y, además, cómo se han incorporado los principios éticos de la investigación

1. Secuencia metodológica

El proceso de investigación del presente trabajo inició con la delimitación del tema de gestión y la selección de los sujetos a estudiar. Posteriormente, se procedió con la revisión bibliográfica de las variables a tratar en la investigación, como lo son la planificación de la demanda (Chase, 2016) y la ciencia de datos (Intel, 2015; Davenport, 2018).

Con ello, se inició la investigación realizando el planteamiento del problema, tomando como base la información recopilada de las fuentes secundarias revisadas en la etapa indagatoria, así como también información de primera mano obtenida de entrevistas preliminares a expertos.

A continuación, se procedió a definir la muestra a estudiar, tomando como referencia a los principales actores del sector de tiendas por departamento, específicamente, aquellas personas involucradas en el proceso de planificación de la demanda. El método de recolección de la información se definió en base al enfoque de la investigación; en este caso, al tratarse de un enfoque cualitativo, se optó por el método de entrevistas individuales a profundidad.

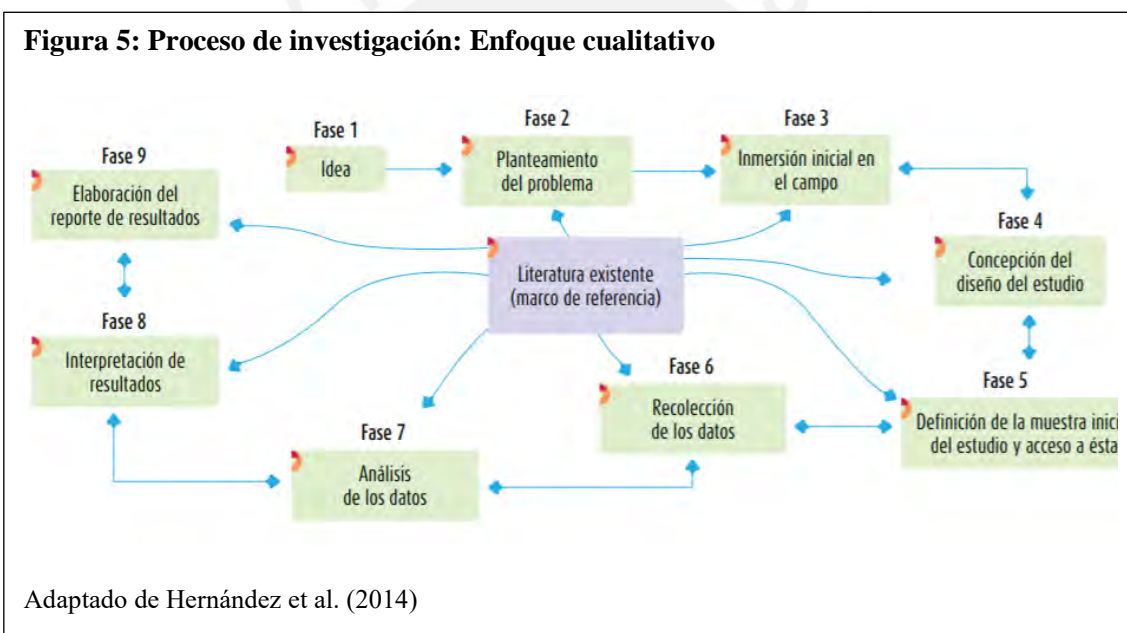
Por último, para el análisis de la información recopilada de las entrevistas realizadas a expertos en la industria retail, planificación de la demanda y en temas relacionados a ciencia de datos, la investigación se apoya en el uso del programa informático ATLAS.ti, con el fin de facilitar la codificación y categorización de la información para su posterior incorporación en los hallazgos y aseguramiento de la calidad del análisis a realizar.

2. Enfoque, alcance y diseño metodológico

2.1. Enfoque

La presente investigación toma como marco de referencia aquellos enfoques desarrollados por Hernández, Fernández y Baptista (2014): Cualitativo, cuantitativo y mixto. En términos de la presente investigación se plantea desarrollar un enfoque cualitativo, por lo tanto, en las siguientes líneas se explican las principales características del enfoque.

El enfoque cualitativo ofrece dos principales aportes a la investigación siendo el primero de ellos la flexibilidad que brinda (Hernández et al., 2014). Pasco y Ponce (2018) afirman que el presente enfoque permite mayor flexibilidad en cuanto a la secuenciación de la investigación. En la Figura 5, se plantea un intento de proceso a seguir para realizar una investigación bajo un enfoque cualitativo (Hernández et al., 2014).



El proceso abarcado en la Figura 5 ha servido como guía para realizar la presente investigación, sin embargo, precisamente la complejidad y flexibilidad del enfoque han permitido que las acciones indagatorias se muevan libremente entre las fases del proceso desarrollado, ofreciendo la posibilidad de retroalimentación en cada una de las fases del proceso y la apertura a nuevas oportunidades de análisis que pudiesen surgir durante la presente investigación.

Por otro lado, el segundo principal aporte es que permite evaluar los hechos a través de lo que ocurre en un contexto específico, es decir, identificar aspectos de la realidad y lograr definirla en base a las interpretaciones de cada realidad de los participantes de la investigación.

De este modo se busca la convergencia de varias realidades mediante la interacción de los participantes directa o indirectamente (Hernández et al., 2014).

Pasco y Ponce (2018) mencionan que el presente enfoque, a fin de generar un entendimiento e interpretación profunda del fenómeno investigado, requiere el uso de instrumentos de medición dinámicos y abiertos. En tal sentido, tal como menciona Hernández et al. (2014) la recolección de datos se obtendrá en base a perspectivas y opiniones de los participantes, las mismas que estarán guiadas en base a sus emociones, experiencias, prioridades y otros aspectos subjetivos que permitirán interpretar las diversas realidades.

2.2. Alcance

La presente investigación se basa en lo planteado por Hernández et al. (2014) sobre los cuatro tipos de alcance que puede tener una investigación: exploratorio, correlacional, explicativo y descriptivo. El tipo de alcance de la presente investigación es de tipo exploratorio. En las siguientes líneas se detalla cada tipo de alcance y los argumentos que indican el por qué la presente investigación tiene el tipo de alcance indicado.

En primer lugar, la confidencialidad de la información no permite obtener los suficientes datos de nuestro sujeto de estudio o similares, en ese sentido, no es posible obtener la suficiente información cuantitativa que pueda dar cabida a un análisis numérico para ambas empresas estudiadas. El rubro de tiendas por departamento presenta un gran nivel de competitividad y, por ende, de confidencialidad en su información. Por ello, nuestros sujetos de estudio han sido muy recelosos con la información. En base a ello, no se pretende conocer algún tipo de relación o grado de asociación entre dos o más variables, por lo cual se descarta el alcance correlacional.

En un segundo punto, la presente investigación no tiene como objetivo responder o explicar algo que vaya más allá de nuestro sujeto de estudio; por lo que, la naturaleza de explicar por qué ocurre un fenómeno o comprender en qué condiciones se manifiesta el fenómeno o por qué dos o más variables se relacionan no calza con la finalidad de la presente investigación, en tal sentido, se descarta el alcance explicativo.

En un tercer punto, el alcance descriptivo “se orienta a especificar las propiedades, dimensiones y características de un fenómeno organizacional, sin plantear conexiones entre ellas” (Ponce y Pasco, 2018, pp. 43). Para dicho alcance se debe tener una visión clara del fenómeno sobre el cual se busca recolectar información (Saunders, Lewis & Thornhill, 2009), por ende, estos estudios sirven, sobre todo, para comprender en detalle la forma en que se comporta el fenómeno investigado, lo cual, no es el objeto de la presente investigación.

En consecuencia, y sintetizando las aclaraciones de los puntos predecesores, se afirma que la presente investigación tiene un alcance exploratorio, ya que, se centra en estudiar un problema y/o tema de investigación poco estudiado en el sector a nivel país (Hernández et al., 2014). El fenómeno estudiado, actualmente, no cuenta con la suficiente literatura acerca del objeto de estudio en específico, sino que es limitada o, inclusive, inexistente, por lo que uno de los propósitos con la presente investigación es familiarizar a futuros investigadores con el fenómeno. Asimismo, se considera pertinente una futura investigación en donde se profundice en el desarrollo y testeo de los modelos abarcados, basados en impulsar la ciencia de datos en las organizaciones, y que, finalmente, puedan favorecer el crecimiento de las cuatro dimensiones de planificación de la demanda abarcadas por Chase (2016).

2.3. Diseño metodológico

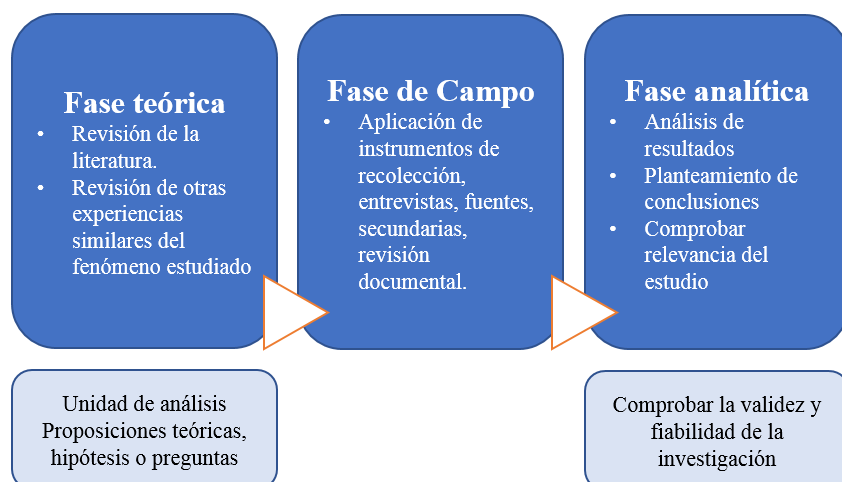
El presente apartado también llamado estrategia general es la que sigue el investigador para obtener la información que se requiera y busca dar respuesta al planteamiento del problema (Hernández et al., 2014). Según Pasco y Ponce (2015), las estrategias más comunes que se pueden usar en la investigación son: el estudio tipo encuesta, el estudio de caso, la etnografía y la investigación-acción, es posible combinar distintas estrategias a fin de resolver los objetivos planteados.

De acuerdo al tiempo máximo que se espera destinar al estudio y a la disponibilidad de la información, se guiará la presente investigación bajo la metodología del estudio de caso múltiple según lo propuesto por Yin (2003), el cual, afirma que la fiabilidad del estudio aumenta mientras mayores sean los casos a estudiar, por ello, los casos de estudio considerados en la investigación son las dos tiendas por departamento más representativas del país.

La presente investigación adopta el práctico modelo desarrollado por Yin (2003) que sirve adecuadamente a la investigación, en contraste a ello, encontramos el modelo proporcionado por Teegavarapu y Summers (2008) que contemplan mayores pasos y/o etapas, incluso, buscan la comparación de la investigación realizada con teorías rivales, lo cual, no es un objetivo de la presente investigación.

Según Yin (2003), la herramienta de investigación que se planea utilizar es de suma importancia ya que permite comprender la relación entre las partes de un sistema y las características más importantes de este, que encaja con el propósito de la investigación. Asimismo, el proceso metodológico propuesto por dicho autor consta de 3 fases: fase teórica, fase de trabajo de campo y fase analítica, dichas fases se resumen a continuación:

Figura 6: Método de Estudio de Caso



Adaptado de Yin (2003)

La fase teórica consta de la revisión del estado del arte y revisar otras experiencias similares del fenómeno estudiado, se deben utilizar múltiples fuentes de evidencia, así como establecer una cadena de evidencias para extraer unidades de análisis, proposiciones teóricas, hipótesis o preguntas. Posteriormente, la fase de trabajo de campo consta de la extracción de datos mediante las diversas técnicas de recolección como entrevistas, cuestionarios, fuentes secundarias o revisión documental, para fines de la presente investigación se divide en las siguientes etapas: i) etapa exploratoria con expertos; ii) etapa de recolección de información con personal de la empresa; y iii) etapa de revisión de hallazgos con expertos. Finalmente, la fase analítica consiste principalmente en el análisis de los resultados y, en base a dicho análisis, se obtiene información relevante que, posteriormente, comprobará la validez y fiabilidad de la investigación. El proceso de investigación descrito guarda relación con la secuencia de los objetivos planteados en la matriz de consistencia (ver Anexo D).

3. Selección muestral/unidad de análisis

La presente investigación ha realizado tres diferentes rondas de entrevistas: con expertos durante la etapa exploratoria, personas que llevan muchos años de experiencia en el sector y permitirán validar la problemática a estudiar; con personas que laboran actualmente en los sujetos de estudio y que se encuentren relacionados al objeto de estudio y, por último, con académicos experimentados en el objeto de estudio. Para ello, el muestreo escogido para realizar dicha selección se basa en el no probabilístico ya que no buscamos representar estadísticamente el fenómeno de estudio, por el contrario, permitir acercarnos al entendimiento profundo del fenómeno. Específicamente, la presente investigación se basa en un muestreo heterogéneo, para lo cual enfatiza la conformación de la muestra bajo unidades de observación similares (Pasco y

Ponce, 2018). A continuación, se procede a explicar los criterios utilizados para seleccionar las unidades de análisis y se muestran las fichas técnicas correspondientes.

En primer lugar, con la finalidad de evaluar la viabilidad del estudio, se procedió a seleccionar para la etapa exploratoria a un experto en la industria retail, capaz de transmitirnos los principales dolores que enfrenta actualmente el sector, y corroborar el problema de investigación propuesto de forma preliminar (ver Tabla 1).

Tabla 2: Ficha técnica en etapa de exploración con expertos en retail

Entrevistado	Cargo	Empresa	Fecha	Duración
Omar Hidalgo	Gerente de Operaciones	Jockey Plaza	30/09/2020	40 min

En segundo lugar, la selección del personal del rubro durante la etapa de recolección de información se realizó en base a la identificación de puestos clave en el sector de tiendas por departamento, específicamente, en el área de planeamiento de la demanda. Para ello, se consideraron a las dos principales compañías del rubro y se realizó el contacto con personas que tuviesen puestos similares o equivalentes en ambas tiendas a fin de obtener la información pertinente de cada realidad (ver Tabla 2).

Tabla 3: Ficha técnica en etapa de recolección de información con personal del rubro

Entrevistado	Cargo	Empresa	Fecha	Duración
Martín Maguiña	Administrador de Mercadería	Tienda A	09/10/2020	55 min
Martín Esteves	Demand Planner	Tienda B	15/10/2020	44 min
Flavia Olazábal	Comprador	Tienda A	08/11/2020	36 min
Jose Maria Ríos	Store Planning	Tienda A	11/11/2020	25 min
Otto Medina	Subgerente de Control de Gestión	Tienda A	17/11/2020	30 min
Simoneth Cossa	Demand Planner	Tienda B	27/11/2020	1 h 18 min

Finalmente, en cuanto a la selección de expertos durante la etapa de revisión de hallazgos se planteó contactar a expertos en ciencia de datos, con la finalidad de corroborar los resultados obtenidos y profundizar en los mitigantes de la ciencia de datos para contrarrestar los dolores encontrados (ver Tabla 3).

Tabla 4: Ficha técnica en etapa de revisión de hallazgos con expertos

Entrevistado	Cargo	Institución	Tipo	Fecha	Duración
Nicolay Huarancay	Data Scientist	BCP	Especialista en ciencia de datos	30/12/2020	1h 2min
Franco Riva	Docente FGAD	PUCP	Especialista en ciencia de datos	25/01/2021	50 min

4. Técnicas de recolección

Este campo resulta imprescindible para los propósitos de cualquier investigación, tenga enfoque cualitativo o cuantitativo. Para efectos del presente estudio se sigue la lógica fundamental del enfoque cualitativo y, tal como se ha mencionado anteriormente, la metodología de un estudio de caso múltiple. En este sentido, se busca obtener datos de distintos actores, bajo las propias “formas de expresión” de cada uno para luego convertir dichos datos en información valiosa que aporte a los propósitos de la investigación (Hernández et al., 2014).

La presente investigación pretende estudiar en profundidad el caso específico de las dos tiendas de departamento más representativas del país, las cuales, para fines de confidencialidad nos referiremos a ellas como: Tienda por Departamento A y Tienda por Departamento B. Buscamos caracterizar cómo la generación de valor mediante el uso de ciencia de datos se ha experimentado en términos de la planificación de la demanda dentro de las organizaciones estudiadas.

En línea con lo anterior y, a efectos de lograr exitosamente los objetivos propuestos para la investigación, la herramienta y técnica a utilizar para la recolección de datos es la guía de entrevista y la entrevista individual, respectivamente. En el caso de la guía de entrevistas se abordará en base al enfoque semiestructurado y considerando el modelo de S&OP abordado por Chase (2016) para la segmentación de las preguntas. De forma complementaria, se utilizan herramientas tales como: información estadística, bases de datos, estudios académicos similares previos del fenómeno, entre otros. De esta manera, el empleo de cada técnica y herramienta se ha adaptado según la fase de la investigación del estudio desarrollado por Yin (2003) abarcado anteriormente.

5. Técnica de análisis

En el presente apartado se explicará la principal técnica de análisis de la investigación: codificar y categorizar, los cuales aportan a la organización del material y, también para privilegiar la información importante y desechar lo que no es pertinente. Este procedimiento ayuda a lo siguiente: ordenar los datos, entender a cabalidad el significado de los datos y relacionar la información entre sí.

Para codificar, primero, se debe desarrollar categorías donde se han de agrupar los datos y, posteriormente, precisar comparaciones o vinculaciones entre las categorías propuestas (Pasco y Ponce, 2018). Cabe resaltar que para ejecutar este proceso de la investigación satisfactoriamente se hará uso del software ATLAS.ti como soporte tecnológico para la estructuración de la

información, ya que en el software se pueden consignar las transcripciones y, al leerlas, se seleccionan las citas para asignar los códigos respectivos.

Una categoría es, en esencia, un grado dentro de un orden jerárquico, es un modo de clasificación según el orden o la importancia que se le da a un tema, en definitiva, es la clasificación de acuerdo con criterios de relevancia. Entonces, un dato va a representar una unidad y se le asignará una categoría en relación con la importancia y caracterización que se da a esa unidad de significado. También, es posible categorizar dividiendo un tema en partes, es decir, repartir el problema de investigación en segmentos que se estudiarán de forma individual y, luego, de forma global (Pasco y Ponce, 2018). En este sentido, el software ATLAS.ti también nos permite, una vez establecidos los códigos para cada cita, que los códigos se relacionen para que así que puedan conformar las categorías, asimismo, en el programa es posible asignar comentarios adicionales en las citas a fin de asegurar un mejor análisis posterior.

Según Pasco y Ponce (2018) codificar es muy útil para empezar a encontrar los significados o conceptos no evidentes vinculados a los datos, pues la interpretación se da cuando se logra descubrir y exponer de forma ordenada la información oculta en el problema que se estudia. Asimismo, el uso de códigos sirve para identificar de forma más sencilla las categorías y generar un análisis organizado. Los códigos igualmente sirven para darle un valor o clasificación a las opiniones de los participantes, sus actitudes y emociones, al mismo tiempo, para relacionar las bases teóricas y conceptuales con los datos. De esta forma, se van generando relaciones argumentales que sirven para sustentar el estudio y exponer la comprensión total de la problemática de investigación.

6. Evaluación de la validez y confiabilidad

A fin de evaluar la validez y la confiabilidad de los datos obtenidos se consideró oportuno realizar validaciones junto con profesores de la Facultad de Gestión para asegurar el buen uso de las herramientas cualitativas. Por otro lado, se validaron los datos obtenidos referentes al objeto de estudio.

Las validaciones abarcadas tuvieron como fin asegurar el adecuado uso de las herramientas y verificar si, efectivamente, se daba respuesta a los objetivos y preguntas planteadas.

7. Ética de la investigación

El presente estudio toma como base los principios de la ética de la investigación académica. Según señala Pasco (2016), los estudios empíricos deben tener presente el tema de la

ética, debido a que se tiene contacto con terceros que, en muchos casos, pueden ser representantes de organizaciones y revelar información valiosa o confidencial.

En tal sentido, el presente trabajo de investigación toma como lineamiento ético el uso de un consentimiento informado en donde el sujeto de estudio a ser entrevistado otorgue de manera voluntaria el visto bueno para el uso de la información proporcionada en la entrevista. Asimismo, se ha tomado en cuenta el correcto uso de referencias bibliográficas durante toda la investigación, de manera que se respete la propiedad intelectual.



CAPÍTULO 3: RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

El presente capítulo aborda los principales hallazgos y resultados de la investigación organizados en cuatro dimensiones: i) Personas, ii) Procesos, iii) Tecnología y iv) Ciencia de datos. En primer lugar, se desarrollará la dimensión “Personas” para lo cual se expondrá la situación de los actores involucrados en el proceso y qué tan cercana es la realidad de las tiendas por departamento estudiadas a lo planteado por el modelo S&OP. En segundo lugar, se brindará detalle de la segunda dimensión “Procesos”, en la cual se explicará cómo se encuentra estructurado el proceso de planificación y cómo es medido, para luego proponer un caso comparativo entre la tienda por departamento A y Sears, una tienda por departamento transnacional tomada como modelo, considerando que se encuentra avanzada en el uso de ciencia de datos. En tercer lugar, se abarca la dimensión de tecnología, en la cual, se reconocen los dolores existentes en ambas tiendas por departamentos y se aborda el modelo denominado "Las cuatro capas" (Intel, 2015) como una propuesta de infraestructura tecnológica ágil que permita mitigar los dolores. Por último, se aborda la dimensión referente a la ciencia de datos, en la cual, se abordan los dolores reconocidos en las tiendas por departamento, luego, se realiza un análisis a profundidad mediante el modelo de Intel (2015) para reconocer el tipo de análisis empleado en ambas tiendas y el modelo de Davenport (2018), denominado "DELTA plus", que diagnóstica el nivel de madurez analítica, todo ello, para identificar los beneficios que directa o indirectamente pueden obtener las tiendas por departamento al implementar un mayor nivel de ciencia de datos.

1. Personas

Según sostiene Chase (2016), la nueva generación de la planificación de la demanda debe prestar especial atención a cuatro dimensiones clave. En el presente apartado se expondrá la primera de ellas, para lo cual se explicarán las principales variables recopiladas de las entrevistas.

Para empezar, las empresas deben ser conscientes que para realizar una adecuada planificación de la demanda es necesario realizar un cambio organizacional, el cual debe verse reflejado en la inversión de las empresas en su capital humano y en la dotación de habilidades y herramientas necesarias para realizar un rol adecuado en el proceso de planificación (Chase, 2016). Según señalan Stentoft, Freytag y Eckhardt (2019), el éxito del S&OP no depende únicamente de la integración de procesos, ni de la inversión en tecnología, sino también depende en gran medida del capital humano y la capacidad de la organización por fomentar el desarrollo de habilidades que permitan optimizar su labor en el proceso de planificación. Asimismo, la integración del S&OP en el proceso de planificación de la demanda debe verse reflejado mediante un cambio cultural, según el cual, los trabajadores, especialmente los involucrados en el proceso,

puedan estar dispuestos a salir de su “status quo” y adaptarse al cambio que trae consigo la nueva generación de la planificación de la demanda (Chase, 2016).

En el caso de las tiendas por departamento estudiadas, según la información recabada en las entrevistas, se puede apreciar que los actores no mencionan haber recibido capacitaciones o herramientas que les permitan hacer más eficiente su labor en el proceso. Asimismo, los actores involucrados en el proceso suelen coincidir en que no logran llevar el tema de la planificación a un nivel de análisis más profundo y detallado, debido a que desconocen del tema y no están familiarizados con herramientas o métodos de análisis de información más sofisticados (Flavia Olazábal, comunicación personal, 08 de noviembre, 2020).

Cabe señalar que existen indicios que permiten afirmar que hay una creciente intención de la tienda por departamento A en potenciar el capital humano, puntualmente en áreas relacionadas al e-commerce y toda la logística que trae consigo la venta a distancia (Otto Medina, comunicación personal, 17 de noviembre, 2020); sin embargo, de acuerdo con lo señalado por actores de la tienda por departamento B, no se visualizan dichos esfuerzos en su organización.

Por otro lado, es necesario afirmar que aún queda mucho por hacer, considerando que no se visualizan esfuerzos de capacitación en áreas que resultan clave para la planificación. Asimismo, predomina una barrera considerable en el capital humano peruano, debido a que suele ser reacio al cambio y le cuesta adaptarse a la transformación digital (Cao, 2018), la cual es clave para integrar el S&OP en las organizaciones. Asimismo, Franco Riva afirma que uno de los principales problemas que enfrentan las organizaciones del mercado peruano radica en la brecha presente entre el nivel de calificación de los trabajadores de una empresa que se desenvuelve a nivel nacional, respecto al nivel de calificación de trabajadores de empresas de países más desarrollados (comunicación personal, 25 de enero, 2021), lo que, además, conlleva a minimizar el uso de herramientas tecnológicas y a presentar mayores dificultades para integrar procesos de análisis predictivo en la planificación de la demanda.

Adicionalmente, el cambio organizacional que acompaña a la nueva generación de la planificación de la demanda se debe visualizar mediante una transformación cultural que permita a los colaboradores, o actores miembros del proceso, adherirse a las nuevas herramientas que trae consigo el S&OP (Chase, 2016; Granillo, Simón y Santana, 2013). De igual manera, Moreno (2018) y Slotnisky (2016), sostienen que todas las empresas deben pasar por una transformación digital que les permita ser más eficientes y sacar provecho de la data. La revolución es necesaria para aquellas empresas que deseen mantener una posición privilegiada en el mercado. En la misma dirección, Nicolay Huarcaray, experto en ciencia de datos entrevistado, señala la importancia del mindset del colaborador de cara a adaptarse a esta nueva forma de gestionar la

demanda, basada en herramientas de análisis más profundos y el uso de ciencia de datos (comunicación personal, 30 de diciembre, 2020). Asimismo, sostiene que existe una marcada barrera cultural en el trabajador peruano, debido a que suele ser reacio al cambio y no tiende a estar orientado hacia la inminente transformación digital que trae consigo el avance y desarrollo tecnológico a nivel global y nacional.

En la siguiente tabla (ver Tabla 5) se visualizan los principales actores involucrados en el proceso de planificación de la demanda para la tienda por departamento A y B y sus principales funciones dentro del proceso. Para mayor detalle respecto a la secuencia, visualizar el Anexo K1 y Anexo K2, en donde se presentan un flujograma con el detalle del proceso de ambas organizaciones.

Tabla 5: Actores del proceso

Tienda por Departamento A		Tienda por Departamento B	
Área	Rol	Área	Rol
Gerencia Comercial	Definición estrategia de ventas por mundo y línea	Gerencia Corporativa	Definición estrategia de ventas por mundo y línea
Compras	Elección productos a exhibir en tienda, definición del surtido, determinación unidades a comprar y definición estrategia de precios y canal	Comercial	Elección productos a exhibir en tienda, definición del surtido, determinación unidades a comprar y definición estrategia de precios y canal
Planning	Planificación de la demanda y asignación del presupuesto	Demand Planning	Planificación de la demanda y asignación del presupuesto
Desarrollo y Presupuestos	Elaboración del presupuesto con base en criterios económicos	Seguimiento	Elaboración del presupuesto con base en criterios económicos
Logística de Tiendas	Reposición de productos y definición de qué tipo de producto enviar según tienda	-	-
Store Planning	Definición layout por tienda y distribución muebles en piso de ventas para calcular la capacidad total de la tienda.	-	-

Como se puede observar, existe cierta homologación entre los actores que participan en ambas tiendas; sin embargo, como se visualiza en la tabla, en el caso de la tienda por departamento B no se cuenta con un área de Logística de Tiendas y esto se debe a que, según lo comentado por los entrevistados, en dicha empresa se presenta la denominada “autonomía corporativa” la cual hace referencia a que las tiendas físicas no tienen participación en el proceso de planificación y

únicamente la decisión es tomada en autonomía de las áreas corporativas. Ciertamente, esta condición presente en la tienda por departamento B discrepa de lo planteado por Chase (2016) en la segunda dimensión, en la que se menciona que debe haber procesos horizontales y canales de comunicación internos que faciliten la participación entre las áreas; sin embargo, esto se verá explicado a detalle en la siguiente sección.

Por otro lado, en la tienda por departamento B tampoco se cuenta con el área de Store Planning y esto se explica a que, según lo comentado por los entrevistados, en dicha tienda se tercerizó el cálculo de la capacidad hace unos años, por lo que debería permanecer estable y no demandaría una actualización en términos de capacidad por mundo y marca. Cabe mencionar que resulta un punto a favor para la tienda por departamento A contar con un área interna encargada de dicha labor, debido a que, según lo señalado por los entrevistados, les otorga flexibilidad para rediseñar el layout formalmente en caso la demanda lo amerite y tener un mayor control respecto a la capacidad de la tienda por mundo y marca (Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020).

En resumen, siguiendo con la propuesta de Chase (2016) y el enfoque que le deben dar las empresas, puntualmente las tiendas por departamento, a la nueva planificación de la demanda basada en el S&OP, se han logrado identificar tres dolores importantes respecto a la primera dimensión. El primer dolor identificado hace referencia a que en las tiendas por departamento estudiadas se ha notado un comportamiento reactivo al cambio en los actores involucrados en el proceso, debido a que predomina cierta aversión a herramientas nuevas y prefieren permanecer desarrollando el proceso de la manera como lo han venido haciendo desde que formaron parte de la organización.

Por otro lado, la información recabada en las entrevistas muestra que existe una limitada mentalidad -o mindset- digital en los trabajadores de ambas tiendas por departamento, considerando que no existe una cultura de datos definida y suelen desarrollar sus labores sin haber logrado una transformación digital interna.

Por último, el tercer dolor identificado radica en la falta de conocimiento en técnicas de análisis más profundos, considerando que se limitan a la pronóstico mediante un análisis de regresión simple en Microsoft Excel y, además, se limitan al análisis de data del año únicamente inmediato anterior, debido a que, según ejemplifican, la moda es cambiante y no se debe analizar data histórica porque el análisis de una serie de tiempo puede sesgar el resultado y generar estimaciones desfasadas respecto al posible comportamiento del cliente (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020). El presente dolor concuerda con lo estipulado por Chase (2016) quien sostiene que la herramienta más usada en los procesos de planificación

en el ámbito organizacional a nivel global es el Microsoft Excel y que, en tal sentido, es necesario realizar un cambio que permita poseer nuevas herramientas que faciliten el análisis y, lo que considera más importante, que los actores del proceso estén dispuestos a integrar estas nuevas herramientas en sus labores.

Para finalizar, Chase (2016) propone distintas soluciones para enfrentar los problemas presentes en el proceso de planificación de la demanda para la dimensión “Personas”. Por un lado, sostiene que es necesario para las compañías invertir en centros de excelencia de pronóstico y e incorporar en el proceso demand analysts, en lugar de demand planners, pues poseen habilidades más avanzadas en temas estadísticos y de predicción. Por otro lado, Chase (2016) recomienda brindar un rol de coordinación de los demand planners y dejar la pronóstico a los demand analyst, con lo cual se tornaría más eficiente la planificación. Por último, sugiere brindar un acercamiento de los demand planners a los clientes, pues muchas veces su labor los aleja físicamente de los clientes, con lo cual pierden ciertos detalles que pueden condicionar el comportamiento de la demanda.

2. Procesos

En el presente apartado, se expondrá la segunda dimensión planteada en el modelo de S&OP de Chase (2016), en el cual se muestran áreas clave en las que se deben enfocar las empresas para adaptarse a la nueva generación de la planificación de la demanda. Tal como se comentó anteriormente, la segunda dimensión hace referencia a la necesidad de establecer procesos horizontales que permitan la integración entre las áreas y se torne más eficiente el proceso de planificación.

De acuerdo con lo señalado por Chase (2016), las organizaciones deben reestructurarse en base a procesos horizontales que motiven la apertura a espacios de comunicación conjunta entre los actores involucrados en el proceso de planificación y se logren resultados más precisos. Adicionalmente, la necesidad de establecer procesos horizontales y fomentar la integración entre las áreas surge porque comúnmente se suelen realizar distintas pronósticos desde los diferentes niveles de la cadena de suministro, por lo que, en muchas ocasiones, la demanda estimada suele diferir según quien haga el cálculo (Parra, 2018). Esta es una de las razones por las que el modelo S&OP resalta la relevancia de sincronizar la oferta con la demanda y vela por la presencia de procesos horizontales y la integración interna (Chase, 2016).

Adicionalmente, Álvarez y Gutiérrez (2010) señalan que en las organizaciones existe un alto nivel de dependencia entre las áreas, por lo que es necesario la interrelación entre ellas y que se faciliten medios de comunicación. De la misma manera, Guevara (2006) sostiene que se deben

fortalecer los canales de integración y formalizar información recibida de otras áreas, pues en los procesos suele haber pérdida de información relevante que, al no ser tomada en cuenta, perjudica los resultados.

Según información recabada de las entrevistas realizadas, existe cierta homologación entre la secuencia del proceso de ambas tiendas estudiadas; sin embargo, existen dos principales diferencias las cuales se resumen y explican por la ausencia de las áreas Logística de Tienda y Store Planning en la tienda por departamento B, como se explicará a continuación. Para empezar, el proceso de planificación de la demanda en la tienda por departamento A parte de la definición de la estrategia de ventas elaborada por la Gerencia Comercial. El proceso inicia con la determinación de la participación que busca tener la empresa por cada mundo y línea (a nivel macro) desde la gerencia (Martin Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020).

Una vez definida la estrategia de ventas y el porcentaje de participación asignado a cada mundo y línea, el área de Compras define el surtido de compras por línea y producto, para lo cual se basa en el análisis de data histórica (periodo inmediato anterior) y tendencias del mercado (Flavia Olazábal, comunicación personal, 08 de noviembre, 2020; Martin Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020).

Posteriormente, luego de que el área de Compras defina el surtido de compras o la apuesta para determinada temporada, en conjunto con el área de Planning se asigna el presupuesto de compras por categoría y producto. Para ello, el área de planeamiento analiza las unidades por sub-línea en cada tienda (piso de ventas y almacén) y en el Centro de Distribución, así como también analiza la capacidad de cada tienda según el layout definido por Store Planning (Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Además, el área de Desarrollo y Presupuesto facilita reportes con información del comportamiento de la venta llevándola al detalle de tienda, mundo, línea, sub-línea, modelo, talla, color, etc. De esta manera, el área de Planning y Compras tendrán a la mano información relevante que les permitirá definir el surtido por el que apostará el comprador (Martin Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020).

Una vez definida la apuesta para determinada temporada, el comprador procede a realizar la compra y toda la gestión que la acompaña (negociación con proveedores, seguimiento al proceso de importación, desaduanaje, etc.) (Flavia Olazábal, comunicación personal, 08 de noviembre, 2020). Cuando la mercadería llega al puerto peruano, se procede a realizar el traslado al Centro de Distribución, en donde se almacenará y se enviará a cada tienda, según corresponda (Martin Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020). La decisión respecto a qué mercadería enviar a determinada tienda la toma el comprador, en conjunto con el logístico de tienda y el planner. Como se comentó anteriormente, el logístico de tienda brinda detalle de los

productos (modelos, colores, tallas, etc.) que tienen mejor rendimiento en cada tienda y esa información es tomada por el área de Planning quienes hacen un cruce de información con el comportamiento de venta registrado en el sistema. Luego, basándose en esta información y en su criterio de experto, el comprador toma la decisión de hacia qué tienda enviar determinada mercadería, de manera que se ajuste a las necesidades de los clientes que atienden a dicha tienda (Martín Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020).

Análogamente, el proceso de planificación de la demanda en la tienda por departamento B respeta una secuencia similar; sin embargo, el nombre de los actores difiere, tal como se explicó anteriormente. Para empezar, al igual que para la tienda por departamento A, el proceso inicia con la definición de la estrategia de ventas elaborada, en este caso, por la Gerencia Corporativa. Posteriormente, el área Comercial, se encarga de definir el surtido con el detalle de productos y modelos a comprar, tomando como base información de la venta del periodo inmediato anterior y análisis de tendencias en el mercado. Una vez definido el surtido, el área de Planning asigna el presupuesto disponible para comprar y se llega a un consenso respecto a qué mercadería es la que tendrá un mejor rendimiento, basándose en información proporcionada por el área de Seguimiento o Reporting (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020).

Una vez definido el surtido a comprar, se procede con la compra, aunque, en el caso de la empresa B, se realiza de manera corporativa; es decir, realizan una compra en conjunto todos los países en donde radica la tienda por departamento B, de manera que se logre negociar mejores costos, consecuencia del incremento en la magnitud de compra (Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020).

Por último, una vez la mercadería se encuentra en territorio peruano y fue trasladada al almacén o Centro de Distribución, se procede a definir qué tipo de mercadería enviar a cada tienda. En el caso de la empresa B, y es donde encontramos la mayor diferencia entre ambos procesos, la tienda no tiene poder de decisión, sino, más bien, se otorga una autonomía corporativa, en donde únicamente el área Comercial y Planning definen hacia qué tiendas se debe dirigir cada tipo de mercadería (modelos, tamaños, colores, categorías, etc.) según el segmento al que se atiende (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020).

Para mayor detalle respecto a la secuencia del proceso revisar el Anexo K donde se detallan los flujogramas del proceso elaborado para la tienda por departamento A y B, respectivamente.

Tal como se observa, en contraste con lo propuesto por el modelo descrito, los procesos carecen de horizontalidad y que, por el contrario, tienden a ser verticales, especialmente en la tienda por departamento B, debido a que se presenta la autonomía corporativa, la misma que reduce o restringe la intervención de las tiendas físicas en el proceso.

Por otro lado, de acuerdo con lo señalado por los entrevistados, muchas veces hay información relevante que se puede conocer estando en el piso de ventas respecto al comportamiento de la demanda y que, en tal sentido, son las tiendas físicas quienes gozan de dicha información a primera vista; sin embargo, la carencia de canales formales de comunicación y la falta de métodos que permitan hacer tangible dicho conocimiento generan barreras para facilitar la integración interna (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020).

En la misma línea, los actores involucrados en el proceso de planificación de la demanda de la tienda por departamento A concuerdan en que es necesario otorgar un espacio a las tiendas físicas y facilitarles mecanismos para que puedan transmitir el conocimiento “in situ” del comportamiento del cliente, considerando que muchas veces la información cuantitativa presente en los sistemas de información, no siempre revelan a detalle el comportamiento de la venta, por lo que la suma de la opinión de las tiendas físicas generaría un valor añadido a las áreas decisoras (Flavia Olazábal, comunicación personal, 08 de noviembre, 2020; Martín Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020).

De acuerdo con lo señalado por los entrevistados, no solo existe un problema de integración con las tiendas físicas, sino también sucede entre áreas corporativas, aun cuando laboran físicamente en un espacio muy cercano. Los actores de ambas tiendas sostienen que la comunicación interna no es muy fluida y que, por el contrario, suele limitarse a la entrega o recepción de información en determinada etapa del proceso. Chase (2016) y Parra (2018) afirman que el S&OP busca maximizar la integración entre las áreas y generar mayores espacios de comunicación, ya que esto promueve la obtención de una pronosticación más precisa y que contemple distintos factores que pueden influir en el comportamiento de la demanda.

La literatura revisada permite afirmar que se deben establecer indicadores clave que faciliten la medición del proceso y que es necesario realizar un análisis integral de la planificación de la demanda (Escribano, 2012; Alvis, 2014). Además, es clave alinear los objetivos de las áreas involucradas con los objetivos de la organización y del proceso en general. A continuación, se brindará detalle de los principales indicadores presentes en las tiendas por departamento estudiadas.

En primer lugar, el indicador más común utilizado en el proceso de ambas tiendas estudiadas consiste en los días de rotación de inventario. Básicamente, este indicador busca medir en cuántos días se vende el inventario o también puede interpretarse como el tiempo necesario para que la mercadería en stock se transforme en dinero (Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). De acuerdo a lo señalado por los entrevistados, los días de rotación de inventario dependen mucho del sector o la industria, pero en el caso de tiendas por departamento lo que se busca es lograr un calce entre los días de inventario y los días de pago a proveedores, con lo cual el ciclo de liquidez es casi nulo; esto se debe a que el periodo promedio de cobranzas en tiendas por departamento es cero o muy cercano a cero, ya que los clientes finales realizan la compra al contado o, en todo caso, quien asume el crédito es la entidad bancaria del cliente que realiza el pago con tarjeta de crédito; por lo tanto, el ciclo de liquidez depende, básicamente, de los días promedio de pago y los días de rotación de inventario (Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020). Para mayor detalle del cálculo del indicador, revisar Anexo A2.

En segundo lugar, otro indicador que resulta importante para evaluar la gestión de la demanda en las tiendas por departamento analizadas es el porcentaje de merma. Este indicador permite medir el impacto negativo generado por la acumulación innecesaria de inventario, lo que conlleva a mayores costos para la empresa. Asimismo, este indicador se encuentra estrechamente ligado al nivel de rotación de inventarios, pues un inventario que rota más rápido debería tener un menor % de merma, ya que se encuentra almacenado menor tiempo, lo cual reduce el riesgo de maltratar la mercadería. La interpretación que se le da al indicador consiste, básicamente, en estimar la porción del inventario que se ha dañado, presenta alguna falla o ha perdido valor por no venderse a tiempo; en consecuencia, las empresas buscan reducirlo al máximo, para lo cual tratan de realizar una adecuada planificación que les permita reducir el inventario almacenado y tener lo justo y necesario para cubrir la venta (Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Para mayor detalle del cálculo del indicador, revisar Anexo A3.

En tercer lugar, otro indicador que resulta crucial para medir la planificación de la demanda es el denominado “margen all in” o, en términos prácticos, el margen bruto. Este indicador consiste en medir la ganancia de la mercadería vendida, que comprende el precio inicial asignado al producto y todos los descuentos realizados para lograr concretar la venta. A nivel macro, el indicador es comparable con el margen bruto, ya que permite comparar el ingreso con el costo asociado a la venta (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Los entrevistados resaltan la importancia del indicador, ya que un buen margen permite inferir que determinada compra fue

efectiva, pues indica que no fue necesario aplicar muchos descuentos para que la mercadería logre venderse. Para mayor detalle del cálculo del indicador, revisar Anexo A4.

Por último, según la información recabada de las entrevistas, en la tienda por departamento A se precisa un indicador que mide la efectividad de compra y, en consecuencia, la precisión de la planificación. Este indicador recibe el nombre de “Sell through”, el cual consiste en medir el porcentaje de la compra que ha logrado ser vendido. El objetivo apunta a lograr un indicador por campaña o temporada superior al 80%; es decir, que al terminar la temporada quede un máximo del 20% de la compra realizada (por apuesta o conjunto de SKU’s), con lo cual se podría concluir que la apuesta estaba alineada con la necesidad de compra del consumidor (Flavia Olazábal, comunicación personal, 08 de noviembre, 2020). Este indicador resulta importante para ligar los intereses del área de Compras con los intereses de la organización, ya que, de no existir, las compradoras podrían enfocarse en buscar una asignación mayor de presupuesto y realizar compras masivas, considerando que, al ser medidas únicamente por la cantidad de mercadería vendida, no entraría en la medición de su rendimiento el volumen de la apuesta que no se ha logrado vender. En tal sentido, el indicador permite alinear los intereses del área de compras con los objetivos organizacionales, debido a que les orienta a apostar por productos que tendrán respuesta rápida del cliente y minimizarán el porcentaje de compras no vendidas. Cabe señalar que en la tienda por departamento B no se cuenta con dicho indicador, razón por la cual se pueden encontrar intereses contrapuestos entre los actores (área Comercial en este caso) y la organización.

A manera de resumen, respecto a la dimensión de “Procesos” planteada por Chase (2016), se han logrado identificar tres dolores principales. En primer lugar, en las tiendas por departamento estudiadas no se visualizan procesos horizontales que permitan la integración entre las áreas involucradas, lo cual se puede ver reflejado a mayor detalle en la tienda por departamento B con la denominada autonomía corporativa.

El segundo dolor consiste en la falta de comunicación interna, la cual se puede ver reflejada en que las áreas involucradas en el proceso se limitan a entregar o recibir información en las distintas etapas del proceso, mas no se visualiza un espacio de trabajo multifuncional, en donde los actores de distintas áreas puedan generar sinergias internas que beneficien al proceso y a la organización.

El tercer dolor hace referencia a la evaluación desintegrada que se suscita en las tiendas por departamento, específicamente en la tienda B, debido a que pueden encontrarse intereses contrapuestos, de no contar con indicadores de medición de rendimiento interno que estén alineados con los objetivos de la organización. Puntualmente, se observa un problema en el

criterio de medición al área Comercial, ya que, al no ser evaluados en relación al nivel de mercadería comprada, pueden generar la acumulación innecesaria de inventario.

Por último, el tercer dolor identificado trata del sesgo que puede generar en la evaluación de la planificación no incluir un indicador monetario o un indicador que permita medir el valor económico generado, con lo cual, de evaluar el proceso de manera desintegrada se puede crear falsas expectativas respecto al resultado. Adicionalmente, para el caso puntual de las tiendas por departamento, se visualiza que orientan la planificación a lograr un inventario de rotación ágil, pero no consideran que el incremento en la oferta y descuentos genera un déficit en los márgenes de la organización, respecto a otras del sector.

En el modelo de S&OP, Chase (2016) brinda recomendaciones y potenciales soluciones a los problemas encontrados dentro de la dimensión “Proceso”. Para empezar, menciona que para mitigar los dolores es imprescindible formalizar los procesos, para lo cual es necesario contar con el capital humano capacitado y dotado de habilidad, así como ubicarlos en los puestos necesarios. Adicionalmente, sostiene que la colaboración multifuncional es una parte clave del proceso y que es necesario contar con espacios que fomenten la comunicación entre las distintas áreas involucradas en el área, con la finalidad de sumar su conocimiento respecto al cliente y usarlo para la decisión final de pronóstico.

3. Tecnología

Gestionar la volatilidad de la demanda no se trata sólo de predecir el futuro, como hemos podido abarcar anteriormente, requiere integrar las dimensiones abordadas por Chase (2016), es esencial que las compañías observen y corrijan los desequilibrios en las dimensiones para abordarlos de manera rentable. Como un punto clave abordado por Chase (2016) se requiere una infraestructura tecnológica rápida, automática e integrada que vincule los planes de consumidores con los planes de cadena de suministro para mejores predicciones de la demanda. En la misma línea, es importante contar con la capacidad de combinar e integrar información y datos de fuentes dispersas que involucran a todos los actores para analizar la información y, en base a ello, tomar decisiones rápidas e instantáneas. Lamentablemente, esto no es posible con los procesos, métodos y, sobre todo, tecnologías tradicionales de planificación y previsión de la demanda. (Chase, 2016).

En el caso de las tiendas por departamento, los sistemas de información (ERP's) utilizados en el proceso de planificación de la demanda que, para ambas compañías, han sido creados in-house se consideran poco fiables, ya que, han provocado errores y/o colapsos debido al excesivo uso en simultáneo o la inadecuada migración de datos de otros sistemas (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de

noviembre, 2020; Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020). Además, se ha identificado que no hay un depósito o almacén de datos empresarial centralizado real para recolectar datos, pues en ambas tiendas por departamento estudiadas, se utilizan muchos sistemas que no permiten la sinergia de la información e integración de los datos, evitando así, convertir cantidades masivas de datos en información procesable (o utilizable) que la organización pueda absorber, comprender, analizar y usar de manera efectiva para tomar decisiones mejor informadas. (Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020; Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020).

Por otro lado, las hojas de cálculo de Microsoft Excel son la herramienta dominante para capturar y gestionar bases de datos, además, de servir para analizar información de pronóstico. También es el principal medio para compartir información y datos mediante reportes en toda la organización tanto para la tienda por departamento A y B (Otto Medina, comunicación personal, 17 de noviembre, 2020; Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Asimismo, dentro de las tiendas por departamento, se utiliza Microsoft SQL Server para gestionar aquellas bases de datos que contienen información más extensa y también para analizar dicha información mediante reportes entregados a los tomadores de decisiones (Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Por último, las tiendas han comenzado a enfocarse en cómo mostrar de forma más dinámica la información recolectada para la toma de decisiones, es así que se ha comenzado a implementar el uso de Microsoft Power BI (Otto Medina, comunicación personal, 17 de noviembre) para el uso de cuadros de mando -o dashboards- que sirvan para visualizar los indicadores clave con la posibilidad de filtrar elementos por diversas opciones.

En este sentido, tanto las herramientas de análisis como los sistemas de información utilizados en el sector no pueden considerarse a lo que Chase (2016) define como tecnología escalable, por lo que reformarlo es necesario para apoyar al proceso de planificación de la demanda.

La tecnología de planificación de la demanda de la próxima generación, según Chase (2016), debe contener un conjunto integrado de trabajo que facilite el pronóstico, análisis, visualización, informes y optimización construidos sobre un modelo de datos común junto con capacidades de integración de datos y planificación de la demanda. En este sentido, la información se requiere que sea a través de canales de control comunes, cuadros de mando, así como informes dinámicos de rendimiento. Para ello, se debe considerar integrar dentro de las herramientas de análisis aquellas abordadas en el Anexo E dada su relevancia en el mercado actual y mayor

efectividad para el análisis de la información (Nicolay Huarancay, comunicación personal, 30 de diciembre, 2020). Sin embargo, es importante precisar que la implementación de dichas herramientas más sofisticadas se encuentra arraigada a una mejora de las habilidades analíticas en la dimensión de personas (Nicolay Huarancay, comunicación personal, 30 de diciembre, 2020) y a la adecuada optimización y digitalización del proceso de planificación de la demanda (Chase, 2016).

Sin embargo, tal como afirma Chase (2016), las herramientas de análisis que sean posibles de implementar en las organizaciones deben alinearse, en primer lugar, a un sistema de información y data integrado. Asimismo, Rojas (2006) sostiene que es necesario que las empresas hagan una adecuada gestión de la información, para lo cual deben contar con la capacidad de trabajar con grandes volúmenes de data. Actualmente, en las tiendas por departamento existen varios sistemas que contienen datos que podrían ser valiosos para mejorar el proceso de planificación de la demanda. Estos sistemas de información (ERP's) y almacenes de datos deben estar distribuidos globalmente en centros de datos regionales o, incluso, en servidores locales interconectados para que, así, todos los actores involucrados en el proceso de planificación de la demanda tengan una imagen clara de qué información está disponible y dónde, para obtener dicha información y datos interconectados las compañías deben considerar invertir en una nueva infraestructura tecnológica escalable.

Es importante precisar que, antes de considerar invertir en nueva tecnología, se necesita formalizar el proceso de planificación de la demanda e identificar y obtener los requisitos de datos e información a fin de concretar los requisitos de tecnología (Chase, 2016). Es importante que la tecnología tenga la capacidad, la funcionalidad y siga el flujo de trabajo adecuado para respaldar y habilitar los estados futuros del proceso. Por ejemplo, actualmente, en las tiendas por departamento estudiadas surgen cambios en el proceso de planificación de la demanda debido a errores o cambios en el entorno que se percatan al momento de realizar labores diarias, el proceso es reparado (o adaptado) para que siga sin inconvenientes, sin embargo, la infraestructura tecnológica permanece inmóvil ante los cambios del proceso, es decir, no sigue el flujo de trabajo lo cual es fundamental para respaldar el proceso de planificación de la demanda. (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). En este sentido, el mayor error que cometen las compañías es comprar la tecnología antes de que las actividades de proceso y flujo de trabajo se hayan documentado, evaluado y formalizado, esto también incluye la identificación de las funciones, habilidades y responsabilidades de todos los involucrados en la planificación de la demanda (Nicolay Huarancay, comunicación personal, 30 de diciembre, 2020).

Cabe señalar que el mercado empresarial latinoamericano y peruano presenta un déficit de infraestructura tecnológica, especialmente al ser comparado con organizaciones de países más desarrollados (Banco Interamericano de Desarrollo, 2010; Muñoz, 2017). Esto conlleva a encontrar barreras al intentar contar con procesos más eficientes y al tratar de realizar análisis más profundos en cuanto a la pronosticación.

Intel (2015) propone mediante su modelo denominado “Las cuatro capas” la integración de todos los elementos necesarios para facilitar el análisis de la información y, posteriormente, la toma de decisiones. Estas capas son: infraestructura, data, análisis y aplicaciones, para mayor detalle ver Figura 2.

En cuanto a la capa referente a infraestructura, ya sea que el objetivo sea escalar a análisis en tiempo real o escalar horizontalmente para incluir los conjuntos de grandes bases de datos -o big data- en su entorno de análisis, o ambos, se debe crear un conjunto de soluciones de análisis en una capa de infraestructura escalable de alto rendimiento (Chase, 2016; Intel, 2015). Aplicar esta base tecnológica en las tiendas por departamento permitirá adquirir, almacenar y proteger datos, asimismo, ejecutar soluciones de análisis comerciales y cadena de suministro integradas.

En cuanto a la capa de datos, es donde se almacenarán los datos para su posterior análisis lo cual es necesario para las tiendas por departamento dado que actualmente debido a la gran cantidad de sistemas que se tienen no es posible almacenar en un mismo lugar los datos (Martin Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Según Intel (2015), esta capa, que aporta al almacenamiento y análisis de los datos, se complementa con la infraestructura tecnológica que forma la base de los centros de datos empresariales (o data lake). En este sentido, las tiendas por departamento deben llevar sus sistemas de información, y con ello las bases de datos, a un entorno de análisis integrado y en tiempo real.

En cuanto a la capa de análisis hace referencia a proporcionar los componentes básicos que dan lugar a la capa de aplicaciones que administra, directamente, el usuario final de la información. En este sentido, es importante sincronizar los esfuerzos de inversión tecnológica en dichos componentes con las habilidades analíticas que, en el caso de las personas encargadas del proceso de planificación de la demanda en las tiendas A y B, deben ser reforzadas.

Finalmente, la capa de aplicaciones se refiere a la capa superior del conjunto de soluciones abarcadas por Intel (2015) que incluye las aplicaciones de análisis listas para usar en muchas industrias que brindan análisis a los distintos tipos de usuarios de los datos (ver Anexo E). Para las tiendas por departamento es fundamental contar con softwares más sofisticados que puedan

facilitar la implementación de mejores prácticas de ciencia de datos, mejorar el análisis de la información y, con todo ello, agregar valor al proceso de toma de decisiones en la planificación de la demanda.

4. Data Science

El proceso de planificación de la demanda debe poder integrar, mediante una infraestructura tecnológica escalable, los datos transversales del proceso y la información del consumidor en el pronóstico de la demanda (Chase, 2016). Asimismo, la mejora del proceso de planificación de la demanda debe coordinarse no sólo con los requerimientos de planificación del suministro, sino también con los requisitos comerciales (ventas y marketing), de modo que el pronóstico de la demanda se pueda traducir en información relevante y utilizable en toda la cadena. Además, los cambios de comportamientos organizacionales por parte de los actores del proceso en las tiendas por departamento deben convertirse en parte de la nueva cultura corporativa para asegurar la sostenibilidad. En este sentido, Chase (2016), en su modelo de S&OP, determina que es necesario abordar las tres dimensiones desarrolladas anteriores (personas, procesos y tecnología) antes de abordar la presente dimensión referente a la ciencia de datos, es decir, se debe propiciar en las tiendas por departamento el cambio organizacional, el replanteamiento de los procesos a horizontales y la transformación de la infraestructura tecnológica hacia una más escalable para que, en base a ello, se pueda analizar ampliamente la información recolectada y, con ello, tomar mejores decisiones en el proceso de planificación de la demanda.

En base a ello y, haciendo uso de toda la información disponible, se ha identificado que el modelo planteado por Intel (2015) y Davenport (2018) proporcionan un reconocimiento detallado sobre cuál es tipo de análisis y el nivel de madurez analítica, respectivamente, en el proceso de planificación de la demanda en el sector de las tiendas por departamento. En este sentido, en las siguientes líneas se abordarán ambos modelos de análisis de la última dimensión de Chase (2016): Data Science.

El modelo de Intel (2015) indica que existen cinco tipos de análisis que son empleados por las organizaciones (ver Figura 3), cada tipo de análisis busca responder a diferentes preguntas o necesidades en las organizaciones, así, según cada tipo de análisis, puede identificarse lo siguiente (ver Tabla 6):

Tabla 6: Tipos de análisis según Intel

Categoría de análisis	Tipo de análisis	Preguntas/Necesidades
Tradicional	Análisis descriptivo	¿Qué ha pasado?
Tradicional	Análisis de diagnóstico	¿Qué ha pasado y por qué?
Avanzado	Análisis predictivo	¿Qué puede suceder en el futuro? ¿Cuándo? y ¿Por qué?
Avanzado	Análisis prescriptivo	En base a simulaciones y machine learning, sugerir acciones para la toma de decisiones.
Avanzado	Análisis cognitivo	Aprovechar la inteligencia artificial, machine learning, deep learning y el análisis de datos de alto rendimiento para automatizar decisiones mediante un análisis similar al humano o aumentar la efectividad de las decisiones humanas.

Fuente: Intel (2015)

En el caso de las tiendas por departamento, según la información recolectada, se ha mejorado el proceso de recolección de información debido a la mayor digitalización de los procesos en ambas tiendas, sin embargo, como se comentó en la dimensión de tecnología, esta información aún se encuentra dividida debido a la cantidad de sistemas de información con los que se cuenta siendo posible integrarla de forma manual y con muchas horas-hombre invertidas (Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020; José Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). En la misma línea, actualmente, es posible recolectar dicha información mediante los canales de venta offline y online (Sánchez, 2018), el proceso de planificación de la demanda, información de compras e información interna relevante (por ejemplo, del área de recursos humanos), toda la información, que es información histórica, es debidamente utilizada para realizar los reportes de indicadores solicitados por los tomadores de decisiones (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; José Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020).

Asimismo, si bien las tiendas consideran dentro de su pronóstico de la demanda un análisis de datos, este es limitado debido a lo desarrollado en el apartado anterior. En este sentido, las tiendas consideran como factores importantes en el proceso de toma de decisiones el criterio experto y la influencia de las tendencias globales (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de

noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020; Martin Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020), según Chase (2016), la opinión experta y la tropicalización de tendencias deben considerarse solamente en aquellas decisiones sobre las cuales no se tiene información y, por consiguiente, un análisis; así, las tiendas deben trabajar en reducir la reiterada toma de decisiones mediante dichos criterios y, por el contrario, fortalecer la capacidad de análisis de la información.

De este modo, es posible afirmar que las tiendas por departamento, actualmente, cuentan con la suficiente información y capacidad de análisis para responder a las preguntas: ¿Qué ha pasado y por qué? Referente al tipo de análisis de diagnóstico, es decir que las tiendas se basan en información histórica para identificar de forma reactiva qué es lo que ha ocurrido en el proceso de planificación de la demanda y por qué ocurrió. Además, utilizan dicho análisis de diagnóstico para trazar las metas futuras bajo la suposición del criterio experto, por ejemplo, al establecer las metas del próximo año se considera establecer, ligeramente, más altos o bajos los indicadores abordados en la dimensión de procesos (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020).

Por otro lado, a fin de identificar el nivel de madurez de las tiendas por departamento en cuanto a la implementación de ciencia de datos se refiere, se contrastará la información recolectada durante la fase de campo con el modelo desarrollado por Davenport (2018) que busca examinar, a nivel organizacional, los siguientes elementos: data, empresa, liderazgo, objetivos, analistas, tecnología y técnicas analíticas. Los elementos mencionados (ver Anexo C1) impactan directamente en el nivel de implementación de la ciencia de datos en las tiendas por departamento y, especialmente, en el proceso de planificación de la demanda que, como se ha definido anteriormente, requiere un mayor nivel de análisis de la información para ser óptimo (Chase, 2016). En este sentido, se sintetizará y relacionará la información cubierta en las dimensiones anteriores: personas, procesos y tecnología a fin de ubicar, mediante la matriz del modelo (ver Anexo C2), el escenario o situación en la que se encuentra cada elemento.

En cuanto al primer elemento de data se hace referencia, en primer lugar, a la cobertura de la misma dado que se cuenta con una amplia cantidad de información y data recolectada durante el proceso de planificación de la demanda, ventas, compras y demás procesos internos, sin embargo, para las tiendas es difícil captar información externa relevante para un posterior análisis (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). En segundo lugar y, haciendo referencia al punto anterior, la integración de los datos es fundamental para garantizar un adecuado análisis la de información (Nicolay Huarancay, comunicación personal, 30 de diciembre, 2020), en este

sentido, tal como se ha mencionado en la dimensión de tecnología, las tiendas por departamento cuentan con sistemas de información no integrados que dificultan el almacenamiento e identificación de los datos clave. En síntesis, la calidad de la data se ve afectada debido a que no se contempla, en el proceso de recolección de información, todo lo necesario para realizar análisis más profundos y, la data recolectada, no se encuentra debidamente integrada, por ello, según el modelo de Davenport (2018), el elemento data se encuentra en el escenario dos, analítica localizada.

En el segundo elemento que refiere a la orientación de las compañías hacia la gestión analítica, en primer lugar, debemos abarcar si la estrategia y objetivos de la compañía, actualmente, se encuentran relacionados a la inversión de una infraestructura tecnológica escalable que pueda integrar la información para que no se encuentre aislada entre sí (Simoneth Cossa, comunicación personal, 27 de noviembre, 2020; Jose Ríos, comunicación personal, 11 de noviembre, 2020). Asimismo, no se cuenta con una estrategia de búsqueda de perfiles analíticos y programas de formación claros que puedan cubrir la necesidad intelectual abarcada en la dimensión de personas (Otto Medina, comunicación personal, 17 de noviembre, 2020). En este sentido, el presente elemento es considerado como analítica localizada, es decir, el segundo escenario del modelo de Davenport (2018).

En el caso del tercer elemento de liderazgo analítico es posible, debido a la información recolectada, abarcar aquella relacionada al proceso de planificación de la demanda. El equipo de liderazgo, tanto en las tiendas A y B, son conscientes de la importancia de las capacidades analíticas dentro de las organizaciones, sin embargo, desde sus posiciones no han sido capaces de promover internamente un enfoque de trabajo basado en datos, tampoco planes concretos que busquen desarrollar las capacidades analíticas de los empleados dentro de su perímetro (Otto Medina, comunicación personal, 17 de noviembre, 2020). En este aspecto, las capacidades de liderar mediante un enfoque analítico pueden considerarse en el escenario de análisis aspiracional, es decir, el tercer escenario.

En el cuarto elemento referente a los objetivos estratégicos de la compañía se ha logrado identificar que existen objetivos ligados a obtener datos y análisis de estos. Se brindan mayores esfuerzos al respecto en las áreas comerciales y de planificación de la demanda, sin embargo, no existen objetivos ligados a coordinar esfuerzos transversales en la compañía en cuanto a obtención de información y análisis de datos se refiere. Por lo tanto, dichos objetivos se ubican en el escenario tres, denominado análisis aspiracional.

En cuanto al quinto elemento enfocado en los analistas de la información hemos realizado una extensiva reflexión al respecto en la dimensión de personas. En síntesis, la escasez de perfiles

analíticos no solamente afecta a las tiendas por departamento, sino que es un problema que afecta a todo el país debido al gran reto intelectual existente (Franco Riva, comunicación personal, 25 de enero, 2021). En este sentido, los analistas de la información son valorados dentro de las tiendas por departamento y son ubicados en las áreas más importantes de la empresa, sin embargo, aquel equipo no cuenta con las herramientas y conocimientos necesarios para llevar la ciencia de datos dentro de las tiendas por departamento al siguiente tipo de análisis, en términos de Intel (2015), análisis predictivo. En consecuencia, el tercer escenario, de análisis aspiracional, es el que representa la actual situación con los analistas.

El sexto elemento denominado tecnología abarca la capacidad de la organización de cubrir los requerimientos técnicos para implementar un mayor nivel de ciencia de datos. Específicamente, en las tiendas por departamento, como se ha comentado anteriormente, se cuenta con una infraestructura no escalable y herramientas de análisis que, actualmente, son consideradas básicas. Asimismo, no se cuenta con un plan concreto para cambiar dicha infraestructura o herramientas que no permiten realizar un análisis predictivo si se contará con la información y habilidad requerida. En este aspecto, el escenario que define la tecnología en las tiendas es el segundo, denominado análisis localizado.

Por último, el séptimo elemento, referente a las técnicas de análisis hace alusión a cómo, actualmente, las tiendas realizan el análisis de la información obtenida. Tal como se ha comentado anteriormente, se realiza un análisis de diagnóstico (Intel, 2015) caracterizado por: regresiones y correlaciones lineales, segmentaciones e intervalos de confianza. Asimismo, a fin de mostrar la información e indicadores clave se utilizan cuadros de mando -o dashboards- para cubrir dicha necesidad de dinamizar la presentación de la información. En este sentido, las técnicas de análisis utilizadas son las descritas en el escenario 2, analítica localizada, del modelo de Davenport (2018).

Entonces, para un análisis significativo, los datos deben estar organizados, ser únicos, integrados, accesibles y de alta calidad. Por supuesto, no todas las organizaciones, específicamente, las tiendas por departamento tienen un entorno que abarca los mejores escenarios de los elementos abordados por Davenport (2018), pero es importante saber qué perseguir para crear la mayor oportunidad. En este aspecto, al haber identificado el escenario/situación en la cual se encuentra cada uno de los elementos desarrollados por el modelo es posible identificar las oportunidades de mejora. En la Tabla 7 se resumen las acciones necesarias para que el sector incremente su nivel de madurez analítica.

Tabla 7: Plan de acción para alcanzar mayor nivel de analítico

Elemento	Escenario actual	Escenario por alcanzar	Acciones
Data	2	3	Se debe generar un consenso empresarial en torno a algunos objetivos analíticos y sus necesidades de datos. Asimismo, crear algunos data lakes (o almacenes de datos) y la experiencia analítica correspondiente (Davenport, 2018). También, motivar y recompensar las contribuciones y la gestión de datos multifuncionales a nivel transversal en la compañía.
Empresa	2	3	Se deben dar aplicaciones a la ciencia de datos con relevancia para múltiples áreas como comercial y planeamiento de la demanda. Asimismo, se deben establecer estándares para la privacidad y seguridad de los datos, construir la infraestructura analítica empresarial de forma escalable (Chase, 2016) y planificar las bases para la estrategia y las prioridades de análisis empresarial (Davenport, 2018).
Liderazgo	3	4	Involucrar a los jefes y gerentes en el desarrollo de capacidades analíticas, particularmente en las áreas de planificación de la demanda, comercial, TI y recursos humanos (Davenport, 2018).
Objetivos	3	4	Enfocarse con los principales procesos comerciales y sus propietarios. Se deben centrar en objetivos de alto valor e impacto. Iniciar un enfoque empresarial para encontrar y evaluar objetivos. Además, se debe formalizar el proceso de focalización como colaboración entre ejecutivos de negocios, líderes de TI y análisis (Davenport, 2018).
Analistas	3	4	Se debe evaluar la experiencia analítica de todos los analistas de la información, desarrollar relaciones con universidades y asociaciones y brindar capacitación avanzada para analistas. Enfocar esfuerzos en desarrollar la experiencia de los demand analyst. Asimismo, integrar el proceso de desarrollo y despliegue y establecer una función de análisis central para complementar los grupos de análisis locales (Davenport, 2018).
Tecnología	2	3	Identificar un conjunto de herramientas de análisis para su uso en las compañías. Se debe experimentar/testear con el análisis y la gestión de datos basados en la nube, y con aplicaciones de big data (Davenport, 2018).
Técnicas analíticas	2	3	Se debe asegurar que una organización analítica central esté bien capacitada en modelos predictivos y prescriptivos (Intel, 2015). Experimente con el machine learning y realice algunos experimentos de "prueba y aprendizaje". Debe experimentarse con el análisis de texto y sentimientos (Davenport, 2018).

Con este fin las tiendas por departamento deben, en primer lugar, focalizar sus esfuerzos en los mitigantes de los dolores abarcados en cada una de las dimensiones de Chase (2016) y luego, específicamente, utilizar la evaluación del tipo de análisis y nivel de madurez analítico abarcado en el presente apartado a fin de generar sinergias que permitan que la ciencia de datos genere valor dentro del proceso de planificación de la demanda. En este sentido, a mayor nivel de implementación de la ciencia de datos en las tiendas, mayor serán los beneficios que obtendrán las compañías.

En primer lugar, de forma indirecta, la implementación de un mayor nivel de madurez analítica mejora la eficiencia interna, ya que, la adopción de la compañía hacia este nuevo enfoque impacta en todas las áreas y, específicamente en el proceso de planificación de la demanda, en las tres primeras dimensiones abordadas por Chase (2016). De manera especial la sinergia entre la necesidad de contar con información y data para el análisis requiere un especial esfuerzo por parte de las tiendas en la infraestructura ágil, ya que permitirá integrar la información para su posterior análisis.

En segundo lugar, se genera mayor fiabilidad de los datos y del análisis dado que tanto los procesos de recolección y de análisis se optimizan durante la implementación de un mayor nivel de ciencia de datos, dichos beneficios son directamente proporcionales a la inversión en sistemas de información óptimos e integración y en la mejora de las habilidades analíticas de los analistas junto a la adquisición de herramientas de análisis. En este sentido, las compañías serán capaces de confiar en la calidad de los datos obtenidos y del análisis/predicción que se obtiene de ellos.

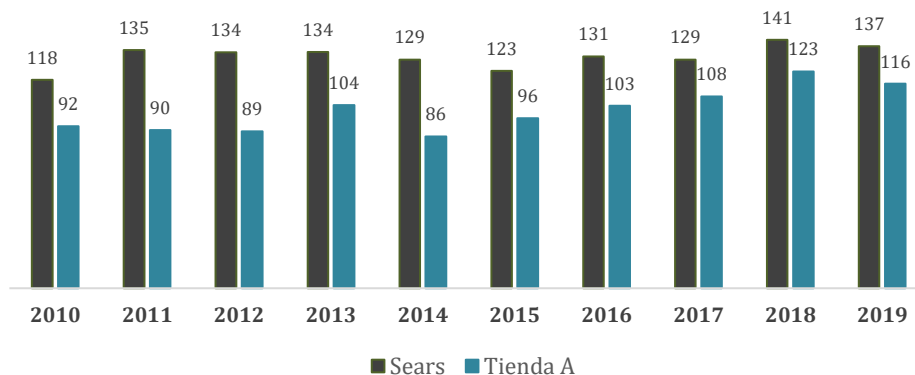
Finalmente, el beneficio a nivel compañía que impulsa el uso de la ciencia de datos es generar un mejor proceso de toma de decisiones, debido a que se genera menor incertidumbre al contar con un profundo análisis de información previa. En este aspecto, las tiendas por departamento deben emplear un mayor enfoque de ciencia de datos, lo cual, significa que se tomen decisiones, en una mayor proporción, mediante el análisis e interpretación de los datos (Andersen et al. 2018). Actualmente, en el sector de tiendas por departamento se llama “apuestas” (Flavia Olazábal, comunicación personal, 08 de noviembre, 2020) a los riesgos que se asumen al tomar decisiones sin un análisis previo. Asimismo, tal como se mencionó, se consideran ventas históricas, rotación de inventario, así como información de los expertos y tendencias globales, para realizar la planificación de la demanda. En síntesis, se genera valor mediante el beneficio directo de una mayor implementación de la ciencia de datos es generar un mejor tipo de análisis (Intel, 2015) y un mayor nivel de análisis (Davenport, 2018) para tomar mejores decisiones a fin de que la “apuesta” se convierta en un decisión segura y basada en un enfoque de ciencia de datos; por otro lado, el beneficio indirecto es que genera eficiencias transversales a la organización debido a que la misma debe preparar y desarrollar a sus personas, sus procesos y tecnología a fin de facilitar y asegurar una adecuada implementación.

En este sentido y, a fin de obtener un mayor entendimiento de los cómo se genera valor debido a una mejor implementación de la ciencia de datos en las diferentes etapas del proceso de planificación de la demanda (ver Anexo K), se presentará un escenario comparativo de los principales indicadores de la tienda por departamento A y una tienda por departamento

transnacional tomada como modelo por encontrarse en un nivel superior en el uso de ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda: Sears.

Para empezar, como se observa en la Figura 7, el tiempo de rotación de inventario para Sears es mayor en todos los periodos analizados. Por el lado de la tienda por departamento A, el inventario rota en menor tiempo: 102 días promedio (Sears: 132 días promedio) lo que implicaría que necesitaría menos días para convertir la mercadería en dinero efectivo. Preliminarmente, se podría establecer que la tienda por departamento A realiza una mejor planificación, ya que la mercadería es comprada por el cliente en menor tiempo (Ferrin, 2007); sin embargo, se debe realizar un análisis integral de los indicadores para comprender el rendimiento de la gestión de cada empresa (Martín Esteves, comunicación personal, 15 de octubre, 2020). Para mayor detalle del cálculo de cada indicador revisar Anexo A2.

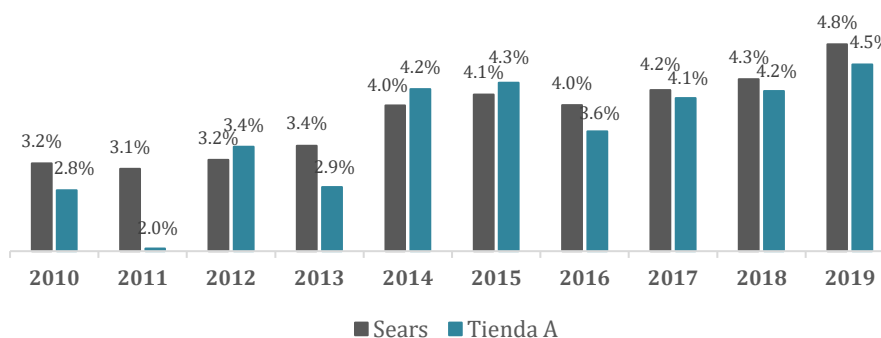
Figura 7: Comparativo Anual Nivel de Rotación de Inventario (expresado en días)



Adaptado de Grupo Sansborn (2013-2020) y Ernst & Young (2010-2019)

En la misma línea, según lo señalado por los entrevistados, existe una relación directa entre el nivel de inventario y el % de merma, lo cual puede ser validado en la figura 8, en el que se observa que, en efecto, se aprecia un mayor porcentaje de merma para Sears que para la tienda por departamento A y esto se debe, básicamente, a la presencia de inventario almacenado por un tiempo más prolongado, lo que genera un incremento en la merma (González, 2011).

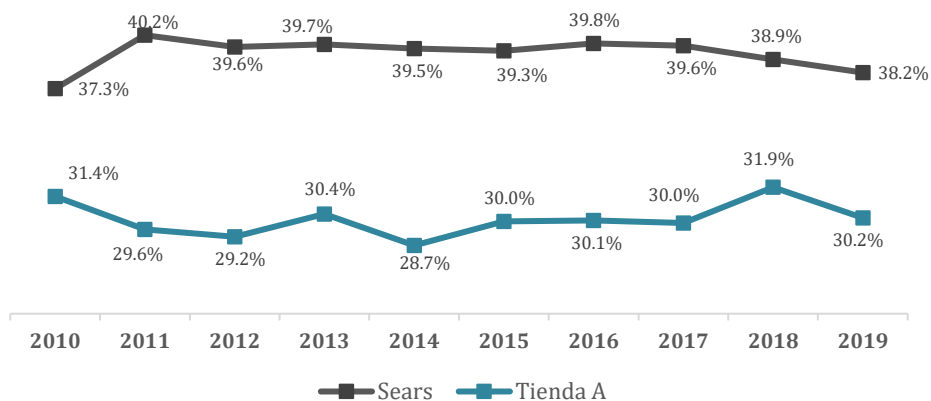
Figura 8: Comparativo Anual % de Merma



Adaptado de Grupo Sansborn (2013-2020) y Ernst & Young (2010-2019)

Por otro lado, como se observa en la figura 9, en todos los años analizados existe una marcada diferencia en el margen mostrado entre ambas tiendas, siendo Sears quien obtiene mayor ganancia tras descuentos. Este indicador es clave para interpretar la eficiencia en la gestión de la demanda de ambas tiendas, pues permite observar si realmente el inventario rotó porque los productos respondían a la necesidad del cliente mediante un adecuado análisis de estos o si existe un factor de descuento detrás que impulsa la rotación. Básicamente, y en relación con lo mencionado por los actores entrevistados, se puede sintetizar que la tienda por departamento A apunta a una estrategia de descuentos para impulsar la venta, de manera que el inventario rote más rápido, pese a sacrificar margen (Martin Maguiña, comunicación personal, 09 de octubre, 2020), mientras que, por el contrario, una tienda por departamento como Sears, prefiere mantener margen en sus productos y minimizar descuentos, pese a mantener mercadería en stock por un periodo más prolongado (McAfee y Brynjolfsson, 2012). Adicionalmente, se debe considerar que la rotación de inventarios en la tienda por departamento A presenta mayor volatilidad en los años analizados, pues el promedio de las desviaciones asciende a 12.37, mientras que la desviación estándar para Sears en los días de rotación de inventario es de 6.64, con lo cual, se puede afirmar que Sears mantiene inventario más estable, en torno a los 132 días promedio, mientras que la tienda por departamento A presenta mayor variación en su planificación (revisar Anexo L).

Figura 9: Comparativo Anual Margen all In (expresado en %)



Adaptado de Grupo Sansborn (2013-2020) y Ernst & Young (2010-2019)

En este sentido, el factor que implica que Sears obtenga mayores márgenes y el inventario se mantiene con menores variaciones a lo largo de los periodos analizados, radica en que han integrado en su proceso de planificación de la demanda un enfoque de ciencia de datos de mayor nivel que los analizados en la presente investigación (Marr, 2018; McAfee y Brynjolfsson, 2012). Según señalan McAfee y Brynjolfsson (2012), la aplicación de análisis más profundos, incluido entre ellos el tipo de análisis predictivo (Marr, 2018; McAfee y Brynjolfsson, 2012), han permitido a Sears generar pronósticos de demanda más acertados y precisos, así como también les ha facilitado la toma de decisiones (Intel, 2015). Asimismo, sostienen que Sears viene haciendo uso de la ciencia de datos en la gestión de su cadena de suministro y en la planeación y pronóstico de la demanda, lo que permite inferir que es uno de los factores explicativos de los resultados en la gestión de la demanda que vienen teniendo.

CAPÍTULO 4: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

1. Conclusiones

La presente investigación surgió con la finalidad de analizar cómo la ciencia de datos puede generar valor en la planificación de la demanda de tiendas por departamento; para ello, se presentan las siguientes conclusiones que guardan relación con cada objetivo planteado. Respecto al primer objetivo específico, se concluye lo siguiente:

- La revisión de fuentes teóricas y el análisis de información primaria permiten concluir que, en efecto, es necesario invertir en las personas y fomentar el desarrollo de sus habilidades, con la finalidad de lograr un proceso más eficiente. La información recabada de las entrevistas muestra que, tal como señala la teoría, el proceso de planificación de la demanda en las empresas ha permanecido estático y no se ha adaptado a las nuevas tendencias del mercado. Puntualmente, respecto a la dimensión “Personas”, la presente investigación permite afirmar que no se visualiza un interés notorio en las empresas por capacitar a los actores involucrados en el proceso de planificación. Los representantes de las áreas que participan en el proceso de planificación de la demanda en la tienda por departamento A y B sostienen que son pocas o nulas las capacitaciones recibidas y que no ha habido mayor cambio en la manera en que se viene desarrollando la planificación, debido a que desconocen nuevas metodologías. En el caso de las tiendas por departamento estudiadas se comentó que no llevan el análisis de pronóstico a un nivel más avanzado y se limitan a realizar simples cálculos en Microsoft Excel por no tener conocimiento de las nuevas formas de pronóstico y de predicción del conocimiento del cliente. Asimismo, los actores señalan que les sería útil recibir capacitaciones respecto a nuevas formas de planificación, pero que incluso el uso de herramientas tecnológicas más sofisticadas les es ajeno y no suelen estar capacitados en ello. Esto implica que existe cierto déficit en el capital humano de las empresas estudiadas, lo que se vería explicado en la menor calificación del recurso humano al no contar con estudios o conocimientos que favorezcan el desarrollo del proceso de planificación. Por otro lado, en línea con lo señalado por Chase (2016), la nueva generación de la planificación de la demanda debe pasar por un cambio organizacional. Si bien los actores pueden ser capacitados en el uso de herramientas de tecnología más avanzadas, es necesario que exista disposición del personal por adherir a sus labores estas nuevas herramientas y buscar identificar nuevas formas de pronosticar mejor. Asimismo, las entrevistas realizadas permiten concluir que existe un problema en el mindset de los actores que participan en el proceso y esto se ve reflejado en que no se han adaptado a la llamada transformación digital, sino que, por el

contrario, mantiene métodos de pronosticación y planeación muy operativos. Además, no se encuentran familiarizados con el uso y formas de procesar la data, por lo que existe un costo de oportunidad, pues de sacarle provecho a la información, se lograrían mejores resultados en cuanto a la predicción.

Respecto al segundo objetivo de la investigación, se concluye lo siguiente:

- En contraste con lo propuesto por el modelo de S&OP, en las tiendas por departamento estudiadas se visualiza un proceso de planificación de la demanda estructurado de manera vertical y con pocos canales de comunicación entre las áreas involucradas. Esto se torna más evidente en la tienda por departamento B, debido a la autonomía corporativa que, como se explicó anteriormente, restringe la participación de las tiendas físicas en el proceso de planificación, razón por la cual se pierde el conocimiento “in situ” de los actores que se encuentran en el piso de ventas y tienen más cercanía al cliente. Adicionalmente, se manifiesta la verticalidad del proceso en que las áreas involucradas no suelen tener espacios de integración y comunicación conjunta, sino que por el contrario se limitan a entregar y recibir información en las distintas etapas del proceso, mas no se visualizan espacios de trabajo multifuncional en donde se permita a los actores sumar esfuerzos para lograr un mejor resultado. Esta falta de participación e integración entre las áreas involucradas es propia de un proceso de planificación desestructurado y desfasado que, además, socaba la obtención de resultados de planificación más precisos (Chase, 2016; Parra, 2018). Por último, la presente investigación permite concluir que existe un problema en los criterios de medición del rendimiento de los actores involucrados, considerando que se presentan casos en que los intereses de las áreas no se alinean con los objetivos de la organización. Es necesario reestructurar los procesos de manera que se generen espacios de participación activa para las áreas involucradas y se fomente la comunicación interna, con la finalidad de optimizar los resultados de la planificación.

Respecto al tercer objetivo de la investigación, se concluye lo siguiente:

- Tras examinar la infraestructura tecnológica de las tiendas por departamento estudiadas es posible concluir que no es aquella infraestructura ágil definida por Chase (2016). La razón se debe a tres principales motivos, en primer lugar, tanto la tienda por departamento A como la B, cuentan con varios sistemas de información que no se encuentran integrados entre si generando que la información sea muy difícil de obtener, ordenar o, en algunos casos, imposible de identificar. En segundo lugar, las herramientas de análisis con las que

se cuenta actualmente no cumplen los requisitos técnicos necesarios para emplear nuevas técnicas de análisis, en este sentido, es verdad que el punto de partida al respecto es mejorar las habilidades analíticas de los analistas de la información, sin embargo, en paralelo a ello, deben focalizarse esfuerzos en armar planes de inversión y desarrollo. Finalmente, la infraestructura tecnológica establecida no resulta escalable dado que no hay planes concretos en automatizar la recolección, tratamiento y análisis de la información mediante alternativas de software que existen actualmente en el mercado.

Respecto al cuarto objetivo de la investigación, se concluye lo siguiente:

- La presente investigación permite concluir que las tiendas por departamento estudiadas utilizan, según el modelo desarrollado por Intel (2015), un tipo de análisis de diagnóstico, el cual responde a las preguntas: ¿Qué ha pasado y por qué? Esto se debe al limitado desarrollo de técnicas de análisis dentro de las tiendas por departamento estudiadas. A fin de adaptar el proceso de planificación de la demanda hacia la próxima generación (Chase, 2016) se deben realizar esfuerzos que puedan llevarlos al tipo de análisis predictivo a fin de generar un pronóstico más certero.
- Se ha identificado que durante la identificación del nivel de madurez analítico del modelo desarrollado por Davenport (2018) los elementos de: data, empresa, tecnología y técnicas de análisis se han ubicado en el segundo escenario, es decir, que se encuentran en el denominado análisis localizado. Por otro lado, los elementos de: liderazgo, objetivos y analistas se encuentran en el tercer escenario, denominado análisis aspiracional. En este sentido, es posible afirmar que las tiendas por departamento no tienen un elevado nivel de madurez de implementación de ciencia de datos y, ciertamente, no resulta práctico focalizar esfuerzos en todos los elementos, por lo tanto, se debe centralizar esfuerzos en superar primero los elementos de tecnología y data a expensas de los demás, además toda inversión que se realice con la finalidad de aumentar el nivel de madurez analítico deberá ser en áreas o procesos de gran impacto como lo es el proceso de planificación de la demanda.
- Los beneficios que se otorgan por implementar un mayor nivel de madurez de ciencia de datos en las tiendas por departamento pueden dividirse entre directos e indirectos. Por un lado, aquellos beneficios indirectos se encuentran asociados a mejorar la eficiencia e integración de las organizaciones debido a que se planea adoptar un enfoque de toma de decisiones en base a análisis de datos, para lo cual, se deben impactar primero en las dimensiones abarcadas por Chase (2016) para que así los esfuerzos hacia mejorar el análisis de la información guarden relación con el resto de la organización. Por otro lado,

los beneficios directos son las consecuencias de realizar un adecuado análisis de la información, otorgando así fiabilidad tanto de la data como del análisis de la misma para que, en base a ello, se tomen decisiones bajo un enfoque de incertidumbre menor.

- Por último, la comparación realizada de los resultados de planificación de Sears y la tienda por departamento A, nos permite concluir que es imprescindible medir el proceso de manera integral y no dejarse engañar por indicadores aislados. Además, permite afirmar que es clave tener una estrategia definida de planificación que vaya de la mano con los resultados organizacionales. Para el caso de las tiendas por departamento A se concluye que apuntan a una estrategia de ofertas para vender, lo que genera un inventario de rotación más acelerada, pese a condicionar márgenes. Por otro lado, Sears apunta a conseguir mercadería que se adapte a las necesidades de los clientes, con lo cual no necesitan sacrificar el margen ni brindar demasiados descuentos para lograr que el inventario rote. Por último, los indicadores analizados permiten afirmar que Sears obtiene resultados más estables y tiene mayor control sobre ellos, considerando que la volatilidad del inventario es mínima y se mantiene una política estable, lo que se ve reflejado en una desviación estándar en los días de rotación de inventario de 6.64x, mientras que la tienda por departamento A presenta una desviación que asciende a 12.37x. Cabe señalar que un factor explicativo para que Sears mantenga resultados de predicción más estables y productos que rotan sin necesidad de incurrir en tantos descuentos radica en la presencia de ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda (McAfee y Brynjolfsson, 2012), la cual además viene acompañada de un capital humano calificado con conocimientos avanzados en ciencia de datos, procesos optimizados, así como una infraestructura tecnológica más desarrollada.

A manera de síntesis, el presente trabajo permite concluir que en las tiendas por departamento estudiadas existen dolores y falencias en el proceso de planificación, por lo que es necesario realizar una reestructuración interna y rediseñar el proceso con un enfoque en cuatro áreas clave: i) personas, ii) procesos, iii) tecnología y iv) data science. Adicionalmente, esta investigación lleva a la conclusión de que el comportamiento cambiante de los consumidores y las nuevas tendencias del mercado invitan a las empresas a potenciar sus procesos de planificación, para lo cual es imprescindible invertir en el capital humano y fomentar el cambio organizacional. Asimismo, se requiere estandarizar procesos horizontales, motivar la integración entre las áreas y brindar canales de comunicación y participación interna. Así como también, es necesario que las empresas cuenten con infraestructura tecnológica escalable, capaz de trabajar con una gran cantidad de datos y de forma integrada. Por último, una vez se hayan cumplido las condiciones previamente descritas, se podrán desarrollar nuevas formas de pronóstico

mediante el uso de ciencia de datos, de manera que se logre un nivel de análisis superior y, en consecuencia, poder generar, como primer avance, modelos predictivos que faciliten el conocimiento del cliente y pronostiquen las fluctuaciones en su comportamiento, con lo cual se podrá tomar decisiones en un contexto de menor incertidumbre y reducir el margen de error.

Finalmente, el presente trabajo permite concluir que en las tiendas por departamento se tiende a encontrar personal no capacitado, limitaciones para adherirse a un cambio organizacional y a una transformación digital, procesos verticales que impiden la integración entre las áreas y limitan la comunicación interna, infraestructura tecnológica no escalable y un nivel de madurez en análisis y uso de ciencia de datos reducidos. En este contexto, es necesario reestructurar el proceso y enfocarse en adaptarse a la nueva generación de la planificación de la demanda, pues de lo contrario, las tiendas podrían ver estancado su crecimiento y posicionamiento en el mercado de manera sostenible.

2. Recomendaciones

El presente trabajo ha permitido identificar dolores latentes en el proceso de planificación de la demanda y ha descrito mejoras potenciales en distintas dimensiones. En el siguiente apartado se brindan algunas recomendaciones a las empresas que se desenvuelven en el sector retail, puntualmente en el de tiendas por departamento. Asimismo, se brindan recomendaciones a los líderes de las tiendas por departamento estudiadas y a los actores involucrados en el proceso, respecto cómo orientarlo hacia mejores resultados. Por último, se brindan recomendaciones para futuras investigaciones relacionadas al tema.

- En primer lugar, se recomienda a las tiendas por departamento del mercado peruano tomar en consideración el constante cambio mostrado en el comportamiento de la demanda y en las necesidades de los clientes. Tal como se ha mencionado anteriormente, en los últimos años los clientes se han vuelto más críticos y exigentes respecto a los productos que demandan y, en tal sentido, es necesario brindarles lo que necesitan con la finalidad de fidelizarlos. Choi (2016) sostiene que las tiendas por departamento deben prestar especial atención a los patrones en el comportamiento de los clientes, debido a que la naturaleza de los clientes del sector tiende a ser poco fiel y a cambiar según se acomode la moda; es por ello que es necesario potenciar el proceso de planificación de la demanda e identificar herramientas que permitan optimizar los resultados, mediante un mayor entendimiento del cliente.
- En segundo lugar, se recomienda a la tienda por departamento A y a la tienda por departamento B seguir las recomendaciones planteadas por Chase (2016) quien señala

que, debido a los cambios suscitados en el mercado y al advenimiento del desarrollo tecnológico, las empresas deben realizar cambios sustanciales en el proceso de planificación de la demanda. Para ello, propone invertir en centros de excelencia de análisis de información, de manera que se potencien las habilidades de los actores involucrados en el proceso y se desarrollen capacidades necesarias para pronosticar mejor. Asimismo, se recomienda incorporar demand analysts en el proceso de planificación, de manera que se cuente con un capital humano más desarrollado y calificado para el desarrollo de modelos predictivos y el entendimiento del cliente. Por otro lado, se sugiere contar con procesos horizontales que se encuentren estandarizados y que permitan la integración entre las áreas que participan en la planificación. Además, se recomienda fomentar la colaboración multifuncional, de manera que se cuenten con espacios que fomenten la comunicación interna y que se trabaje en conjunto para lograr estimar proyecciones de demanda más cercanas a la realidad. Luego, se debe garantizar la inversión en infraestructura tecnológica escalable, capaz de integrar la información que se obtenga de forma interna y externa; también, las herramientas de análisis utilizadas por los analistas de la información deben ser sofisticadas y fáciles de usar. Por último, en cuanto a la ciencia de datos se refiere, deben atenderse primero las recomendaciones en las dimensiones de personas, procesos y tecnología ya que, llegado a este punto, se busca alcanzar un mayor nivel de madurez analítica mediante el modelo de Davenport (2018) para lo cual se deben realizar los planes de acción propuestos en la Tabla 7.

- Por último, para futuras investigaciones se recomienda profundizar en el estudio realizado mediante la elaboración de un modelo predictivo dado que, según el análisis realizado en la dimensión de ciencia de datos, es el siguiente reto analítico de las tiendas por departamento. Asimismo, la presente investigación debe servir como guía para las organizaciones estudiadas, respecto a cómo es el comportamiento del cliente y qué posibles variaciones se puedan dar en el futuro, de manera que sea aplicable a las organizaciones, se tenga un sustento práctico de cuál es el efecto de realizar cambios estructurales en personas, procesos y tecnología, así como medir el efecto de incorporar el uso de ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda.

A manera de síntesis, se recomienda a las organizaciones estudiadas considerar las evaluaciones realizadas en la presente investigación y, además, hacer una evaluación integral respecto al rendimiento del proceso de planificación aplicado a fin de analizar qué cambios son necesarios de cara a ser parte de la nueva generación de la planificación de la demanda. Asimismo, se recomienda adherir al proceso de planificación herramientas que faciliten el análisis y una vez se cuente con las personas capacitadas y dispuestas a cambiar los procesos integrados y

formalmente estructurados de forma horizontal y, por último, se cuente con la infraestructura ágil necesaria para potenciar el análisis para que así se implemente un mayor nivel de ciencia de datos, con la finalidad generar menor incertidumbre, realizar pronósticos más precisos y, en general, mejorar el proceso de toma de decisiones.



BIBLIOGRAFÍA

- Álvarez, D. & Gutiérrez, J. (2010) *Diseño de estrategias para mejorar la comunicación organizacional en la compañía Helm Fiduciaria*. Chía, Colombia: Universidad de la Sabana.
- Alvis, L. (2014). *Planeación de la demanda en canales de distribución de venta directa en Colombia*. Bogotá: Universidad Militar Nueva Granada. Recuperado <https://core.ac.uk/download/pdf/143448461.pdf>
- Andersen E., Johnson J., Kolbjornsrud V. & Sannes R. (2018). *The data-driven organization: Intelligence at scale*. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/327269582_The_data-driven_organization_Intelligence_at_SCALE
- Aryng LLC (2012). *Analytics Maturity Quotient Framework*. Recuperado de <https://goo.gl/3RwiYJ>
- Banco Interamericano de Desarrollo (2010) *Ciencia, Tecnología e Innovación en América Latina y el Caribe*. Recuperado de: <https://play.google.com/books/reader?id=XtR5DwAAQBAJ&hl=es&pg=GBS.PA33>
- Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2012) Big Data: The Management Revolution. *Harvard Business Review*. Recueperado de <https://www.smartdata.how/wp-content/uploads/2018/06/BigData-TheManagementRevolution.pdf>
- Cao, L. (2018) *Data Science Thinking: The next Scientific, technological and economic revolution*. Recuperado de https://books.google.com.pe/books?id=tiBqDwAAQBAJ&pg=PA273&dq=data+science+retail&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiVhprsw_foAhXlhOAKHdjXAtkQ6AEIMTAB#v=onepage&q&f=true
- Chase, C. (2016) *Next generation demand management*. New Jersey, Estados Unidos: SAS Institute, INC.
- Choi, T. (2016) *Analytical Modeling Research in Fashion Business*. Hong Kon, China: Editorial Springer Nature. Recuperado de <https://books.google.com.pe/books?id=w39BDAAAQBAJ&pg=PA12&dq=Fast+fashion+sales+forecasting+with+limited+data+and+time&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiuqy6k8HpAhXmQ98KHXY2CRMQ6AEIJzAA#v=onepage&q=Fast%20fashion%20sales%20forecasting%20with%20limited%20data%20and%20time&f=false>
- Covington, D. (2016). *Data Science, Data Analysis and Predictive Analytics for Business*.
- Davenport, T. (2018). *DELTA Plus Model and Five Stages of Analytics Maturity: A Primer*. USA: International Institute for Analytics.
- Davenport, T & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. USA: Harvard Business Press.
- Davenport, T., Harris, J. & Morison, R. (2010). *Analytics at work: Smarter decisions, better results*. USA: Harvard Business Press.

- Escribano, D. (2012). *Gestión de la planificación de la demanda en Henkel Ibérica*. Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya. Recuperado de https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.1/16595/Memoria_PFC.pdf?sequence=1
- Ernst & Young (2019) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/SF%20y%20Subs%20311219.pdf>
- Ernst & Young (2018) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Cons%2031%2012%2018-17.pdf>
- Ernst & Young (2017) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%20y%20Subs%2017-16.pdf>
- Ernst & Young (2016) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%20y%20Sub.pdf>
- Ernst & Young (2015) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%20y%20subsidiarias%2031-12-15-14%20UV.pdf>
- Ernst & Young (2014) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%20y%20Sub%20%2031%2012%2014-13.pdf>
- Ernst & Young (2013) Saga Falabella S.A. y Subsidiarias. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%20y%20Sub.%2031-12-13-12.pdf>
- Ernst & Young (2012) Saga Falabella S.A. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%2031-12-12-11.pdf>
- Ernst & Young (2011) Saga Falabella S.A. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/temp/Saga%20Falabella%2031-12-11-10%20IFRS.pdf>
- Ernst & Young (2010) Saga Falabella S.A. Lima, Perú. Recuperado de <https://www.smv.gob.pe/ConsultasP8/documento.aspx?vidDoc={28B8630B-1ADA-4B55-A5C3-AEB730C155E3}>
- Espino, C. (2017) “Análisis predictivo: técnicas y modelos utilizados y aplicaciones del mismo - herramientas Open Source que permiten su uso”. Barcelona, España: Universitat Oberta de Catalunya. Recuperado de <http://openaccess.uoc.edu/webapps/o2/bitstream/10609/59565/6/caresptimTFG0117mem%C3%B2ria.pdf>
- Estupiñán, E. (2016) *Propuesta metodológica para el proceso de planeación de la demanda. Caso de estudio: Compañía sector de consumo masivo de alimentos* (Tesis de Maestría). Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia. Recuperado de <https://repository.udistrital.edu.co/bitstream/handle/11349/4459/Estupi%F1anGonz%E1>

lezEdwinIdelman2016.pdf;jsessionid=79F28162359B7D337B74B05A337869ED?sequence=1

- Ferrin, G. (2007). *Gestión de stocks en la logística de almacenes*. España: Editorial-FC.
- Granillo, R., Simón, I. & Santana, F. (2013) Sales & Operations Planning (S&OP) y su integración en la cadena de suministro. Boletín Científico Ingeniería y Conciencia. vol. 1, núm. 1, ISSN 2007-784X
- Grupo Sansborn (2020) *Informe Anual 2019*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2019/IA-GRUPO-SANBORNS-2019.pdf>
- Grupo Sansborn (2019) *Informe Anual 2018*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2018/IA-GRUPO-SANBORNS-2018.pdf>
- Grupo Sansborn (2018) *Informe Anual 2017*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2017/IA-GRUPO-SANBORNS-2017.pdf>
- Grupo Sansborn (2017) *Informe Anual 2016*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2016/IA-GRUPO-SANBORNS-2016.pdf>
- Grupo Sansborn (2016) *Informe Anual 2015*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2015/IA-GRUPO-SANBORNS-2015.pdf>
- Grupo Sansborn (2015) *Informe Anual 2014*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2014/IA-GRUPO-SANBORNS-2014.pdf>
- Grupo Sansborn (2014) *Informe Anual 2013*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/info2013/assets/gsanborns-ia-2013.pdf>
- Grupo Sansborn (2013) *Informe Anual 2012*. Recuperado de <http://www.gsanborns.com.mx/pdf/2012/GSanborns-IAAnual-esp-2012.pdf>
- Guevara, L. (2006) La comunicación interna. En F. Rivadeneira (Ed.), *Comunicación estratégica para las organizaciones* (pp. 46-60). Quito, Ecuador: Editorial Quipus. Recuperado de <https://biblio.flacsoandes.edu.ec/libros/digital/49492.pdf>
- Hernández, R.; Fernández, C. & Baptista, P. (2014). *Metodología de la Investigación*. (6ª ed.) México D.F.: Mc Graw Hill.
- Holton, B. (2020). Bismart. Herramientas de análisis de datos para data management. <https://bismart.com/>
- Intel (2015). *Getting Started with Advanced Analytics: How to Move forward with a Successful Deployment*. Recuperado de <https://www.intel.com/content/www/us/en/analytics/getting-started-advanced-analytics-planning-guide.html>
- Krol K. & Zdonek D. (2020). *Analytics Maturity Models: An Overview*. Recuperado de <https://www.mdpi.com/2078-2489/11/3/142>
- Marr, B. (2018) *Data Strategy*. Bogotá, Colombia: Editorial Ecoe. Recuperado de <https://books.google.com.pe/books?id=DfReDwAAQBAJ&pg=PT290&dq=resultado>

s+de+data+science&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiR1u72pv3oAhWyV98Khdo0BPoQ6AEIQjAD#v=onepage&q=resultados%20de%20data%20science&f=false

- Mejía, J., Palacio, O. & Adarme, W. (2014) *Efecto látigo en la planeación de la cadena de abastecimiento, medición y control*. Bogotá, Colombia: Universidad Militar Nueva Granada. 23 (2), 37-53
- Moreno, J. (2018). *Transformación Digital*. Madrid, España: Editorial Elearning S.L. a Recuperado de <https://books.google.com.pe/books?id=bm12DwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=transformaci%C3%B3n+digital&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwib-7W3ibrpAhXyK7kGHd6LAtkQ6AEIQTAD#v=onepage&q=transformaci%C3%B3n%20digital&f=false>
- Muñoz, D. (2017) *Investigación, Desarrollo e Innovación en América Latina: Energías Renovables*. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Daniel_Munoz_Martinez2/publication/328890076_Investigacion_desarrollo_e_innovacion_en_America_Latina_Energias_renovables/links/5be9c51e4585150b2bb2351b/Investigacion-desarrollo-e-innovacion-en-America-Latina-Energias-renovables.pdf?origin=publication_detail
- Parra, J. (2018). *Planeación de la demanda en una empresa de venta directa*. Bogotá: Universidad Militar Nueva Granada. Recuperado de <https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/17126/ParraFrancoJuliethEstefania2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y#:~:text=%E2%80%99CLA%20planeaci%C3%B3n%20de%20la%20demanda,solicitada%20por%20el%20conjunto%20de>
- Pasco, M. & Ponce, F. (2018). *Guía de investigación en Gestión*. Lima: PUCP.
- Qurius (2010) *Planificación de la demanda. Microsoft Partner Network*. pp 1-4. Recuperado de <https://www.choisirmonerp.com/documents/pdf/ES/ES/Planificacion%20Demanda.pdf>
- Redman, T. (2008). *Data driven: profiting from your most important business asset*. USA: Harvard Business Press.
- Rodriguez, Y. & Pinto, M. (2018) Modelo de uso de información para la toma de decisiones estratégicas en organizaciones de información. *Transinformação*, 30 (1), pp. 51-64, <https://doi.org/10.1590/2318-08892018000100005>
- Rodriguez, Y. (2015). Gestión de Información y del Conocimiento para la toma de decisiones organizacionales. *Bibliotecas Anales de Investigación*, (11), 150-163.
- Rojas, Y. (2006) *De la Gestión de Información a la Gestión del Conocimiento*. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/28131889_De_la_gestion_de_informacion_a_la_gestion_del_conocimiento
- Sánchez, E. (2018). Retail: canales offline y online van de la mano. *Informe especial de la Cámara Lima* (consulta: 10 de setiembre).
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2009). *Research methods for business students*. UK: Pearson Education.
- Sedkaoui, S. (2018) *Data Analytics and big data*. Londres, Inglaterra: Editorial ISTE Ltd
Recuperado de

https://books.google.com.pe/books?id=0pFeDwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=data+science,+big+data&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjNs6eSiv_oAhVkkuAKHV3rAqsQ6AEIJjAA#v=onepage&q=data%20science%2C%20big%20data&f=false

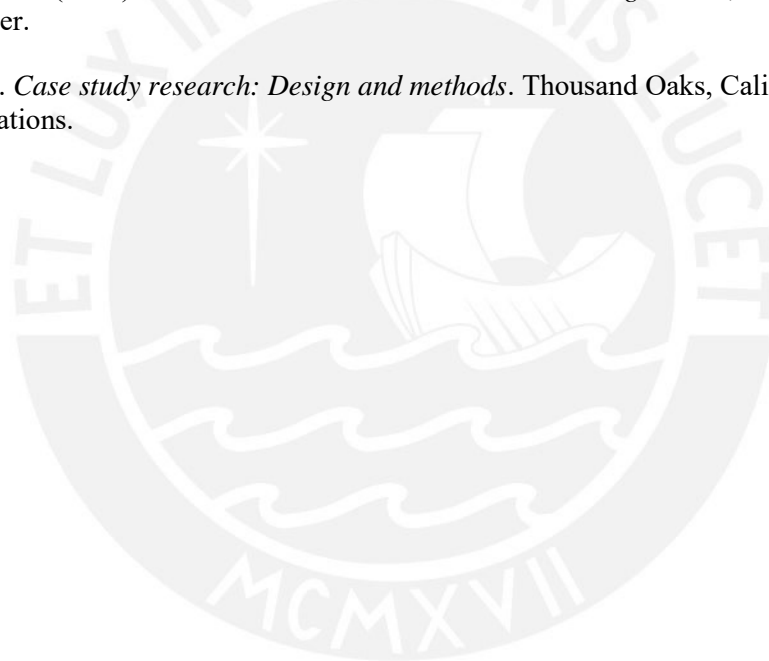
Slotnisky, D. (2016) La transformación digital el nuevo contexto competitivo que atraviesan las empresas en el mundo, su magnitud y alcance hasta la Pyme Argentina. Buenos Aires: Argentina. Universidad Nacional de San Martín. Recuperado de https://ri.unsam.edu.ar/bitstream/handle/123456789/171/TFPP_EEYN_2018_GFM-TJI.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Stentoft, J., Freytag, P., y Eckhardt, S. (2019). S&OP Unleashed. *Supply Chain Management Review*. 26 – 33. Recuperado de <file:///C:/Users/t05153/Downloads/S&OP%20Unleashed.pdf>

Teegavarapu, S., Summers, J., & Mocko, M. (2008). *Design method development: A case study and survey. Tools and Methods of Competitive Engineering*. Izmir, Turquía: TMCE.

Van Der Aalst, W. (2016). *Data science in action: In Process mining*. Berlín, Alemania: Springer.

Yin, R. (2003). *Case study research: Design and methods*. Thousand Oaks, Calif: Sage Publications.



ANEXOS

ANEXO A: Indicadores del proceso

Figura A1: MAPE

$$\text{MAPE} = \frac{\text{Demanda} - \text{Pronóstico}}{\text{Pronóstico}} \%$$

Figura A2: Días de rotación de inventarios

$$\text{Días de rotación de inventario} = \frac{\text{Inventario total}}{\text{Costo de Ventas}} \times 360 \text{ días}$$

Figura A3: Porcentaje de merma

$$\% \text{ de Merma} = \frac{\text{Mermas}}{\text{Inventario total}} \%$$

Figura A4: Margen all in

$$\text{Margen all in} = \frac{\text{Utilidad Bruta}}{\text{Ventas Netas}} \%$$

ANEXO B: Conceptos clave

Tabla B1: Conceptos clave

Palabra	Definición	Fuente
Algoritmo	Es un conjunto de pasos para realizar una tarea, es decir, una secuencia lógica y con instrucciones que forman una fórmula matemática o estadística para realizar el ejecutar el análisis de datos.	Davenport (2017)
Análisis de sentimiento	Se refiere a los diferentes métodos computacionales que ayudan a identificar y extraer información subjetiva en un contexto digital. Debido al análisis del sentimiento, sé es capaz de extraer un valores directos y tangibles. Por ejemplo, determinar si un texto contiene connotaciones positivas o negativas.	Davenport (2017)
Big Data	Hace referencia a la gran cantidad de datos producidos cada día. El crecimiento de la data, debido a internet, y otras áreas hacen necesarias nuevas técnicas para poder ordenar, estructurar, acceder y utilizar estos datos. Asimismo, estos grandes volúmenes de datos ofrecen nuevas posibilidades de conocimiento y modelos de negocio.	Chase (2016)
Data Lake	Es un sistema o repositorio que almacena e integra datos sin procesar, generalmente objetos o archivos.	Davenport (2017)
Data Mining	Se define como el proceso multidisciplinario para descubrir patrones útiles a partir de fuentes de datos como: Bases de Datos, internet, texto, imágenes, etc. Los patrones deben ser comprobador, útiles y comprensibles. válidos, potencialmente útiles y entendibles. El objetivo general del proceso consiste en extraer información de un conjunto de datos y transformarla en una estructura entendible para su uso posterior.	Covington (2016)
Data Scientist	El data scientist es un experto en la ciencia de datos (data science). Sus funciones se centran en extraer conocimiento a partir de grandes cantidades de datos (big data) extraídos de diversas fuentes, con el fin de dar respuestas al negocio	Covington (2016)
Data Warehouse	Es un almacén de datos es una colección de datos orientada a un determinado ámbito, integrado, no volátil y variable en el tiempo, que ayuda a la toma de decisiones en la entidad en la que se utiliza.	Davenport (2017)
Deep Learning	Es una técnica dentro del machine learning que se basa en arquitecturas neuronales. Un modelo de deep learning puede aprender a realizar funciones de análisis directamente a partir de imágenes, texto o sonido, entre otros, todo ello, sin necesidad de intervención humana.	Davenport (2017)
Inteligencia Artificial	Se trata de programas diseñados para realizar operaciones que se consideran propias de la inteligencia humana, se busca que éstos sean tan inteligentes como un humano. El programa debe ser capaz de percibir su entorno y actuar en base a ello, centrado en el aprendizaje automático.	Davenport (2017)
Internet de las cosas	Este concepto hace referencia al ecosistema en el que los objetos cotidianos están interconectados a través de Internet y que, por lo tanto, es posible adquirirlos a través de este.	Covington (2016)
Machine Learning	Este término hace referencia a la creación de sistemas a través de la Inteligencia Artificial, donde lo que realmente aprende es un algoritmo, el cual supervisa los datos con la intención de poder predecir comportamientos futuros.	Davenport (2017)

ANEXO C: Modelo DELTA plus

Tabla C1: Matriz de identificación de escenario de análisis

Factores de éxito	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3	Escenario 4	Escenario 5
	Analíticamente deteriorado	Analítica localizada	Aspiraciones analíticas	Empresas analíticas	Competidores analíticos
Data	Inconsistencia, poca calidad y organización de los datos; dificultad en realizar un análisis sustancial; sin agrupación de datos; uso básico de herramientas de informes y analítica descriptiva	Muchos datos utilizables, pero en silos funcionales o de procesos; los altos ejecutivos no discuten la gestión de datos; BI y herramientas analíticas básicas.	Identificar dominios de datos clave y crear almacenes de datos o lagos de datos; expansión a datos NoSQL no estructurados.	Datos comunes, precisos e integrados en el almacén central; los datos siguen siendo principalmente un asunto de TI; pequeños datos únicos: uso de análisis de datos NoSQL no estructurados.	Búsqueda incesante de nuevos datos y métricas; la organización separada de TI supervisa la información; datos gestionados como activo estratégico.
Empresa	Sin una perspectiva de la empresa basada en datos o análisis. Sistemas mal integrados.	Islas de datos, tecnología y experiencia brindan valor local	Enfoque de procesos o unidades de negocio para análisis. La infraestructura para la analítica comienza a fusionarse.	Los datos, la tecnología y los analistas clave se gestionan desde una perspectiva empresarial.	Recursos analíticos clave centrados en las prioridades y la diferenciación empresarial.
Liderazgo	Poco conocimiento o desinterés por la analítica	Surgen líderes locales, pero tienen poca conexión.	Líderes senior que reconocen la importancia de las capacidades analíticas	Líderes senior que desarrollan planes analíticos y desarrollan capacidades analíticas.	Líderes fuertes que se comporten analíticamente y muestren pasión por la competencia analítica.
Objetivos	Sin segmentación de oportunidades	Múltiples objetivos desconectados, normalmente sin importancia estratégica.	Los esfuerzos analíticos se unen detrás de un pequeño conjunto de objetivos importantes.	La analítica se centró en algunos dominios comerciales clave con resultados explícitos y ambiciosos.	Analítica integral para la empresa capacidad y estrategia distintivas.

Adaptado de Davenport (2018)

Tabla C1: Matriz de identificación de escenario de análisis (continuación)

Factores de éxito	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3	Escenario 4	Escenario 5
	Analíticamente deteriorado	Analítica localizada	Aspiraciones analíticas	Empresas analíticas	Competidores analíticos
Analistas	Pocas habilidades, y esas están apegadas a funciones específicas	Bolsillos desconectados de analistas; mezcla no gestionada de habilidades.	Analistas reconocidos como talento clave y enfocados en importantes áreas de negocio.	Analistas altamente capaces reclutados, desplegados y comprometidos explícitamente.	Analistas profesionales de clase mundial; cultivo de aficionados analíticos en toda la empresa
Tecnología	Tecnología estándar y, usualmente, mal integrada o empleada	Iniciativas analíticas individuales, paquetes estadísticos, descriptivos análisis, consulta de bases de datos, hojas de cálculo.	Plan, herramienta y plataformas analíticas empresariales; paquetes analíticos predictivos	Plan y procesos analíticos empresariales, big data basado en la nube.	Sofisticado, grande para toda la empresa
Técnicas analíticas	Visualmente simple, uso de medidas de regresión, tendencia central, exploración, tendencias y consulta de base de datos	Uso de correlación y regresión lineal, segmentación, uso de rangos e intervalos de confianza	Análisis predictivo simple, regresión logística, clasificación y agrupación de clústers	Análisis predictivo avanzado con métodos de implementación para descubrir ideas, optimización avanzada, análisis de sentimiento y analítica en base a textos e imágenes	Redes neuronales y profundas de aprendizaje, modelos de conjuntos, uso de machine learning y deep learning,

Adaptado de Davenport (2018)

Tabla C2: Matriz de identificación de transición

Transiciones DELTA plus	Escenario 1 al Escenario 2	Escenario 2 al Escenario 3	Escenario 3 al Escenario 4	Escenario 4 al Escenario 5
	Analíticamente deteriorado hacia analítica localizada	Analítica localizada hacia aspiraciones analíticas	Aspiraciones analíticas hacia empresas analíticas	Empresas analíticas hacia competidores analíticos
Data	<p>Obtenga dominio sobre los datos locales importantes, incluida la creación de mercados de datos funcionales.</p>	<p>Genere consenso empresarial en torno a algunos objetivos analíticos y sus necesidades de datos. Cree algunos almacenes de datos de dominio (por ejemplo, clientes) y la experiencia analítica correspondiente. Motivar y recompensar las contribuciones y la gestión de datos multifuncionales.</p>	<p>Cree almacenes de datos empresariales o lagos de datos e integre datos externos. Implementar plataformas de ciencia de datos de autoservicio. Involucrar a los altos ejecutivos en los planes y la gestión de EDW. Monitorear las fuentes de datos emergentes.</p>	<p>Educar e involucrar a los altos ejecutivos en el potencial competitivo de los datos analíticos. Explote datos únicos. Establezca una gobernanza de datos sólida, especialmente la administración. Forma un BICC si aún no tienes uno.</p>
Empresa	<p>Encuentre aliados para proyectos de análisis a pequeña escala que, no obstante, sugieran un potencial empresarial o multifuncional. Gestione el riesgo de los datos a nivel local. Asóciese con TI en la selección de herramientas y estándares de datos comunes.</p>	<p>Seleccione aplicaciones con relevancia para múltiples áreas comerciales. Mantenga el alcance manejable, pero con miras a futuras expansiones. Establecer estándares para la privacidad y seguridad de los datos. Comience a construir la infraestructura analítica empresarial de forma incremental. Planificar y sentar las bases para la estrategia y las prioridades de análisis empresarial.</p>	<p>Desarrolle e implemente una hoja de ruta de análisis de TI para toda la empresa. Realice evaluaciones de riesgo de todas las aplicaciones analíticas. Establecer la gobernanza empresarial de la tecnología y la arquitectura para el análisis.</p>	<p>Gestione las prioridades y los activos analíticos a nivel empresarial. Implementar la revisión y la gestión de modelos en toda la empresa. Extienda las herramientas de análisis y la infraestructura de manera amplia y profunda en toda la empresa.</p>

Adaptado de Davenport (2018)

Tabla C2: Matriz de identificación de transición (continuación)

Transiciones DELTA plus	Escenario 1 al Escenario 2	Escenario 2 al Escenario 3	Escenario 3 al Escenario 4	Escenario 4 al Escenario 5
	Analíticamente deteriorado hacia analítica localizada	Analítica localizada hacia aspiraciones analíticas	Aspiraciones analíticas hacia empresas analíticas	Empresas analíticas hacia competidores analíticos
Liderazgo	Fomentar la aparición de líderes analíticos en funciones y unidades de negocios	Cree una visión de cómo se utilizará la analítica en la organización en el futuro y comience a identificar las capacidades específicas que son necesarias.	Involucrar a los líderes senior en el desarrollo de capacidades analíticas, particularmente en las áreas de datos, tecnología y recursos humanos analíticos.	Anime a los líderes a ser visibles con sus focos analíticos y a comunicarse con las partes interesadas internas y externas sobre cómo los análisis contribuyen al éxito.
Objetivos	Trabaja donde haya patrocinio y algunos datos decentes. Apunte a la "fruta madura".	Trabaje con áreas comerciales que ya son algo analíticas o que pueden beneficiarse enormemente de la analítica. Identifique los procesos comerciales probables o las aplicaciones multifuncionales. Empiece a realizar inventarios sistemáticos de oportunidades analíticas por área de negocio.	Trabajar con los principales procesos comerciales y sus propietarios. Centrarse en objetivos de alto valor y alto impacto. Iniciar un enfoque empresarial para encontrar y evaluar objetivos. Formalice el proceso de focalización como colaboración entre ejecutivos de negocios, líderes de TI y análisis.	Trabaja con el equipo ejecutivo. Concéntrese en iniciativas estratégicas, creación de valor y desarrollo de capacidades distintivas que mejorarán la diferenciación competitiva. Infiltrarse en el proceso de planificación estratégica para que la analítica pueda dar forma (no solo responder a) la estrategia empresarial.

Adaptado de Davenport (2018)

Tabla C2: Matriz de identificación de transición (continuación)

Transiciones DELTA plus	Escenario 1 al Escenario 2	Escenario 2 al Escenario 3	Escenario 3 al Escenario 4	Escenario 4 al Escenario 5
	Analíticamente deteriorado hacia analítica localizada	Analítica localizada hacia aspiraciones analíticas	Aspiraciones analíticas hacia empresas analíticas	Empresas analíticas hacia competidores analíticos
Analistas	Identificar focos de analistas y habilidades. Ofrecer formación en habilidades analíticas. Fomentar los componentes analíticos de los proyectos de sistemas. Reclute gerentes para apreciar e involucrar a los empleados analíticos. Cree “cabezas de playa” para grupos de analistas en unidades de negocios o funciones con necesidades específicas y cierto apetito por la analítica.	Defina puestos analíticos y utilice fuentes de contratación especializadas para cubrirlos. Comience la colaboración entre grupos de analistas, primero para el intercambio de experiencias, luego para trabajar en una iniciativa estratégica y multifuncional. Promover el despliegue rotativo de analistas. Brindar coaching y apoyo, especialmente para profesionales analíticos.	Evaluar la experiencia analítica de todos los trabajadores de la información, desarrollar relaciones con universidades y asociaciones y brindar capacitación avanzada para analistas. Centrarse en desarrollar la perspicacia empresarial de los analistas y la experiencia analítica de los ejecutivos de empresas. Integrar el proceso de desarrollo y despliegue. Establezca una función de análisis central para complementar los grupos de análisis locales.	Contrate empleados con mentalidad analítica en todos los roles comerciales. Formalizar un programa de análisis / rotación empresarial. Consolide la organización y gestión de los analistas para que todas las iniciativas y objetivos clave estén coordinados y los analistas se desplieguen teniendo en cuenta su desarrollo. Reconozca periódicamente a los empleados analíticos en todos los roles y asegúrese de que los analistas se enfrenten a desafíos constantes
Tecnología	Adopte herramientas de análisis predictivo y fomente su uso. Ponga a disposición herramientas de análisis visual. Coloque los datos importantes en un almacén o lago. Anime a los primeros usuarios a experimentar con tecnologías analíticas.	Identifique un conjunto de herramientas de análisis para su uso en toda la empresa. Experimente con el análisis y la gestión de datos basados en la nube, y con algunas aplicaciones de big data.	Adopte la nube, los macrodatos y la analítica predictiva y prescriptiva sobre datos estructurados y no estructurados. Muévase hacia lagos de datos basados en Hadoop. Desarrolle algunas aplicaciones de aprendizaje automático. Experimente con otras formas de IA. Emplee herramientas de código abierto en algunos casos.	Identifique el conjunto de herramientas de IA para la empresa para todo tipo de datos. Explore las herramientas de aprendizaje automático automatizadas. Mueva el análisis de big data a la nube. Adopte enfoques de gestión de modelos y trate los algoritmos como activos clave. Uso intensivo de herramientas de código abierto.

Adaptado de Davenport (2018)

Tabla C2: Matriz de identificación de transición (continuación)

Transiciones DELTA plus	Escenario 1 al Escenario 2	Escenario 2 al Escenario 3	Escenario 3 al Escenario 4	Escenario 4 al Escenario 5
	Analíticamente deteriorado hacia analítica localizada	Analítica localizada hacia aspiraciones analíticas	Aspiraciones analíticas hacia empresas analíticas	Empresas analíticas hacia competidores analíticos
Técnicas Analíticas	Anime a algunos departamentos a adoptar modelos predictivos. Empiece a avanzar hacia análisis de significación estadística y pronósticos basados en rangos. Explore la optimización, el análisis web y otras herramientas de propósito especial.	Asegúrese de que una organización analítica central esté bien capacitada en modelos predictivos y prescriptivos. Experimente con el aprendizaje automático estadístico. Realice algunos experimentos de "prueba y aprendizaje". Pruebe el análisis de texto y sentimientos.	Emplear una amplia combinación de tipos de modelos en la organización. Avanzar hacia una combinación de enfoques de aprendizaje automático discretos, simples y complejos. Explore herramientas de inteligencia artificial comerciales y de código abierto para aplicaciones como el reconocimiento de imágenes y voz.	Haga un uso extensivo de modelos de aprendizaje automático automatizados y semiautomatizados con una variedad de algoritmos para seleccionar. Utilice herramientas comerciales o de código abierto para redes neuronales y aprendizaje profundo. Emplear enfoques de modelado de conjuntos.

Adaptado de Davenport (2018)

ANEXO D: Matriz de consistencia

Tabla D1: Matriz de consistencia

Objetivo general	Objetivos específicos	VARIABLES DE ESTUDIO	Técnicas de recolección de datos
Analizar cómo el data science genera valor en la planificación de la demanda en tiendas por departamento	Describir la situación del capital humano involucrado en el proceso de planificación de la demanda y su adopción al cambio organizacional en las tiendas por departamento	Personas y cambio organizacional	Entrevistas a profundidad con personal del área en el rubro
	Exponer y analizar cómo es el proceso de planificación de la demanda y cómo se mide en las tiendas por departamento.	Secuencia e indicadores de medición del proceso	Entrevistas a profundidad con personal del área en el rubro
	Examinar la infraestructura tecnológica presente en las tiendas por departamento y su integración en el proceso de planificación de la demanda.	Sistemas de información, aplicativos de análisis e infraestructura ágil	Entrevistas a profundidad con personal del área en el rubro y expertos en ciencia de datos
	Explorar el nivel de madurez analítico en las tiendas por departamento y analizar el efecto de la ciencia de datos en el proceso de planificación de la demanda.	Tipo de análisis y nivel de madurez en ciencia de datos	Entrevistas a profundidad con personal del área en el rubro y expertos en ciencia de datos

ANEXO E: Herramientas de análisis de información

Tabla E1: Herramientas de análisis de información

Software	Definición
Microsoft Excel	Es la herramienta analítica más popular y, a la vez, imprescindible. Esta herramienta juega un papel fundamental en los negocios al presentar bases de datos y realizar análisis y que, aunque que es una herramienta básica, también tiene una opción de análisis avanzado para usuarios más experimentados.
Microsoft SQL Server	Es un sistema de gestión de base de datos relacional que soporta mayor cantidad de datos que Microsoft Excel. El lenguaje de desarrollo utilizado es Transact-SQL que se utiliza para usar, recuperar datos, crear tablas y definir relaciones entre ellas.
Microsoft Power BI	Es una herramienta de análisis, de las más populares, ya que ofrece visualizaciones interactivas de datos, así como una integración con otras herramientas. Permite compartir reportes y análisis de datos de forma muy segura.
R	Es una de las mejores herramientas analíticas disponibles en la industria hoy en día. Se utiliza principalmente para el modelado de datos y estadísticas. Esta herramienta es muy fácil de usar y hace posible y fácil manipular y presentar los datos de muchas maneras. Supera a muchas otras herramientas en términos de rendimiento, capacidad de datos y resultados. Funciona en múltiples plataformas, incluyendo MacOS, Windows, UNIX, etc.
SAS	Es un lenguaje de programación en plataforma que permite manipular los datos fácilmente. Es accesible, manejable y tiene la capacidad de analizar un dato independientemente de la fuente de datos. Ahora se usa ampliamente para hacer perfiles tanto de clientes como de prospectos y para predecir sus comportamientos y optimizar la comunicación con ellos.
Phyton	Es una herramienta de open source y un lenguaje de scripts orientado a los objetos y muy fácil de mantener, leer y escribir. Tiene muchas similitudes con otros lenguajes como Ruby, JavaScript y PHP. Tiene bibliotecas para el aprendizaje automático y puede usarse en plataformas como JSON, base de datos MongoDB, servidor SQL.
Tableau	Tableau es un software que conecta diferentes fuentes de datos, como Microsoft Excel, Data Warehouse, entre otros. Además, permite crear cuadros de mando – o dashboards-, mapas y visualizaciones que tienen actualizaciones en tiempo real desde la web. Como condición para utilizar esta herramienta es que la fuente de datos debe ser muy buena, la capacidad de Big Data de esta herramienta la hace importante y el hecho de que puedas analizar y visualizar los datos mucho mejor que otros programas.

Adaptado de Holton (2020)

ANEXO F: Matriz de Hallazgos

Tabla F1: Matriz de Hallazgos

Dimensión	Factor	Variable	Código	
Personas	Actores	Gerencia Comercial / Corporativa	PERACT-1	
		Área de Compras / Comercial	PERACT-2	
		Planning / Demand Planning	PERACT-3	
		Seguimiento / Desarrollo y Presupuesto	PERACT-4	
		Logístico de Tiendas	PERACT-5	
	Situación	Habilidades	PERSIT-1	
		Adopción al Cambio	PERSIT-2	
	Dolores	Limitado mindset digital	PERDOL-1	
		Reacios al cambio	PERDOL-2	
		Falta de conocimiento de análisis predictivo	PERDOL-3	
	Mitigantes	Centros de excelencia	PERMIT-1	
		Incorporación de demand analyst	PERMIT-2	
		Demand planners en tienda	PERMIT-3	
Proceso	Secuencia	Definición estrategia comercial	PROSEC-1	
		Asignación de presupuesto por línea / categoría	PROSEC-2	
		Análisis de data histórica	PROSEC-3	
		Análisis de tendencias en el mercado	PROSEC-4	
		Determinación de productos y surtido a comprar	PROSEC-5	
		Compra	PROSEC-6	
		Envío a tienda según segmento	PROSEC-7	
	Indicadores	Días de rotación de inventario	PROIND-1	
		% Merma	PROIND-2	
		Margen all in	PROIND-3	
	Dolores	Procesos verticales	PRODOL-1	
		Falta de comunicación interna	PRODOL-2	
		Evaluación desintegrada	PRODOL-3	
	Mitigantes	Estandarizar procesos horizontales	PROMIT-1	
		Capacitación capital humano	PROMIT-2	
		Generación de canales de comunicación	PROMIT-3	
	Tecnología	Dolores	Sistemas de información desintegrados	TECDOL-1
			Aplicaciones de análisis insuficientes	TECDOL-2
			Tecnología no escalable	TECDOL-3
Análisis		Inversión	TECANA-1	
		Infraestructura	TECANA-2	
		Data	TECANA-3	
		Análisis	TECANA-4	
		Aplicaciones	TECANA-5	
Mitigantes		Construcción de infraestructura ágil	TECMIT-1	
		Integración de sistemas de información	TECMIT-2	
		Acceso a aplicaciones de análisis avanzado	TECMIT-3	

Tabla F1: Matriz de Hallazgos (continuación)

Dimensión	Factor	Variable	Código
Data Science	Dolores	Integración de la información	DATDOL-1
		Criterio experto	DATDOL-2
		Análisis de información limitado	DATDOL-3
	Análisis	Tipo de análisis	DATANA-1
		Data	DATANA-2
		Empresa	DATANA-3
		Liderazgo	DATANA-4
		Objetivos	DATANA-5
		Analistas	DATANA-6
		Tecnología	DATANA-7
		Técnicas analíticas	DATANA-8
	Beneficios	Eficiencia interna	DATBEN-1
		Integración de la información	DATBEN-2
		Fiabilidad en la data y el análisis	DATBEN-3
		Toma de decisiones basado en datos	DATBEN-4



ANEXO G: Guía de entrevista actores involucrados en el proceso de planificación

1. Desde tu experiencia en la industria retail y desde tu perspectiva como cliente ¿Qué cambios has percibido que se han suscitado en el sector en los últimos años?
2. ¿Cuáles son los principales dolores que enfrentan las tiendas por departamento actualmente? ¿Cómo lo viene enfrentando la tienda de la que eres parte?
3. ¿A qué se dedica el área a la que perteneces y cuáles son las principales funciones?
4. ¿Cómo es el proceso de planificación de la demanda en la tienda por departamento a la que perteneces?
5. ¿Cuál es el rol del área de la que eres parte en el proceso?
6. ¿Qué otras áreas / actores están involucrados en el proceso de planificación de la demanda?
7. ¿Cuál es el rol de cada área?
8. ¿Cuáles son los principales dolores que consideras existen en el proceso de planificación de la demanda de la tienda por departamento a la que perteneces? ¿Cuáles son las principales oportunidades de mejora?
9. ¿Existe participación de las tiendas físicas en el proceso? ¿Tienen poder de decisión?
10. ¿Tienen alguna herramienta que les permita medir mercadería en piso de ventas?
11. ¿Se da una planificación distinta por cada tienda o es una planificación centralizada?
12. ¿De qué manera se puede medir una buena (o no) planificación de la demanda? ¿Cuáles son los principales indicadores que manejan?
13. Respecto a los indicadores mencionados ¿Cuáles son los objetivos o parámetros de medición?
14. ¿Utilizan ciencia de datos en la organización? ¿Existen áreas de data science?
15. ¿Utilizan ciencia de datos en el proceso de planificación?
16. ¿Consideras importante incluir este tipo de herramientas en el proceso?
17. ¿Cómo crees podría mejorar la planificación el uso de esta herramienta? ¿Crees que podría mitigar alguno de los dolores identificados?
18. ¿Cuáles son las principales limitaciones que consideras habría para implementar data science en el proceso y en la tienda en la que perteneces?

ANEXO H: Guía de entrevista a expertos en el sector retail

1. Desde tu experiencia en la industria retail y desde tu perspectiva como cliente ¿Qué cambios has percibido que se han suscitado en el sector en los últimos años?
2. Extrapolando el tema del COVID ¿Cuáles son los principales dolores que enfrentan las tiendas por departamento actualmente? ¿Cómo lo vienen enfrentando las tiendas a nivel nacional, en comparación con el exterior?
3. Centrándonos en la tienda por departamento A y B ¿Cuál considera viene realizando una mejor gestión para mitigar los dolores encontrados?
4. ¿Los centros comerciales miden a las tiendas por departamento que tienen dentro? ¿De qué manera?
5. ¿Existe algún criterio de medición respecto a la planificación de la demanda, nivel de ventas o rotación del inventario?
6. Respecto a los indicadores mencionados ¿Cuáles son los objetivos o parámetros de medición?
7. ¿Cómo funciona el proceso de planificación de la demanda en las tiendas por departamento A y B?
8. ¿Qué factores son determinantes en la planificación de las tiendas por departamento?
9. ¿Qué dolores percibe en el proceso de planificación de la demanda de la tienda por departamento A y B?
10. ¿Cómo cree que se podría solucionar el problema o mitigar los dolores identificados?
11. ¿Se utiliza data science en los procesos internos de las tiendas por departamento?
12. ¿Se utiliza data science en la planificación de la demanda en las tiendas por departamento? ¿Cómo ha venido evolucionando?
13. ¿Cree conveniente el uso de este tipo de herramientas en el negocio?
14. ¿De qué manera podría la ciencia de datos ayudar a minimizar los dolores latentes en el proceso de planificación?
15. ¿Qué beneficios adicionales considera trae consigo la ciencia de datos en la toma de decisiones y en la planificación de la demanda de empresas del sector retail?

ANEXO I: Guía de entrevista expertos en Data Science

1. ¿Qué se entiende por data science?
2. ¿Cuál es la labor de un científico de datos o data scientist?
3. ¿Cuál es el perfil de un data scientist?
4. ¿Qué conocimientos debe tener un científico de datos?
5. ¿Cómo viene evolucionando el tema de ciencia de datos en el mercado empresarial global?
6. ¿Cómo viene evolucionando la llegada del data science al mercado empresarial peruano?
7. ¿Qué requisitos mínimos requiere una empresa para implementar data science?
8. ¿Cuáles son los principales cambios que se deberían realizar para adaptarse a la era del big data? ¿En qué costos se tendría que incurrir?
9. ¿Cuáles son las principales limitaciones para usar ciencia de datos en el mercado empresarial peruano? ¿Existe un déficit de capital humano calificado?
10. ¿Qué efectos positivos genera tener un área de ciencia de datos? ¿Es acoplable a todas las empresas?
11. ¿Cómo considera que la ciencia de datos puede mitigar los dolores latentes en la planificación de la demanda de las tiendas por departamento?
12. Considerando el perfil del consumidor de las tiendas por departamento y la volatilidad en su comportamiento ¿Cómo funcionaría la predicción? ¿Es viable?
13. ¿Por qué podría fallar la ciencia de datos?
14. ¿Existe un cambio cultural que debe acompañar a la integración del data science?
15. ¿Existen niveles de madurez en el uso de ciencia de datos?
16. Considerando el estado de las tiendas por departamento ¿En qué nivel de madurez considera se ubican?

ANEXO J: Flujograma del proceso de planificación de la demanda

Figura J1: Flujograma tienda por departamento A

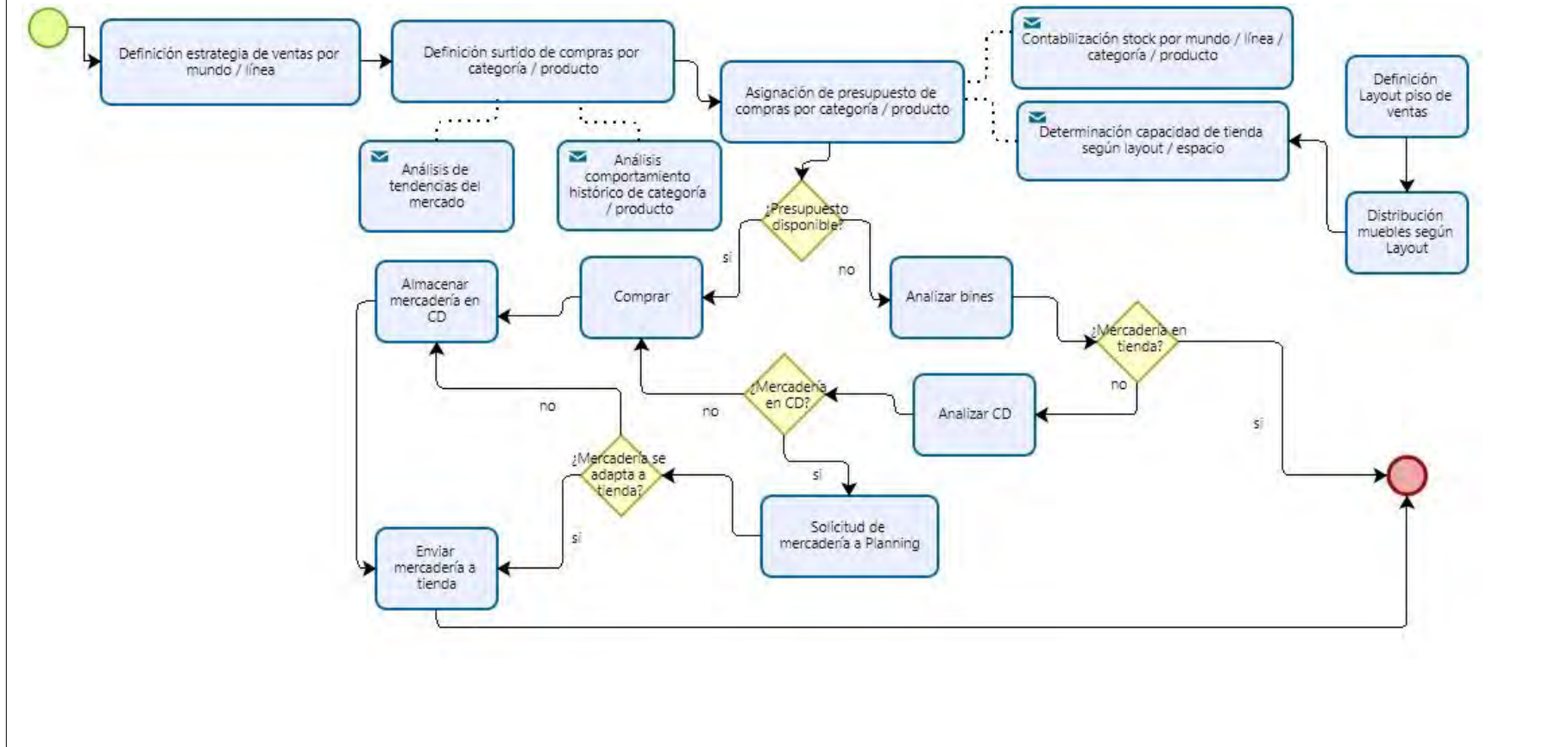
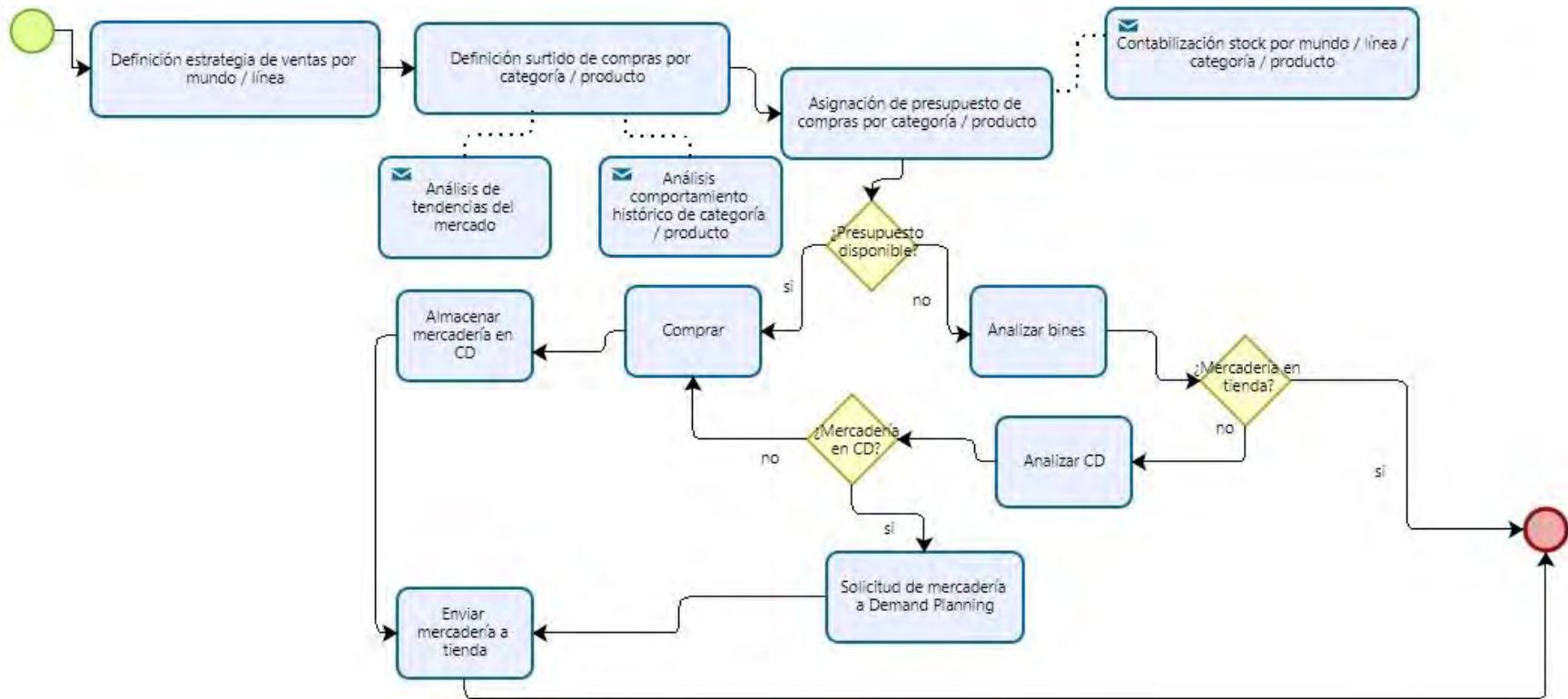


Figura J2: Flujograma tienda por departamento B



ANEXO K: Detalle Indicadores

Figura K1: Detalle Indicadores

Sears		2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013	2012	2011	2010	Prom
miles S/	Compras	5.890.459	5.651.447	5.370.662	5.126.418	4.821.649	4.463.432	4.372.412	4.262.832	3.898.952	3.451.975	47.310.239
	Inventarios	2.258.940	2.224.651	1.945.086	1.882.068	1.656.822	1.613.886	1.632.703	1.591.229	1.467.991	1.284.902	17.558.277
	Merma y desvalorización	108.848	96.596	81.626	75.141	68.526	64.297	56.132	51.652	45.828	41.073	689.719
	Ventas Ordinarias	9.591.926	9.315.976	8.958.317	8.566.892	7.994.350	7.416.458	7.292.598	7.094.032	6.554.872	6.249.366	79.034.789
	Costo de Venta	5.931.735	5.693.495	5.408.076	5.160.850	4.848.739	4.489.125	4.396.703	4.287.378	3.919.304	3.919.304	48.054.709
1)	Rotación de inventario	137	141	129	131	123	129	134	134	135	118	132
		-2,54%	8,64%	-1,38%	6,73%	-4,95%	-3,19%	0,06%	-0,91%	14,25%	-	
2)	% Merma	4,82%	4,34%	4,20%	3,99%	4,14%	3,98%	3,44%	3,25%	3,12%	3,20%	3,93%
		10,97%	3,47%	5,11%	-3,47%	3,82%	15,88%	5,91%	3,98%	-2,34%	-	
3)	Margen all in	38,16%	38,88%	39,63%	39,76%	39,35%	39,47%	39,71%	39,56%	40,21%	37,28%	39,20%
		-1,87%	-1,88%	-0,32%	1,04%	-0,31%	-0,60%	0,37%	-1,60%	7,84%	-	
Tienda A		2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013	2012	2011	2010	Prom
miles S/	Compras	2.139.026	2.145.863	2.094.003	2.156.799	2.051.052	1.990.467	1.936.778	1.765.511	1.598.252	1.312.615	19.190.366
	Inventarios	688.369	722.750	629.909	603.486	544.287	481.663	537.681	425.349	387.486	323.060	5.344.040
	Merma y desvalorización	31.269	30.219	25.740	21.924	23.373	20.266	15.455	14.558	7.883	9.148	199.835
	Ventas Ordinarias	3.069.006	3.111.961	2.984.276	3.010.556	2.911.036	2.833.863	2.684.358	2.436.614	2.212.961	1.848.446	27.103.077
	Costo de Venta	2.141.002	2.119.162	2.090.353	2.104.835	2.036.544	2.019.759	1.867.228	1.725.159	1.557.750	1.268.000	18.929.792
1)	Rotación de inventario	116	123	108	103	96	86	104	89	90	92	102
		-5,73%	13,18%	5,10%	7,28%	12,07%	-17,18%	16,79%	-0,88%	-2,37%	-	
2)	% Merma	4,54%	4,18%	4,09%	3,63%	4,29%	4,21%	2,87%	3,42%	2,03%	2,83%	3,74%
		8,64%	2,32%	12,48%	-15,40%	2,06%	46,38%	-16,02%	68,24%	-28,16%	-	
3)	Margen all in	30,24%	31,90%	29,95%	30,08%	30,04%	28,73%	30,44%	29,20%	29,61%	31,40%	30,16%
		-5,22%	6,50%	-0,43%	0,15%	4,57%	-5,63%	4,25%	-1,38%	-5,71%	-	

ANEXO L: Ishikawa

