# Resumen

Pronosticar ciertos eventos constituye una actividad por la cual el ser humano siempre sintió fascinación y necesidad de realizarlo. En la actualidad, uno de esos eventos se relacionan con las empresas y consiste en pronosticar la demanda de ventas para un período futuro, a su vez representa uno de los más importantes retos con que se enfrenta una organización. Este pronóstico de demanda disminuirá la incertidumbre del Gerente de Compras en el momento de tomar decisiones acerca del volumen de productos a adquirir para la reposición de stock. Esta tesis propone una nueva técnica de pronósticos basada en la integración de herramientas de Business Intelligence y Machine Learning. Los experimentos indican que la técnica propuesta alcanza resultados prometedores y esta nueva técnica puede transformarse en una sólida herramienta de apoyo para la toma de decisiones.

**Palabras claves:** Pronóstico, Retail, Compras, Business Intelligence, KPI, Machine Learning

# Abstract

Predicting certain events is an activity for which the human being always felt fascination and need to do it. Currently, one of these events is related to companies and is to forecast the demand for sales for a future period, which in turn represents one of the most important challenges facing an organization. This demand forecast will reduce the uncertainty of the Purchasing Manager at the time of making decisions about the volume of products to acquire for the replacement of stock. This thesis proposes a new forecasting technique based on the integration of Business Intelligence and Machine Learning tools. The experiments indicate that the proposed technique achieves promising results and this new technique can become a solid support tool for decision making.

**Keywords**: Forecasting, Retail, Purchasing, Business Intelligence, KPI, Machine Learning

Table of Contents

[Chapter: *Dedicatoria*](#toc-Chapter--1)

[Chapter: *Agradecimiento*](#toc-Chapter--2)

[Chapter: Resumen](#toc-Chapter--3)

[Chapter: Abstract](#toc-Chapter--4)

[Chapter: Lista de Siglas y Abreviaturas](#toc-Chapter--5)

[Chapter 1: Introducción](#toc-Chapter-1)

[Section 1.1: Motivación](#toc-Section-1.1)

[Section 1.2: Planteamiento del Problema](#toc-Section-1.2)

[Section 1.3: Objetivos](#toc-Section-1.3)

[Subsection 1.3.1: Objetivo General](#toc-Subsection-1.3.1)

[Subsection 1.3.2: Objetivos Específicos](#toc-Subsection-1.3.2)

[Section 1.4: Organización del Trabajo Final de Grado](#toc-Section-1.4)

[Chapter 2: Pronóstico de la Demanda](#toc-Chapter-2)

[Section 2.1: Administración de compras](#toc-Section-2.1)

[Section 2.2: Métodos de pronósticos cualitativos](#toc-Section-2.2)

[Section 2.3: Métodos de pronósticos cuantitativos](#toc-Section-2.3)

[Subsection 2.3.1: Pronósticos de series de tiempo](#toc-Subsection-2.3.1)

[Subsection 2.3.2: Pronósticos causales](#toc-Subsection-2.3.2)

[Subsection 2.3.3: Precisión de los métodos cuantitativos](#toc-Subsection-2.3.3)

[Section 2.4: Revisión Literaria acerca del pronóstico de la demanda](#toc-Section-2.4)

[Section 2.5: Resumen](#toc-Section-2.5)

[Chapter 3: Business Intelligence](#toc-Chapter-3)

[Section 3.1: Definición](#toc-Section-3.1)

[Section 3.2: Objetivos](#toc-Section-3.2)

[Section 3.3: Componentes de Business Intelligence](#toc-Section-3.3)

[Subsection 3.3.1: Fuentes de Información](#toc-Subsection-3.3.1)

[Subsection 3.3.2: Extracción, Transformación y Carga](#toc-Subsection-3.3.2)

[Subsubsection: *Extracción*](#toc-Subsubsection--1)

[Subsubsection: *Limpieza*](#toc-Subsubsection--2)

[Subsubsection: *Transformación*](#toc-Subsubsection--3)

[Subsubsection: *Integración*](#toc-Subsubsection--4)

[Subsubsection: *Actualización*](#toc-Subsubsection--5)

[Subsection 3.3.3: Datawarehouse](#toc-Subsection-3.3.3)

[Subsubsection: Elementos de un datawarehouse](#toc-Subsubsection--6)

[Subsubsection: Tipos de esquemas para estructurar los datos en un datawarehouse](#toc-Subsubsection--7)

[Subsection 3.3.4: OLAP](#toc-Subsection-3.3.4)

[Subsection 3.3.5: Herramientas de BI](#toc-Subsection-3.3.5)

[Section 3.4: Indicadores Clave de Rendimiento](#toc-Section-3.4)

[Section 3.5: Aplicaciones de BI](#toc-Section-3.5)

[Section 3.6: Resumen](#toc-Section-3.6)

[Chapter 4: Machine Learning](#toc-Chapter-4)

[Section 4.1: Definición](#toc-Section-4.1)

[Section 4.2: Formas de Aprendizaje](#toc-Section-4.2)

[Subsection 4.2.1: Aprendizaje supervisado](#toc-Subsection-4.2.1)

[Subsection 4.2.2: Aprendizaje no supervisado](#toc-Subsection-4.2.2)

[Subsection 4.2.3: Aprendizaje por refuerzo](#toc-Subsection-4.2.3)

[Section 4.3: Algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado](#toc-Section-4.3)

[Subsection 4.3.1: Algoritmos de regresión](#toc-Subsection-4.3.1)

[Subsection 4.3.2: Algoritmos basados en instancia](#toc-Subsection-4.3.2)

[Subsection 4.3.3: Algoritmos de regularización](#toc-Subsection-4.3.3)

[Subsection 4.3.4: Algoritmos de árbol de decisiones](#toc-Subsection-4.3.4)

[Subsection 4.3.5: Algoritmos bayesianos](#toc-Subsection-4.3.5)

[Subsection 4.3.6: Algoritmos de agrupación](#toc-Subsection-4.3.6)

[Subsection 4.3.7: Algoritmos de reglas de asociación](#toc-Subsection-4.3.7)

[Subsection 4.3.8: Algoritmos de redes neurales artificiales](#toc-Subsection-4.3.8)

[Subsection 4.3.9: Algoritmos de aprendizaje profundo](#toc-Subsection-4.3.9)

[Subsection 4.3.10: Algoritmos de reducción de dimensionalidad](#toc-Subsection-4.3.10)

[Subsection 4.3.11: Algoritmos combinados](#toc-Subsection-4.3.11)

[Subsection 4.3.12: Algoritmos máquinas de soporte vectorial](#toc-Subsection-4.3.12)

[Section 4.4: Algoritmos de aprendizaje por refuerzo](#toc-Section-4.4)

[Subsection 4.4.1: Programación dinámica](#toc-Subsection-4.4.1)

[Subsection 4.4.2: Método de Monte Carlo](#toc-Subsection-4.4.2)

[Subsection 4.4.3: Aprendizaje por Diferencias Temporales](#toc-Subsection-4.4.3)

[Section 4.5: Problemas de clasificación](#toc-Section-4.5)

[Subsection 4.5.1: Clasificación binaria](#toc-Subsection-4.5.1)

[Subsection 4.5.2: Clasificación multiclase](#toc-Subsection-4.5.2)

[Subsubsection: Ejemplos o instancias](#toc-Subsubsection--8)

[Subsubsection: Características o atributos](#toc-Subsubsection--9)

[Subsubsection: Etiquetas](#toc-Subsubsection--10)

[Subsubsection: Conjunto de entrenamiento](#toc-Subsubsection--11)

[Subsubsection: Algoritmos de clasificación multiclase](#toc-Subsubsection--12)

[Subsubsection: Conjunto de prueba](#toc-Subsubsection--13)

[Section 4.6: Algoritmos de clasificación en Weka](#toc-Section-4.6)

[Section 4.7: Técnicas de evaluación para aprendizaje supervisado](#toc-Section-4.7)

[Subsection 4.7.1: Método de retención](#toc-Subsection-4.7.1)

[Subsection 4.7.2: Validación cruzada de k iteraciones](#toc-Subsection-4.7.2)

[Section 4.8: Métricas de desempeño para problemas de clasificación](#toc-Section-4.8)

[Subsection 4.8.1: Porcentaje de acierto](#toc-Subsection-4.8.1)

[Subsection 4.8.2: Matriz de confusión](#toc-Subsection-4.8.2)

[Subsubsection 4.8.2.1: Precisión (accuracy)](#toc-Subsubsection-4.8.2.1)

[Subsubsection 4.8.2.2: Exactitud (precision)](#toc-Subsubsection-4.8.2.2)

[Subsubsection 4.8.2.3: Sensibilidad (sensitivity)](#toc-Subsubsection-4.8.2.3)

[Subsubsection 4.8.2.4: Especificidad (specificity)](#toc-Subsubsection-4.8.2.4)

[Subsubsection 4.8.2.5: Medida F1 (f1-measure)](#toc-Subsubsection-4.8.2.5)

[Subsubsection 4.8.2.6: Estadística kappa (kappa Statistic)](#toc-Subsubsection-4.8.2.6)

[Section 4.9: Componentes de los errores de predicción: Ruido, Sesgo y Varianza](#toc-Section-4.9)

[Subsection 4.9.1: Ruido](#toc-Subsection-4.9.1)

[Subsection 4.9.2: Sesgo](#toc-Subsection-4.9.2)

[Subsection 4.9.3: Varianza](#toc-Subsection-4.9.3)

[Section 4.10: Complejidad del modelo y curvas de aprendizaje](#toc-Section-4.10)

[Section 4.11: Trabajos relacionados a Pronóstico - Business Intelligence - Machine Learning](#toc-Section-4.11)

[Chapter 5: Propuesta de solución](#toc-Chapter-5)

[Section 5.1: Esquema general de solución](#toc-Section-5.1)

[Section 5.2: Componente de solución Business Intelligence](#toc-Section-5.2)

[Subsection 5.2.1: Fuente de Información](#toc-Subsection-5.2.1)

[Subsection 5.2.2: Proceso ETL.](#toc-Subsection-5.2.2)

[Subsection 5.2.3: Datawarehouse](#toc-Subsection-5.2.3)

[Subsection: Tablas de hechos](#toc-Subsection--1)

[Subsection: Dimensiones](#toc-Subsection--2)

[Section 5.3: Definición de los Indicadores Claves de Rendimiento](#toc-Section-5.3)

[Section 5.4: Obtención de los valores para los Indicadores Clave de Rendimiento.](#toc-Section-5.4)

[Subsubsection: PERIODOS DE ANÁLISIS](#toc-Subsubsection--14)

[Section 5.5: Asignación de etiquetas](#toc-Section-5.5)

[Subsubsection: Paso 1:](#toc-Subsubsection--15)

[Subsubsection: Paso 2:](#toc-Subsubsection--16)

[Section 5.6: Resumen](#toc-Section-5.6)

[Chapter 6: Experimentación](#toc-Chapter-6)

[Section 6.1: Componente de solución Machine Learning](#toc-Section-6.1)

[Section 6.2: Datos de entrada de Machine Learning](#toc-Section-6.2)

[Section 6.3: Entrenamiento, testeo y evaluación](#toc-Section-6.3)

[Section 6.4: Análisis del desempeño](#toc-Section-6.4)

[Subsection 6.4.1: Comparación con línea base ZeroR](#toc-Subsection-6.4.1)

[Subsection 6.4.2: Recuentos por tipo de clasificador](#toc-Subsection-6.4.2)

[Subsection 6.4.3: Porcentajes de acierto por período](#toc-Subsection-6.4.3)

[Section 6.5: Componente de solución Técnica de solución propuesta](#toc-Section-6.5)

[Section 6.6: Discusión](#toc-Section-6.6)

[Subsection 6.6.1: Impacto del período de análisis](#toc-Subsection-6.6.1)

[Subsection 6.6.2: Impacto del etiquetado](#toc-Subsection-6.6.2)

[Chapter 7: Conclusiones](#toc-Chapter-7)

[Section 7.1: Conclusiones Generales](#toc-Section-7.1)

[Section 7.2: Aporte de este Trabajo](#toc-Section-7.2)

[Section 7.3: Trabajos Futuros](#toc-Section-7.3)

[Bibliography](#Bibliography)

List of Figures

[Figure 2.1: Componentes de tendencia en las series de tiempo .](#Figura_2.1)

[Figure 2.2: Ejemplo del componente cíclico y de tendencia en las series de tiempo .](#Figura_2.2)

[Figure 3.1: Componentes de Business Intelligence](#fig:3.1)

[Figure 3.2: Cubo OLAP](#fig:3.2)

[Figure 4.1: Proyección de crecimiento de datos del 2005 al 2020.](#fig:IDC-exabyes)

[Figure 4.2: Modelo general para agentes que aprenden .](#fig:Agente-racional)

[Figure 4.3: Agrupación de algoritmos según Jason Brownlee .](#fig:Algoritmos-de-machine)

[Figure 4.4: Esquema general de iteraciones para 3-fold Cross-Validation](#fig:Esq-general-de-Cross)

[Figure 4.5: Matriz de confusión para clasificación binaria.](#fig:matriz-confusion)

[Figure 4.6: Matriz de confusión para clasificación multiclase.](#fig:matriz-confusion-1)

[Figure 4.7: Complejidad del modelo](#fig:Errores-en-la-prediccion)

[Figure 4.8: Curvas de aprendizaje](#fig:Curvas-de-aprendizaje)

[Figure 5.1: Esquema general de solución](#fig:5.1.1)

[Figure 5.2: Tabla de hechos Detalles](#fig:Hechos_detalles_5.1)

[Figure 5.3: Ejemplo de valores KPI para un periodo semanal](#fig:5-2)

[Figure 5.4: Ejemplo de valores KPI para un periodo quincenal](#fig:5-3)

[Figure 5.5: Ejemplo de valores KPI para un periodo mensual](#fig:5-4)

[Figure 5.6: Ejemplo de etiquetado para periodo semanal.](#fig:Ejemplo-de-etiquetado_5.5)

[Figure 6.1: Esquema de entrenamiento y prueba.](#fig:Esquema-de-entrenamiento)

[Figure 6.2: Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos semanales.](#fig:6.3)

[Figure 6.3: Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos quincenales.](#fig:6.4)

[Figure 6.4: Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos mensuales.](#fig:6.5)

[Figure 6.5: Conteo de clasificadores para períodos semanales.](#fig:6.6)

[Figure 6.6: Recuento de clasificadores para períodos quincenales.](#fig:6.7)

[Figure 6.7: Recuento de clasificadores para períodos mensuales.](#fig:6.8)

[Figure 6.8: Promedio de porcentaje de aciertos para los tres períodos de análisis.](#fig:6.9)

List of Tables

[Table 5.1: Rango KPI Ticket Medio](#tab:un_cuadro_flotante)

[Table 5.2: Rango KPI Cifra Ventas (%)](#tab:un_cuadro_flotante-1)

[Table 5.3: Rango KPI Margen Comercial (%)](#tab:un_cuadro_flotante-2)

[Table 5.4: Rango KPI Rotación Stock](#tab:un_cuadro_flotante-3)

[Table 5.5: Rango KPI Cobertura Stock](#tab:un_cuadro_flotante-4)

[Table 5.6: Tabla de etiquetado por el experto](#tab:un_cuadro_flotante-4-1)

List of Algorithms

[Algorithm 6.1: Pseudocódigo para el proceso de clasificación.](#alg:Pseudocódigo-clasificacion)

[Algorithm 6.2: Pseudocódigo para el proceso de pronóstico de la demanda.](#alg:6.2)

# Lista de Siglas y Abreviaturas[↓](" \l "index-Abreviaturas)

**AR** Auto Regressive

**ARIMA** Auto Regressive Integrated Moving Average

**ARMA** Auto Regressive Moving Average

**BI** Business Intelligence

**CERN** Conseil Europeen pour la Recherche Nucleaire

**CRM** Customer Relationship Management

**CSV** Comma Separated Values

**DP** Dynamic Programming

**DW** Datawarehouse

**ERP** Entreprise Resource Planning

**ETL** Extract, Transform and Load

**FN** Falsos Negativos

**FP** Falsos Positivos

**GPS** General Problem Solver

**HOLAP** Hybrid Online Analytical Processing

**HTML** HyperText Markup Language

**IA** Inteligencia Artificial

**IBM** International Business Machines

**IDC** International Data Corporation

**IVA** Impuesto Valor Agregado

**KPI** Key Performance Indicators

**LASSO** Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

**LMT** Logistic Model Trees

**LWL** Locally Weighted Learning

**MA** Moving Average

**MAD** Median Absolute Desviation

**MIT** Massachusetts Institute of Technology

**ML** Machine Learning

**MOLAP** Multidimensional Online Analytical Processing

**MSE** Mean Squared Error

**ODS** Operational Data Store

**OLAP** Online Analytical Processing

**PC** Personal Computer

**PCA** Principal Component Analysis

**PDF** Portable Document Format

**ROLAP** Relational Online Analytical Processing

**SaaS** Software as a Service

**SARIMA** Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

**SCM** Supply Chain Management

**SMO** Sequential Minimal Optimization

**SNARC** Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator

**SQL** Structured Query Language

**SVM** Support Vector Machines

**TD** Temporal-Difference Learning

**VN** Verdaderos Negativos

**VP** Verdaderos Positivos

**Weka** Waikato Environment for Knowledge Analysis

# 1 Introducción

En *empresas retail* [A]  [A] Una empresa retail es cualquier comercio que vende sus productos al consumidor final, desde un supermercado a una tienda de barrio, desde un negocio de electrodomésticos a una franquicia textil, ya sea con cientos de puntos de venta o con un solo establecimiento. o de ventas minoristas uno de los principales problemas con que se enfrentan es el manejo eficiente de stock de tal manera a evitar tener productos en exceso en los depósitos que incurran en sobrecostos. En el otro extremo, la falta de dichos productos o ruptura de stock conlleva pérdidas de oportunidades de ventas por no disponer del producto lo cual ocasiona insatisfacción de clientes, a su vez ésto repercute sobre las utilidades de la empresa. Uno de los mayores desafíos en empresas de este sector es pronosticar de manera eficiente la demanda para el próximo período comercial [[Gio17](#biblio-74)].

Actualmente en el proceso de gestión de compras se utilizan ciertas técnicas de pronósticos para determinar cantidades de las órdenes de compra, dichas técnicas pueden ser cuantitativas o cualitativas [[ASWCM11](#biblio-19)]. Independientemente de la técnica elegida, el problema real de los pronósticos es su falta de confiabilidad, ya que por lo general no son precisos, entonces, la interrogante es si los pronósticos serán superiores o inferiores a la demanda real y en que medida [[JLF12](#biblio-30)].

A raíz de lo anterior en el presente trabajo se plantea una nueva técnica para estimar volúmenes de demanda para el próximo período comercial. Luego, esta estimación servirá de apoyo para la toma de decisión de la cantidad establecida en las órdenes de compras para la reposición de stock. En este nuevo enfoque se integran técnicas de Business Intelligence (conocida por sus siglas BI[↓](" \l "nom-bi)) y Machine Learning (conocida por las siglas ML[↓](" \l "nom-ml)) [[CC10](#biblio-57)][[SV08](#biblio-5)].

En la etapa de Business Intelligence el objetivo principal es calcular los Indicadores Claves de Rendimiento abreviado por las siglas KPI[↓](" \l "nom-kpi) (*del inglés “Key Performance Indicators*”), de los productos en base a datos históricos obtenidos de las bases de datos transaccionales. Luego, cada serie de KPI obtenidos pasan por un proceso de etiquetado, donde el experto en compras analiza y determina qué nivel de compra conviene para cada serie de KPI, para el proceso de aprendizaje [[Alv13](#biblio-75)].

En la etapa de Machine Learning se utilizan como entrada las series de KPI con sus etiquetas obtenidas de la etapa anterior y constituyen las instancias que alimentan los distintos algoritmos de clasificación. Nótese que el enfoque corresponde a un proceso de aprendizaje supervisado. Posteriormente tienen lugar los procesos de entrenamiento y testeo para finalmente evaluar los distintos desempeños.

## 1.1 Motivación

En general las técnicas de pronóstico de demanda cuantitativas dependen en gran medida de la variable: *cantidad de ventas*. Mientras que los pronósticos de demanda cualitativos dependen en gran medida de la opinión y experiencia del experto; que si bien pueden ser válidos, se utilizan principalmente en casos donde la proyección es a largo plazo o por carencia de datos históricos [[ASWCM11](#biblio-19)].

Otra debilidad de los pronósticos es que no se adaptan, es decir, las herramientas de pronósticos existentes en su mayoría utilizan algoritmos genéricos con la suposición de que la demanda puede predecirse de igual forma para todas las empresas, industrias, productos y para cualquier ubicación geográfica. Este enfoque de algoritmos genéricos obtiene pronósticos que no reflejan el impacto de los diferentes factores que afectan la demanda; de la misma forma no se adapta a la evolución del mercado y al comportamiento de los consumidores [[Gio17](" \l "biblio-74)].

La oportunidad que surge es poder implementar una técnica de pronóstico de demanda automática o con una mínima intervención manual. Esta técnica permitiría paliar las debilidades de los modelos actuales, y a su vez integraría características esenciales de las técnicas cualitativas y cuantitativas existentes.

Como ya se mencionó, cualquiera sea la técnica aplicada el problema con los pronósticos es que generalmente no son precisos. En [[SB98](#biblio-99)], los autores mencionan que las desviaciones normales del pronóstico en general con respecto a los valores reales oscilan entre el 5 y el 40%. Para el sector retail, la mayoría de las empresas puede pronosticar la demanda total de todos los productos, como un grupo con errores menores al 5%, no obstante el pronóstico de la demanda de un producto puede generar errores considerablemente mayores [[ASWCM11](#biblio-19)].

En otros ámbitos, la importancia del pronóstico es de igual relevancia. Según un estudio realizado sobre pronósticos de tráfico en proyectos de infraestructura de transporte con una muestra importante que cubrió 210 proyectos en 14 países con una inversión de U$$ 59.000 millones demostró que los pronosticadores realizaron un trabajo pobre de estimación de la demanda, en 9 de cada 10 proyectos ferroviarios las previsiones de pasajeros fueron sobrestimadas con un promedio del 106%, mientras que para la mitad de los proyectos de carreteras la diferencia entre el tráfico real y el previsto fue ±20%. El resultado fue un riesgo financiero sustancial que los tomadores de decisiones suelen ignorar o minimizar en detrimento del bienestar social y económico [[FHB05](" \l "biblio-10)].

## 1.2 Planteamiento del Problema

Dado un conjunto de productos que la empresa retail “*MARKETPLUS S.A*” ofrece en venta, este trabajo aborda el problema del pronóstico de la demanda para la reposición de stock. Se considera que la empresa “*MARKETPLUS S.A*” opera un stock con períodos de reposición regulares y no se analizan los productos estacionales.

En este contexto, este trabajo apuesta por una solución que automatice la toma de decisiones de reposición de stock, una técnica de pronóstico de la demanda basada en Business Intelligence y Machine Learning aplicadas en forma secuencial; que busca a través de los KPI, la opinión de un experto en compras y mediante algoritmos de clasificación prever volúmenes eficientes de productos para la reposición de stock. En la primera etapa, a partir del histórico de movimientos de stock y los detalles de ventas, el módulo de Business Intelligence obtiene los KPI asociados por producto y período. En la segunda etapa, estos datos son utilizados como entradas al módulo de Machine Learning para determinar los volúmenes de compras para el siguiente periodo de ventas.

## 1.3 Objetivos

A continuación se dan a conocer el objetivo general y los objetivos específicos que se pretenden alcanzar con este trabajo.

### 1.3.1 Objetivo General

El objetivo general y aporte principal es:

* Desarrollar una nueva herramienta de pronóstico de la demanda para la toma de decisión en la reposición de stock integrando sistemas y conceptos de Business Intelligence y Machine Learning.

### 1.3.2 Objetivos Específicos

Los objetivos particulares para el logro del objetivo principal son:

* Reportar las principales soluciones que abordan el problema.
* Aplicar el proceso de Business Intelligence para obtener los KPI.
* Realizar el proceso de etiquetado y obtener las instancias de entrenamiento.
* Realizar el proceso de entrenamiento con los distintos clasificadores.
* Evaluar el rendimiento de los distintos clasificadores entrenados.

## 1.4 Organización del Trabajo Final de Grado

El libro se estructura de la siguiente manera:

* El Capítulo 2 presenta el concepto de Pronóstico de la Demanda y las principales técnicas de pronóstico utilizadas en la actualidad.
* El Capítulo 3 aborda los conceptos de Business Intelligence.
* El Capítulo 4 se enfoca en los conceptos referentes a Machine Learning.
* En el Capítulo 5 se explica el proceso de Business Intelligence para obtener los KPI junto con el etiquetado de los datos.
* En el Capítulo 6 se desarrolla el proceso de entrenamiento y selección de los algoritmos clasificadores, se muestran los resultados experimentales y se analiza el desempeño de los algoritmos.
* En el Capítulo 7 se extraen las conclusiones generales del trabajo, se contrastan los objetivos propuestos con los resultados obtenidos. Se describen las propuestas de trabajos futuros que complementarían la técnica propuesta.

# 2 Pronóstico de la Demanda

El pronóstico de la demanda es una técnica utilizada para estimar la cantidad de bienes o servicios que los consumidores demandarán en el futuro, basadas en el conocimiento del pasado, como son los datos históricos [[Cha06](" \l "biblio-15)].

La elaboración de pronósticos de demanda precisos es uno de los retos importantes en empresas del tipo retail, determinar qué sucederá en el futuro con el fin de tomar decisiones adecuadas es un problema que se presenta con frecuencia [[SB98](" \l "biblio-99)].

En un escenario inicial se tienen depósitos llenos de productos listos para ser llevados a los mostradores. A medida que pasa el tiempo la cantidad en depósito va decreciendo por la demanda de los clientes y llegado un momento crítico hay que tomar la decisión de reponer el stock. Si bien la reposición de stock se lleva a cabo dentro de un proceso empresarial llamado *Administración de Compras*, hay un componente vital dentro de este proceso que es la estimación de la cantidad o volumen de productos a adquirir para reponer el stock. Es ahí donde entra en juego el pronóstico de la demanda [[AE91](" \l "biblio-2)].

A continuación se explica el proceso de *Administración de Compras*, para luego analizar las principales técnicas de pronósticos de demanda que están vigentes en el mundo empresarial.

## 2.1 Administración de compras

Los términos *compras, adquisiciones, administración de materiales, logística, abastecimiento, administración del suministro y administración de la cadena de suministro* se utilizan de manera indistinta ya que no existe un consenso general sobre la terminología. El proceso de adquisición es el eje central de la actividad empresarial de administración de compras o suministros. Cualquier organización requiere de proveedores por lo que es importante incorporarlos con efectividad al entorno organizacional, y que las decisiones de compras no contradigan las estrategias de la empresa. Las empresas centran sus esfuerzos en aumentar ingresos, disminuir costos, o una combinación de ambos a fin de obtener ganancias de forma más eficiente [[JLF12](#biblio-30)].

Este trabajo busca contribuir en lograr decisiones eficientes de compras basadas en pronósticos de demanda precisos. Se considera como un componente importante dentro de la planeación estratégica y operacional la estimación eficiente de la cantidad o volumen de productos para la reposición del stock del siguiente período de ventas [[PMAR07](#biblio-7)].

El stock de una empresa son los materiales y artículos almacenados, tanto los que son utilizados para la producción como aquellos destinados para la venta al consumidor final [[De 15](" \l "biblio-21)]. Las funciones que desempeña el stock o existencia en una empresa son [[PB10](" \l "biblio-81)]:

* Evitar la escasez, ante la incertidumbre de la demanda o ante un posible retraso en la reposición o suministro de los pedidos.
* Aprovechar la disminución de los costes a medida que aumenta el volumen de compras o de fabricación.
* Lograr un equilibrio entre las compras y las ventas para alcanzar la máxima competitividad.

El proceso de compras o adquisiciones se trata de un conjunto de etapas:

1. Detectar la necesidad.
2. Traducir la necesidad en una especificación comercial.
3. Buscar potenciales proveedores.
4. Seleccionar el proveedor adecuado.
5. Detallar la orden de compra y pactar el suministro.
6. Recibir los productos.
7. Pagar a los proveedores.

En el punto 5, en el detalle de la orden se ven reflejadas las estimaciones de las cantidades a comprar de los productos, en este proceso el caso ideal por supuesto sería poder adivinar por cada producto la cantidad exacta que se va a vender en el siguiente periodo de venta. De este modo al finalizar cada periodo de ventas se dispondría de un stock de cero unidades, con lo cual se llegaría a una máxima eficiencia en la cantidad o volumen de productos comprados. Sin embargo adivinar es una tarea imposible, lo que si se puede hacer es predecir eficientemente la demanda futura.

Del porqué la importancia de estimar de forma correcta esta cantidad o volumen, los expertos en negocios explican que los productos parados en stock mientras no se venden es capital inmovilizado, que generan sobrecostos por mantenimiento, seguros, personal encargado, fecha de vencimiento de los productos, etc [[PMAR07](#biblio-7)]. Otro hecho no deseado a causa de una mala estimación es la ruptura de stock, es decir, no disponer de un producto cuando existan clientes interesados en comprarlo, lo cual se considera una pérdida para la empresa. En este punto, con una estimación acertada lo que se desea es mantener un nivel de stock eficiente, es decir, tener suficiente cantidad para satisfacer la demanda sin roturas de stock y por otra parte evitar que haya un exceso inútil.

Si bien el presente trabajo no toma en cuenta los costos asociados al almacenamiento, lo que se busca es pronosticar la cantidad o volumen de demanda de productos de forma eficiente utilizando las herramientas de Business Intelligence y Machine Learning para el siguiente periodo.

Una buena gestión de las compras contribuye significativamente al éxito de una organización. La función del suministro evoluciona a medida que la tecnología y el ambiente competitivo mundial requieren enfoques innovadores [[JLF12](#biblio-30)].

Antes de realizar una compra surgen las siguientes preguntas:

* ¿Cuándo debemos realizar un pedido?
* ¿Qué cantidad debemos solicitar en cada pedido?
* ¿Cuántas unidades de cada artículo debemos mantener en stock?

Para responder estas preguntas una de las herramientas que ayudan son las técnicas de pronósticos de demanda, entre las que se destacan los *Métodos de Pronósticos Cualitativos* y los *Métodos de Pronósticos Cuantitativo*s [[ASWCM11](#biblio-19)] [[HH08](#biblio-31)].

## 2.2 Métodos de pronósticos cualitativos

Son pronósticos subjetivos porque intervienen factores como la experiencia, intuición o emociones del que toma la decisión.

Las principales técnicas cualitativas de pronóstico de demanda son [[VAH11](#biblio-82)][[HH08](#biblio-31)]:

* Opinión del Gerente: El pronóstico se basa en la opinión, experiencia o el conocimiento técnico de las condiciones de un solo gerente. Pueden haber datos en los cuales el gerente apoya su decisión.
* Junta de opinión ejecutiva: Similar al método anterior, la diferencia está en que se basa en un grupo de ejecutivos que intercambian opiniones, perspectivas y conocimientos, luego formulan y componen ideas comunes que sirven de base para emitir un pronóstico unificado, compartiendo de este modo la responsabilidad.
* Consulta a la fuerza de ventas: Esta técnica se basa en la experiencia del personal más cercano al cliente que es el cuerpo de vendedores de la empresa. Cada vendedor realiza una estimación de la demanda en su zona de influencia. Luego las estimaciones son revisadas por los mandos superiores, para obtener un pronóstico corporativo final.
* Encuesta en el mercado de consumo: Se encuesta a los clientes acerca de sus planes de compras, sus intereses por determinados productos o posibles nuevas características. La estimación se extrae de los resultados de las encuestas. Son útiles para elaborar planes de marketing, lanzamiento de nuevos productos, etc.
* Método Delphi: Se basa en identificar un panel de expertos que pueden ser gerentes, empleados, o competentes en el área. Se tiene un cuestionario donde cada uno de ellos lo completa de forma aislada. Se integran todas las respuestas, luego cada experto tiene acceso al set de respuestas y puede ajustar su respuesta conforme le parezca conveniente. Este proceso se repite de forma iterativa hasta alcanzar un cierto nivel de consenso. Finalmente los resultados de este panel de expertos sirven de base para las decisiones de pronóstico de los gerentes.
* Analogía de productos similares: Se basa en el comportamiento de las ventas de un producto similar o modelo. Técnica útil para nuevos productos que se quieren introducir en el mercado y de los cuales no se dispone de información histórica de ventas, entonces se puede pronosticar haciendo analogía con productos sustitutos o complementarios.

## 2.3 Métodos de pronósticos cuantitativos

Estos modelos se basan en métodos de pronósticos estadísticos que a partir de los datos históricos de ventas y suponiendo que las tendencias históricas continuarán, son capaces de anticipar la demanda futura [[HH08](#biblio-31)].

En general, para modelar cuantitativamente se debe disponer de información sobre la variable a pronosticar, la información se debe cuantificar y el patrón histórico de cierto modo debe repetirse en el futuro [[ASWCM11](#biblio-19)].

El pronóstico de la demanda de productos es sólo una aplicación importante de estos métodos. En otros casos, los pronósticos se podrían utilizar para evaluar los requerimientos de cantidades variadas como partes de repuestos, rendimiento de la producción y necesidades de personal. Las técnicas de pronóstico se usan también para anticipar las tendencias económicas a nivel regional, nacional e incluso internacional [[HH08](#biblio-31)].

En general, los métodos cuantitativos se clasifican en técnicas de series de tiempo y en pronósticos causales.

### 2.3.1 Pronósticos de series de tiempo

Una serie de tiempo consiste es un serie de registros observados de la variable a pronosticar, tomados en períodos progresivos del tiempo pasado [[HH08](#biblio-31)]. El histórico de ventas de un producto donde se observan valores diarios de las cantidades vendidas constituye un buen ejemplo de serie de tiempo. Los datos históricos de la variable a predecir están limitados a sus valores pasados.

El objetivo del método es obtener una buena predicción del valor futuro de la variable a pronosticar, enmarcado en la serie de tiempo. Para lograr el objetivo, el método debe descubrir el patrón dentro de la serie y luego ser capaz de proyectarlo hacia el futuro [[ASWCM11](#biblio-19)]. De cierta manera, hay una suposición intrínseca del modelo de que los factores que influyen en las ventas pasadas y presentes continuarán a futuro.

Si bien el volumen de ventas es un buen indicador de la historia de la demanda, no toma en cuenta muchos aspectos del proceso entero de las ventas, como pueden ser la ruptura de stock, plazos de reposición de stock, precio del producto, la incidencia del marketing u otros. De igual modo se pueden descubrir tendencias, estacionalidad, ciclos, etc., en la historia de la demanda para luego extrapolarlo a un tiempo futuro. También hay que destacar que el intervalo de muestreo tiene mucha influencia en el pronóstico y por ende en los resultados obtenidos [[PMAR07](" \l "biblio-7)].

En el sentido estricto de la interpretación, es erróneo hablar de pronosticar el siguiente valor de la observación en una serie de tiempo. Como este valor puede ser cualquiera y dependerá de circunstancias futuras que son ajenas al control humano, entonces es imposible predecirlo exactamente. El siguiente valor de una serie de tiempo es una variable al azar y tiene alguna distribución de probabilidades. Si ese siguiente valor es la media de la distribución de probabilidades acortaría el problema, pero se desconoce su distribución de probabilidades así como también su media.

Lo mejor que se puede realizar es una estimación de la media tan cerca como sea posible, utilizando todos los datos disponibles. La meta de los métodos de pronóstico de series de tiempo es estimar la media de la distribución de probabilidades subyacente del siguiente valor de la serie de tiempo. Para una serie de tiempo que tiene exactamente la misma distribución para todos y cada uno de los periodos, el método de pronóstico de promedios proporciona la mejor estimación de la media, pero en general se usan otros métodos de pronósticos porque la distribución cambia con el paso del tiempo. Si la distribución de probabilidad de una serie sigue siendo la misma en el siguiente periodo entonces se dice que es estable (puede haber cambios en la distribución pero deben ser pequeños). Si la distribución de probabilidad presenta cambios grandes y frecuentes entonces se dice que es inestable [[HH08](#biblio-31)].

El rol del analista es capturar los componentes del patrón de la demanda y luego traducirlo a un valor de pronóstico. Para Johnson [[JLF12](#biblio-30)] este patrón tiene seis componentes básicos: valor constante (la fluctuación de los datos alrededor de una media constante), tendencia (el incremento o decremento sistemático de la media a lo largo del tiempo), variaciones estacionales, cíclicas, aleatorias y puntos críticos. Para Anderson [[ASWCM11](#biblio-19)] el patrón de los datos en una serie de tiempo tienen cuatro componentes separados: tendencia, cíclico, estacional e irregular, y que luego se combinan para generar los valores de la serie de tiempo.

Se analizan estos cuatro componentes:

1. *Componente de tendencia*: Los valores de la serie de tiempo pueden ir cambiando continuamente, tendiendo hacia valores que incrementan o que disminuyen. Cuando estos incrementos o disminuciones se dan por periodos de tiempo prolongados se dice que la serie tiene un componente de tendencia. La figura [2.1↓](#Figura_2.1).a muestra una tendencia no lineal; en este caso la serie de tiempo indica poco crecimiento inicial, luego un periodo de rápido crecimiento y por último una estabilización. En la figura [2.1↓](#Figura_2.1).b la tendencia lineal decreciente de la gráfica es útil para las series de tiempo que muestran una declinación constante en el tiempo. En la figura [2.1↓](#Figura_2.1).c la línea horizontal en la gráfica representa una serie de tiempo que no tiene un aumento o disminución constante en el tiempo, y por tanto no muestra tendencia. Generalmente el componente tendencia se debe a factores a largo plazo.

Figure 2.1 Componentes de tendencia en las series de tiempo [[ASWCM11](#biblio-19)].

1. *Componente cíclico*: es habitual que los puntos de la serie de tiempo se encuentren por encima o por debajo de la línea de tendencia. Cuando el patrón de puntos está de forma alterna por encima y por debajo de la línea de tendencia durante períodos mayor a un año, entonces estamos ante presencia del componente cíclico de la serie de tiempo. Esto se observa en la figura [2.2↓](#Figura_2.2)

Figure 2.2 Ejemplo del componente cíclico y de tendencia en las series de tiempo [[ASWCM11](#biblio-19)].

1. *Componente estacional*: Cuando el patrón de puntos está por encima o por debajo de la línea de tendencia durante períodos alternos menores o igual a un año, entonces estamos ante presencia del componente estacional de la serie de tiempo. Las altas cantidades de ventas de abrigos durante el otoño e invierno son patrones que se repite debido a la influencia estacional. En ciertos tipos de productos, las ventas que se anticipan en un mes particular están influidas por la temporada del año. Por ejemplo, un producto que es popular en Navidad, podría tener ventas en diciembre que son dos veces mayores que las ventas de enero [[HH08](#biblio-31)].
2. *Componente irregular*: Se refiere a la presencia de variabilidad aleatoria en la serie de tiempo. Corresponde a aquellos puntos que aparecieron desviados en relación a lo esperado de los efectos del componente de tendencia, cíclico y estacional. Como este componente es impredecible no se puede cuantificar el impacto que tiene en la serie de tiempo. Generalmente es debido a factores a corto plazo o a circunstancias casuales.

En general, los métodos de series de tiempo se clasifican en [[HH08](#biblio-31)]:

* **El método de pronóstico del último valor**: Este método utiliza solamente el último valor de la serie de tiempo como pronóstico del valor futuro. También es conocido como método ingenuo, porque sin mucho análisis aparentemente resulta ingenuo elegir un solo valor de toda la serie. Pero en ocasiones sí es una buena aproximación, como por ejemplo cuando hay demasiada fluctuación en la serie y entonces el último valor se convierte en el más fiable. Recomendable para series de tiempo inestables.

***(3.1)*** *Pronóstico = último valor*

* **El método de pronóstico por promedios**: En este caso se utilizan todos los valores de la serie y luego se promedia para obtener el valor de pronóstico de la serie. Recomendable para series de tiempo estables, razón por la cual todos los valores tienen el mismo peso y son considerados relevantes.

***(3.2)*** *Pronóstico = promedio de todos los valores hasta la fecha*

* **El método de pronóstico de promedio móvil**: Consiste en considerar solamente los últimos *n* períodos y luego promediar para así obtener el valor de pronóstico de la serie. Recomendable para series de tiempo medianamente estables, razón por la cual se toman en cuenta únicamente *n* valores que tienen el mismo peso y que son considerados importantes.

***(3.3)*** *Pronóstico = promedio de los últimos n valores*

*donde:*

*n* = *número* *de* *periodos* *más* *recientes*

* **El método de pronóstico por suavizamiento exponencial**: Con este método se asignan pesos diferentes a los valores de la serie. El último período es el de mayor peso y así paulatinamente se van asignando pesos cada vez menores a los valores más antiguos de la serie. Este resultado se puede obtener de forma simple y sintética mediante una combinación del último valor de la serie y del último pronóstico correspondiente a dicho último valor.

***(3.4)*** *Pronóstico = α  ×  (último valor) + (1* -*α) × (último pronóstico)*

*donde:*

*α* es una constante entre 0 y 1 llamada “constante de suavizamiento”.

Para series de tiempo estables es recomendable valores de *α* pequeños como 0.1, y para series de tiempo inestables valores mayores. En general en aplicaciones de hoy en día se utilizan valores entre 0.1 y 0.3.

* **El método de suavizamiento exponencial con tendencia**: El inconveniente del método de pronóstico por suavizamiento exponencial sin tendencia es que justamente se retrasa respecto de la tendencia ya que no lo toma en cuenta. Al considerar la tendencia se obtienen pronósticos más precisos. Se calcula la pendiente actual de la línea de tendencia para luego ajustar el nuevo pronóstico a la pendiente obtenida. Los valores más recientes de la serie de tiempo se utilizan para obtener la línea de tendencia actual y pueden tener dirección ascendente, descendente u horizontal.

***(3.5)*** *Pronóstico = α × (último valor) + (1* -*α) × (último pronóstico) + tendencia estimada*

*donde:*

***(3.6)*** *tendencia estimada = β × (tendencia actual) × (1* -*β) × (tendencia estimada anterior)*

***(3.7)*** *tendencia actual  =  α × (último valor − penúltimo valor)  +    (1* -*α) × (último pronóstico − penúltimo pronóstico)*

con *β* (beta) es una constante de suavizamiento de tendencia entre 0 y 1. La elección del valor y rango de *β* tienen igual significado que *α*.

* **Auto Regressive Integrated Moving Average** (ARIMA[↓](" \l "nom-arima)): Es una generalización de Auto Regressive Moving Average (ARMA[↓](" \l "nom-arma)), que combina procesos autorregresivos (Autoregressive, AR[↓](" \l "nom-ar)) y procesos de media móvil (Moving Average, MA[↓](" \l "nom-ma)) creando así un modelo compuesto de series de tiempo. ARIMA (p, d, q) captura los siguientes elementos [[SN18](" \l "biblio-98)]:
  + AR: Autoregression. Un modelo de regresión que utiliza las dependencias entre una observación y un número de observaciones pasadas (p).
  + I: Integrated. Para hacer la serie temporal estacionaria midiendo las diferencias de observaciones en diferentes momentos (d).
  + MA: Moving Average. Un enfoque que tiene en cuenta la dependencia entre las observaciones y los términos de error residual cuando se usa un modelo de promedio móvil para las observaciones pasadas (q).

En econometría, los pronósticos de series de tiempo se aplican tradicionalmente utilizando modelos ARIMA, generalizado por Box y Jenkins [[BJ73](" \l "biblio-35)]. ARIMA es un método estándar para el pronóstico de series de tiempo y habituales en el modelado de series temporales económicas y financieras.

### 2.3.2 Pronósticos causales

Ciertamente las series de tiempo se basan en un solo indicador clave, como lo es por ejemplo la variable ventas. Siguiendo el ejemplo, el objetivo de la serie de tiempo es encontrar un valor de pronóstico de la variable ventas a partir de valores pasados. Ahora bien, si tenemos dos variables en relación causa-efecto las series de tiempo no nos sirven.

El pronóstico causal obtiene una proyección de la cantidad de interés (la variable dependiente) relacionándola directamente con una o más cantidades (las variables independientes) que impulsan la cantidad de interés. Por ejemplo, las promociones sobre uno o varios productos pueden ser la causa de una mayor cantidad de ventas en dichos artículos, como tal tenemos una relación causa (promociones)-efecto (mayores ventas), es decir las promociones provocan cambios en los niveles de ventas [[HH08](#biblio-31)].

Una de las técnicas para resolver problemas de pronósticos causales es la *regresión lineal*. El objetivo de este método es encontrar la línea recta que más se aproxime a la relación entre la variable dependiente y la/s variable/s independiente/s. Cuando hay una sola variable independiente la forma de la ecuación es la de la recta:

***(3.8)*** *y = a + bx*

*donde:*

*y = variable dependiente,*

*x = variable independiente,*

*a = intersección de la línea con el eje y,*

*b = pendiente de la línea*

Para obtener *a* y *b* se utiliza el método llamado de *mínimos cuadrados*, que encuentra el par de valores *a* y *b* tal que la suma del cuadrado de los errores de estimación sea el menor posible. Para problemas donde se consideran varios indicadores clave como variables independientes, la ecuación presenta la siguiente forma:

***(3.9)*** *y = a + b1x1 + b2x2 + ... +bnxn*

Donde el proceso de obtención de *a* y *b*1, *b*2, ..., *bn* es también por el método de *mínimos cuadrados*.

### 2.3.3 Precisión de los métodos cuantitativos

Para medir la desviación que hay entre el pronóstico y el valor real se utiliza normalmente el valor del *error promedio del pronóstico*, conocido como *Desviación Media Absoluta (MAD**[↓](" \l "nom-mad) - Median Absolute Desviation)* y que se calcula con la siguiente fórmula:

***(3.10)*** *MAD = (suma de los errores de pronóstico)/(número de pronósticos)*

Otra forma significativa de medir la precisión es a través del *Error Cuadrático Promedio (MSE**[↓](" \l "nom-mse) - Mean Squared Error)* y que se calcula de la siguiente forma:

***(3.11)*** *MSE = (suma de los cuadrados de los errores de pronóstico)/(número de pronósticos)*

El resultado de esta última fórmula pone de relieve los errores grandes de pronóstico, así como también destaca si el método de pronóstico es preciso. Se utiliza como complemento informativo a MAD.

## 2.4 Revisión Literaria acerca del pronóstico de la demanda

Los pronósticos de la demanda son de vital importancia para todas las organizaciones de negocios, así como para la toma de decisiones importantes de los gerentes, es una técnica fundamental utilizada para el logro de los objetivos en la decisiones estratégicas y tácticas de la organización y su gestión. El propósito del pronóstico es estimar la cantidad de bienes y servicios que los clientes consumirán en el futuro [[SS17](" \l "biblio-96)]. En esta sección se hace una revisión acerca de la literatura existente respecto al pronóstico de la demanda, los métodos de pronósticos utilizados y sus áreas de aplicación.

En el trabajo [[HGS17](" \l "biblio-41)], los autores se enfocan en pronosticar la demanda diaria de productos alimenticios perecederos en un punto de venta de una panadería industrializada utilizando el modelo ARIMA multivariante para respaldar las decisiones operativas. Con el modelo utilizado llegaron a la conclusión de que es posible aumentar la disponibilidad y disminuir la pérdida económica. El enfoque no es óptimo para los minoristas que poseen varios cientos de tiendas, ya que la precisión no es confiable y ocasiona el desabastecimiento regular de productos.

En [[AY16](" \l "biblio-3)], los autores estudian la previsión de la demanda anual de gas natural para la ciudad de Sakarya en Turquía. El pronóstico se basa en datos del consumo de gas natural de los años 2011-2014, recopilados en periodos mensuales de hogares y usuarios comerciales de bajo consumo. Para el análisis utilizaron y compararon tres métodos estadísticos estacionales univariables, descomposición de series de tiempo, suavizamiento exponencial de Holt-Winters y método de promedio móvil integrado autorregresivo estacional (SARIMA[↓](" \l "nom-sarima)). Los autores concluyen que todos los métodos proporcionan resultados satisfactorios y las diferencias entre cada método son muy bajas, a medida que aumenta la complejidad de cómputo del modelo la precisión del pronóstico aumenta y disminuyen las tasas de error.

En [[Big12](" \l "biblio-12)], el autor plantea construir un modelo ARIMA estacional utilizando la metodología de Box-Jenkins para pronosticar a corto plazo la llegada de turistas y pernoctaciones turísticas en Montenegro. El periodo de tiempo para el estudio abarca diez años que va desde 01/2001 a 12/2010, un análisis minucioso de las series temporales no revelaron nada extremo ni inusual sobre los datos. Por lo tanto, solo los impactos económicos fueron afectados por las series de tiempo. Esto fue importante porque se excluyó el análisis econométrico en el diseño y la construcción de los modelos.

Los resultados muestran excelentes resultados en las predicciones. Según la previsiones de producción para el año 2011, Montenegro puede esperar un crecimiento tanto en llegadas de turistas así como pernoctaciones turísticas. El modelo ha mostrado un aumento alrededor del 7.25 % en la llegada de turistas respecto al año anterior. Por otro lado, el aumento calculado de las pernoctaciones es de alrededor del 8.42 % más que el año anterior. Al término del año 2011, con datos reales de llegadas de turistas hubo un crecimiento del 8.74% mientras que para las pernoctaciones de turistas hubo un crecimiento del 10.16% respecto al año anterior, esto demuestra que los modelos utilizados son adecuados para las predicciones con una tasa de error mínima aproximado del 1.5%.

En el trabajo [[AAS14](" \l "biblio-66)], los autores presentan un caso de estudio de pronóstico de la demanda en una cadena farmacéutica minorista (retail) Apollo Pharmacy que cuenta con 70 puntos de venta en la India, donde la gerencia no ha considerado la previsión como una función importante en el proceso de gestión eficiente de la cadena de suministro. Para el caso de estudio se aplicaron las técnicas Promedio Móvil, Suavizamiento Exponencial Simple y Suavizamiento Exponencial de Winters para pronosticar la demanda de productos farmacéuticos.

Se eligieron en forma empírica dos productos para el estudio: Tableta de 10 mg de Okalet (estacional) y Tableta de Stamlo Beta (no estacional). Los autores concluyen que para productos farmacéuticos estacionales la técnica de Suavizamiento Exponencial de Winters tienen un mejor pronóstico, en tanto, que para productos farmacéuticos que tienen una demanda constante el método de Promedio Móvil tiene una mayor precisión en el pronóstico.

En [[PBP15](" \l "biblio-84)], los autores investigan el nivel de previsión de la demanda en los supermercados minoristas de productos alimenticios en la República Checa. El objetivo principal de la investigación fue descubrir los métodos que se utilizan para el pronóstico de la demanda, que factores afectan la demanda de alimentos y que fuentes de información utilizan para basar el pronóstico, se realizaron consultas a un total de 75 puntos de venta. Finalizada la investigación los autores concluyeron que hay un uso predominante de los métodos cualitativos, entre los más aplicados están el método de Juicio del Experto (utilizado 40% de las veces), el método de Expectativas del Cliente (utilizado 9% de las veces) y el método de la Analogía (utilizado 4% de las veces).

Entre los métodos cuantitativos mas implementados se encuentran el método de Promedio Móvil (21%) y el método Naive (19%). Aplicar métodos cuantitativos en tiendas minoristas con una gran variedad de productos es muy costosa y requiere mucho tiempo. Los autores recomiendan de acuerdo a la literatura revisada el uso de métodos de análisis de series de tiempo sobre ventas pasadas.

## 2.5 Resumen

Este capítulo pretendió dar a conocer las técnicas clásicas de pronósticos de demanda ampliamente conocidas, las cuales son las técnicas cualitativas y cuantitativas. En general las técnicas más utilizadas son los métodos de ARIMA y Suavizamiento Exponencial, que son técnicas cuantitativas. Entre las empresas comerciales que implementan estas técnicas están los negocios minoristas como supermercados, panaderías, cadenas farmacéuticas, proveedores de gas natural y muchos otros [[JLF12](" \l "biblio-30)][[VAH11](" \l "biblio-82)][[HH08](" \l "biblio-31)] [[ASWCM11](" \l "biblio-19)].

Si bien el presente trabajo también busca encontrar una estimación de pronóstico como lo hacen las técnicas de esta sección, debe quedar claro que la solución propuesta es una alternativa distinta, es decir, no se trata de un método cualitativo ni cuantitativo propiamente dicho, sin embargo toma ciertos aspectos de ambos y se implementa con conceptos, tecnologías y herramientas diferentes.

# 3 Business Intelligence

En la actualidad Business Intelligence está siendo cada vez más adoptado por las organizaciones debido a la necesidad de los mandos superiores de contar con información rápida y precisa, necesaria para la toma de decisiones y su importancia a nivel estratégico y operativo. En este capítulo se presentan los conceptos y una introducción a Business Intelligence [[Sch08](" \l "biblio-103)][[CC10](#biblio-57)].

## 3.1 Definición

Business Intelligence no se trata ni de un producto ni de un sistema, es una arquitectura que engloba un conjunto de conceptos, técnicas de computación y herramientas para analizar y transformar los datos empresariales en información significativa y útil, que permite ser de apoyo a las organizaciones en la toma de decisiones y brindarles una visión estratégica, táctica y operativa más efectivas, mediante un acceso fácil a los datos empresariales. Las tecnologías de Business Intelligence ofrecen vistas históricas, actuales y predictivas de las operaciones, son procesos que se extienden en el tiempo, capaces de manejar grandes volúmenes de datos que ayudan a identificar, crear y desarrollar nuevas estrategias de negocios para mejorar la competitividad [[Can07](#biblio-58)].

La era actual de la creciente información genera la exigencia de tener métodos rápidos y eficientes para obtener los datos de una organización, convertirlo en información y distribuirlo a los gerentes y directivos. Business Intelligence responde a dicha necesidad [[MA03](" \l "biblio-80)][[CC10](#biblio-57)].

El primero en adoptar el término fue Howard Dresner en 1989, quién fue consultor de Gartner Group. Dresner utilizó el término para describir un conjunto de conceptos y métodos que mejoran la toma de decisiones, partiendo de la información disponible acerca de los hechos. Del glosario de términos de Gartner se extrae la siguiente definición [[Gar06](" \l "biblio-33)]:  
“*Business Intelligence es un proceso interactivo para explorar y analizar información estructurada sobre un área (normalmente almacenada en un datawarehouse), para descubrir tendencias o patrones, a partir de las cuales derivar ideas y extraer conclusiones. Las áreas incluyen clientes, proveedores, productos, servicios y competidores. El proceso de Business Intelligence incluye la comunicación de los descubrimientos y efectuar los cambios*”.

The Datawarehouse Institute propone una definición más formal [[EH05](#biblio-107)]:  
“*Business Intelligence es un término paraguas que abarca los procesos, las herramientas y las tecnologías para convertir datos en información, información en conocimiento y planes para conducir de forma eficaz las actividades de los negocios. Business Intelligence abarca las tecnologías de datawarehousing, los procesos en el ’back end’ [B]  [B] Los términos “back end” y “front end” comúnmente usados en Sistemas de Información significan, respectivamente, la parte más cercana al área tecnológica y la más cercana a los usuarios. Si hiciéramos un paralelismo con una tienda, serían la “trastienda” y el “mostrador, consultas, informes, análisis y las herramientas para mostrar información (herramientas de Business Intelligence) y los procesos en el ’front end’*”.

## 3.2 Objetivos

Según lo expuesto en la definición, Business Intelligence tiene los siguientes objetivos principales [[Can07](#biblio-58)]:

* Convertir datos en información, información en conocimiento, y el conocimiento en planes operativos o estratégicos.
* Facilitar la disponibilidad de información a los usuarios de negocios, que les ayude a tomar decisiones más rápidamente.
* Apoyar de forma sostenible y continua a las organizaciones, para mejorar su competitividad ante el entorno de negocios cambiante de forma que puedan adaptarse a él.
* Ante la cantidad de información que va creciendo, disponer de más tiempo para analizarla, en lugar de gastar mucho tiempo en prepararla, organizarla y estructurarla.
* Permitir a las organizaciones dirigir de mejor forma, decidir, medir, gestionar y optimizar el alcance de la eficiencia y los resultados financieros.
* Disminuir sustancialmente la incertidumbre que existe ante la toma de decisiones respecto a un plan estratégico.

## 3.3 Componentes de Business Intelligence

Implementar un proyecto de Business Intelligence en una organización es un proceso que sigue una serie de pasos, cada paso puede verse como un componente. En la figura [3.1↓](#fig:3.1) observamos los distintos componentes que forman parte de Business Intelligence [[Can07](#biblio-58)]:

Figure 3.1 Componentes de Business Intelligence [[Can07](#biblio-58)]

A continuación, una breve descripción de los componentes de Business Intelligence:

### 3.3.1 Fuentes de Información

Las fuentes de información representan el origen de los datos con las cuales se alimenta de información al datawarehouse. Estas pueden provenir de diferentes sistemas como:

* Sistemas transaccionales, aplicaciones a medida, ERP[↓](" \l "nom-erp), CRM[↓](" \l "nom-crm), SCM[↓](" \l "nom-scm), etc.
* Sistemas de información departamentales: previsiones, presupuestos, hojas de cálculo, etc.
* Fuentes de información externa, en algunos casos comprada a terceros. Las fuentes de información externas podrían ser importantes para enriquecer la información acerca de los clientes. Ej.: Base de datos de contribuyentes con RUC, base de datos del registro civil de las personas, etc.

También las fuentes de información son usualmente heterogéneas, pueden contener los siguientes tipos de datos [[CC10](#biblio-57)]:

* Estructurados: almacenados en las bases de datos.
* Semi estructurados: son formatos entendibles por los computadores como HTML[↓](" \l "nom-html) tabulado, Excel, CSV[↓](" \l "nom-csv) u otros que pueden ser obtenidos mediante técnicas estándar de extracción de datos.
* No estructurados: son formatos no legibles para computadoras como Word, HTML no tabulado, PDF[↓](" \l "nom-pdf), etc. que pueden obtenerse mediante técnicas avanzadas de extracción de datos.

### 3.3.2 Extracción, Transformación y Carga

La extracción, transformación y carga, comúnmente abreviado por las siglas ETL[↓](" \l "nom-etl) (*del inglés “Extract, Transform and Load*”) es un tipo de integración de datos que consiste en todo el proceso que se realiza entre las fuentes de información y el área de presentación de los datos [[Kim92](#biblio-86)]. Es utilizado para extraer los datos del origen, transformarlos de acuerdo a la necesidad o requerimientos y cargar los datos al datawarehouse.

El proceso ETL se divide en 5 subprocesos [[Can07](#biblio-58)]:

#### *Extracción*

La extracción es el primer paso en el proceso de obtención de los datos, recupera los datos físicamente de las distintas fuentes de información. En este punto se dispone de los datos en bruto. El objetivo primordial es obtener los datos de las fuentes transaccionales necesarias y ajustarlos para los demás subprocesos de ETL. Para ello se deben determinar las mejores fuentes de información, las de mejor calidad. Para tal finalidad, se debe analizar las fuentes disponibles y escoger aquellas que sean mejores.

#### *Limpieza*

Este proceso obtiene los datos originales y verifica la calidad de los datos, elimina datos repetidos, corrige los datos incorrectos y completa los valores vacíos, es decir se transforman los datos -siempre que sea posible- para reducir los errores de carga. En este momento se cuentan con datos sin errores y confiables.

Las fuentes transaccionales poseen datos que deben ser depurados y limpiados. Ciertos motivos que ocasionan que los datos estén “sucios” son:

* Valores por defecto.
* Campos vacíos.
* Campos con distintos usos.
* Uso inapropiado de los campos.
* Re utilización de claves primarias.
* Selección del primer valor de una lista.
* Problemas de carga de antiguos sistemas o de integración entre sistemas.

La limpieza de datos se divide en distintas etapas:

* ***Depurar los valores*** (parsing): busca e identifica los datos individuales de información de las fuentes origen. Ej.: separa el nombre completo en: nombre, primer apellido, segundo apellido; o la dirección en: calle, número, etc.
* ***Corregir*** (correcting): modifica los valores de los campos utilizando algoritmos de corrección y orígenes externos de datos. Ej.: verifica que el código postal se corresponda con la dirección.
* ***Estandarizar*** (standardizing): aplica estrategias para la transformación de los valores en formatos consistentes. Ej.: cambiar los términos Sr. o Sra. por sus correspondientes nombres completos.
* ***Relacionar*** (matching): busca eliminar duplicados relacionando los valores de registros, mediante la corrección y la estandarización. Ej.: identificación de nombres, apellidos o direcciones semejantes.

#### *Transformación*

La transformación inicia una vez que los datos se encuentren limpios, los datos se transforman según la necesidades y las reglas del negocio. Como resultado se obtienen datos limpios, sólidos, fiables, sumarizados y útiles.

La transformación incluye:

* Cambios de formato.
* Sustitución de códigos.
* Valores derivados y agregados.

Los agregados como sumas de las ventas generalmente se realizan mediante un cálculo previo y luego son almacenados para conseguir rendimientos más óptimos. En este proceso también se ajusta el nivel de granularidad o detalle, por ejemplo: se puede tener detalles a nivel de líneas de factura en los datos extraídos, pero en el datawarehouse lo que se almacena son las ventas semanales o mensuales. La diferencia del nivel de detalle en el análisis es lo que se denomina granularidad.

#### *Integración*

La integración valida que los datos cargados en el datawarehouse sean consistentes con las definiciones y formatos especificados; los integra en los distintos modelos de las distintas áreas de negocio. Estos procesos pueden ser complejos.

#### *Actualización*

Este proceso es el que permite agregar los nuevos datos al datawarehouse, determina la frecuencia con el que se realizarán nuevas cargas de datos al datawarehouse.

### 3.3.3 Datawarehouse

El datawarehouse abreviado como DW[↓](" \l "nom-dw) o “almacén de datos” son conjuntos de datos acerca de las operaciones de una organización, brindan una visión total, común e integrada de los datos. Hoy en día se piensa que son las principales tecnologías que apoyan el entorno heterogéneo de toma de decisiones, el datawarehouse tiene las siguientes propiedades: no volátil, coherente, fiable y con información histórica [[Inm92](#biblio-109), [CC10](#biblio-57)].

El profesor Hugh J. Watson [[Wat06](" \l "biblio-42)] lo define como:

*“Un datawarehouse es una colección de información creada para soportar las aplicaciones de toma de decisiones. Datawarehousing es el proceso completo de extraer información, transformarla y cargarla en un datawarehouse y el acceso a esta información por los usuarios finales y las aplicaciones.”*

Bill Inmon [[Inm92](" \l "biblio-109)] definió las características que debe cumplir un datawarehouse:

* Orientado a un área: cada parte del datawarehouse está construida para resolver un problema de negocio. Ej.: entender los hábitos de compra de clientes, analizar la calidad de los productos, analizar la productividad de una línea de fabricación.
* Integrado: la información debe ser transformada en medidas, códigos y formatos comunes para que sea de utilidad. Ej.: la moneda en que están expresadas los importes es común.
* Indexado en el tiempo: se mantiene la información histórica. Ej.: analizar la evolución de las ventas en los periodos deseados.
* No volátil: los usuarios no la mantienen como lo harían en los entornos transaccionales. No se ve actualizado continuamente, sino periódicamente de forma preestablecida. La información se almacena para la toma de decisiones

Ralph Kimbal [[Kim92](#biblio-86)] define los objetivos que debería cumplir un datawarehouse:

* El alcance de un datawarehouse puede ser a nivel de departamento o corporativo.
* El datawarehouse no es sólo información sino también las herramientas de consulta, análisis y presentación de la información.
* La información del datawarehouse es consistente.
* La calidad de información en el datawarehouse es el motor de business reengineering.

Se debe recalcar que existen otros varios elementos relacionados a un datawarehouse [[CC10](#biblio-57)]:

* Datawarehousing: consiste en extraer y filtrar los datos de las operaciones transaccionales provenientes de las distintas fuentes de información o sistemas externos para transformar, integrar y almacenar en el almacén de datos, con el objetivo de acceder a ellos para brindar soporte en la toma de decisiones.
* Data Mart: representa un conjunto parcial de datos del datawarehouse que permite el análisis de un determinado proceso.
* Operational Data Store (ODS[↓](" \l "nom-ods)): es un repositorio de datos temporal que contiene solamente los últimos valores de los datos extraídos.
* Staging Área: es un sistema intermedio existente entre las fuentes de origen de los datos y el datawarehouse con el objetivo de:
  + Agilizar la extracción de los datos de las fuentes de origen heterogéneas y complejas.
  + Mejorar la calidad de los datos.
  + Ser utilizado como caché de datos con el que luego se realiza el proceso de datawarehousing.
  + Ser utilizada para el acceso a información más detallada no contenida en el datawarehouse.
* Procesos ETL: es la herramienta de integración de datos que consolida los datos de las distintas fuentes de origen, para luego almacenarlos en el datawarehouse, data mart, staging área y ODS.
* Metadatos: es la representación estructurada de los datos que detallan características de las instancias aportando informaciones para identificar y administrar dichas instancias.

#### Elementos de un datawarehouse

Una base de datos con una estructura relacional se rige por las “formas normales” [[KH03](" \l "biblio-65)]. Un datawarehouse debe dejar de lado dicho patrón de diseño. La idea principal es que los datos almacenados en el datawarehouse estén desnormalizadas, con el fin de agilizar las consultas. Para ello se debe identificar los procesos, las vistas y las medidas cuantificables del negocio que están relacionados. Según [[CC10](#biblio-57)] los elementos de un datawarehouse son:

* **Tabla de hecho**: es la representación de un proceso de negocio en el datawarehouse. En el diseño se representa como una tabla que permite guardar dos tipos de atributos diferenciados:
  + Medidas del proceso de trabajo que se pretende modelar.
  + Claves foráneas hacia registros de una tabla de dimensión.
* **Dimensión**: se corresponde con una vista del proceso de negocio en el datawarehouse.
* **Métrica**: son los indicadores de un proceso de negocio que permiten medir o cuantificar un proceso.

#### Tipos de esquemas para estructurar los datos en un datawarehouse

* **Esquema en estrella:** consiste en que la información sea estructurada en procesos, vistas y métricas semejante a una estrella. En el diseño, se tiene una tabla de hechos que se encuentra en el centro y es el objeto de análisis, y rodeada por una o varias tablas dimensionales que representan cada una de las vistas que interactúan en la descripción del hecho.
* **Esquema en copo de nieve:** es un esquema derivado del esquema estrella, en el que las tablas de dimensión son normalizadas en múltiples tablas. Por este motivo la tabla de hechos ya no es la única tabla en relacionarse con otras tablas.

### 3.3.4 OLAP

Existen múltiples tecnologías que permiten analizar la información almacenada en un datawarehouse, uno de los más importantes es OLAP[↓](" \l "nom-olap) (*Online Analytical Processing*), esta tecnología permite realizar un análisis multidimensional de un hecho, desde distintas perspectivas o dimensiones mediante consultas complejas que van desde pocas hasta docenas de operaciones de unión, filtrado, agrupación y agregación. El principal objetivo es agilizar la consulta de grandes cantidades de datos [[Wre06](" \l "biblio-110)][[Can07](" \l "biblio-58)].

Una definición formal de OLAP sería [[CC10](" \l "biblio-57)]:

“*Se entiende por OLAP o proceso analítico en línea, al método ágil y flexible para organizar datos, especialmente metadatos, sobre un objeto o jerarquía de objetos como en un sistema u organización multidimensional, y cuyo objetivo es recuperar y manipular datos y combinaciones de los mismos a través de consultas o incluso informes*”

En la figura [3.2↓](#fig:3.2) se observa una representación gráfica del OLAP también conocida como cubo. En el ejemplo el cubo tiene 3 dimensiones (Tiempo, Producto y Región) sobre las cuales se pueden realizar consultas, ej.: Monto total de venta del producto “A” en el año “B” en la región “C”. Los cubos OLAP también permiten representar jerarquías, en el caso de la dimensión Tiempo la jerarquía podría estar compuesta por año, semestre, mes, semana y día.

Figure 3.2 Cubo OLAP

Existen distintos tipos de OLAP, las cuales difieren principalmente en la forma de guardar los datos:

* MOLAP[↓](" \l "nom-molap) (Multidimensional OLAP): es la forma tradicional del OLAP, accede directamente sobre una base de datos multidimensional, que utiliza estructuras de datos optimizadas para la recuperación de los mismos, es eficaz en los tiempos de respuestas de las consultas.
* ROLAP[↓](" \l "nom-rolap) (Relational OLAP): accede directamente a las bases de datos relacionales que almacenan los datos base y las tablas dimensionales como tablas relacionadas.
* HOLAP[↓](" \l "nom-holap) (Hybrid OLAP): es una combinación de las dos anteriores, permite almacenar parte de los datos en una base de datos multidimensional y otra parte en una relacional. En la base de datos relacional se guardan grandes cantidades de información detallada, mientras que en la multidimensional se almacenan datos menos detallados o agregados.

### 3.3.5 Herramientas de BI

Las principales herramientas de Business Intelligence son [[EH05](" \l "biblio-107)]:

* *Generadores de informes*: La utilizan generalmente los desarrolladores expertos para la creación de informes estándar para departamentos o grupos de una organización.
* *Herramientas de usuario final de consultas e informes*: Utilizada por los propios usuarios finales que crean sus propios reportes y donde no se requiere experiencia en programación.
* *Herramientas OLAP*: Permiten un análisis multidimensional de la información desde distintas perspectivas y periodos de tiempo.
* *Herramientas de Dashboard y Scorecard*: Permite visualizar la información crítica sobre el rendimiento con un vistazo general mediante gráficos y con opción de visualizar información detallada para un mejor análisis.
* *Herramientas de planificación, modelización y consolidación*: Posibilita a los usuarios generar planes y simulaciones con la información de BI. Proveen a los dashboards y scorecards las métricas con los umbrales y objetivos.
* *Herramientas datamining*: Utilizado por los analistas para crear modelos estadísticos de las actividades. Consiste en un proceso para descubrir patrones desconocidos contenidos en la información con los cuales es posible resolver problemas del negocio.

## 3.4 Indicadores Clave de Rendimiento

Los KPI o Indicadores Clave de Rendimiento se tratan de indicadores que son decisivos para analizar de forma rápida la situación del negocio y facilitar la toma de decisiones. Una característica es que todos los KPI son indicadores, pero no todos los indicadores son KPI. Otra característica es que cada organización debe definir sus propios KPI según la actividad realizada, el tipo de producto o la estrategia de negocios, no pueden copiarse ya que cada organización es diferente y requiere de una reflexión estratégica de donde saldrán los KPI. Otro elemento importante de los KPI es que pueden no ser exclusivamente del tipo financiero, pueden medir otros valores como por ejemplo: calidad del servicio. Por último los KPI son un elemento importante en la estrategia de negocios por su capacidad de comunicar resultados a las personas que forman parte del proyecto. [[Alv13](#biblio-75)]

Un cuadro de gestión o de mando no debe excederse en la cantidad de KPI, porque puede darse el problema de “la parálisis por el análisis”, que ocurre cuando se pasa de no tener ninguna información a contar con decenas de indicadores, y una de las características del entorno competitivo actual es que se deben tomar decisiones de forma rápida y antes de que lo hagan los demás competidores [[Alv13](#biblio-75)].

En el capítulo 5 haremos uso de los conceptos, herramientas y tecnologías que nos provee Business Intelligence para obtener los datos que ayudarán a desarrollar una solución al problema de estudio sobre pronóstico de la demanda, iniciaremos con una breve descripción de la fuente de información, el proceso ETL (Extracción, Transformación y Carga), la especificación del datawarehouse, la definición de los indicadores clave de rendimiento y finalmente el etiquetado a cada tupla de indicadores que se transformarán en datos de entrada para el proceso de aprendizaje automático.

## 3.5 Aplicaciones de BI

Los sistemas de Business Intelligence abarcan un grupo cada vez mayor de usuarios como especialistas en tareas de control, información financiera, personal de ventas, directivos y gerentes [[RGS02](" \l "biblio-88)]. En el cuadro [3.5↓](#Cuadro:3.1) se puede ver algunas de las áreas en las que se pueden implementar sistemas de Business Intelligence, en la primera columna se citan las áreas que utilizan con mayor frecuencia como: compañías comerciales, compañías de seguros, entidades financieras, telecomunicaciones y empresas de manufactura; en la segunda columna se exponen algunos casos de aplicación como: análisis de ventas, planificación de pedidos, análisis de clientes, gestión de créditos, etc.

|  |  |
| --- | --- |
| Áreas de aplicación de BI | |
| ***Áreas de aplicación de BI*** | ***Casos de uso*** |
| Empresas Retail | * Proporcionar un análisis de las transacciones de los clientes. Determinar los productos más vendidos, promociones, hábitos de compras. * Pronóstico. Uso de datos históricos para pronosticar la demanda y basarse en el pronóstico para definir los requisitos de inventario con mayor precisión. |
| Inventario | * Planificación de Inventarios. Ayudar a identificar el nivel de inventario necesario para garantizar la demanda de los clientes. |
| Gestión de Pedidos | * Pedido y reposición. Uso de la información para tomar decisiones más rápidas sobre los artículos a pedir y determinar cantidades óptimas. |
| Contabilidad | * El uso de datos contables permite una mejor oportunidad de administración del riesgo, agilizar las operaciones, identificar ahorros de costos y oportunidades estratégicas de ingresos. |
| Bancos, Financieras y Valores | * Análisis de rentabilidad del cliente: Analizar la rentabilidad global del cliente, a corto y largo plazo, proporcionar la base para las ventas de alta rentabilidad y la banca de relación, maximizar las ventas a clientes de alto valor, reducir los costos para los clientes de bajo valor, maximizar la rentabilidad de nuevos productos y servicios. * Gestión de créditos: Establecer patrones de progresión de problemas de crédito por clase y tipo de clientes, alertar a los clientes para evitar problemas de crédito, gestionar límites de crédito, evaluar la cartera crediticia del banco, reducir pérdidas crediticias. * Atención en sucursales: Mejorar el servicio y la atención al cliente, aperturas de nuevas cuentas, fortalecer la lealtad del cliente. |
| Telecomunicaciones | * Perfil y segmentación de clientes. Determinar perfiles de productos de alto beneficio y segmentos de clientes, proporcionar perfiles de clientes detallados e integrados, desarrollar programas individualizados de llamadas frecuentes, determinar futuras necesidades de los clientes. * Previsión de la demanda del cliente. Prever las necesidades futuras del producto o actividad de servicio, proporcionar una base para el análisis y control de la rotación para mejorar la retención de clientes. |
| Transporte | * Aerolíneas. Analizar conductas, tarifas abonadas, respuestas a promociones, canje de millas, categorías de los pasajeros frecuentes de la empresa. |
| Educación | * Universidades y Colegios. Análisis del proceso de admisión de alumnos, registros de cursos y asistencia estudiantil, monitoreo del progreso de los alumnos. |
| Salud | * Analizar los resultados, identificar tendencias, detectar patrones y predecir los resultados para mejorar el desempeño clínico y operacional. * Monitorear iniciativas de calidad y programas de atención. * Seguimiento y monitoreo de ingresos, márgenes y rendimiento operacional. |

## 3.6 Resumen

En el capítulo se introdujeron los conceptos más relevantes de Business Intelligence. El término acuñado en 1989 por Howard Dressner consultor de Gartner Group lo describe como un conjunto de conceptos y métodos para transformar los datos empresariales en información significativa y útil para mejorar las decisiones. Se realiza una breve introducción de los principales componentes de Business Intelligence citadas a continuación:

* Fuentes de información.
* Extracción, transformación y carga.
* Datawarehouse.
* Análisis OLAP, y
* Herramientas de visualización.

Los Indicadores Claves de Rendimiento, como lo dice el nombre se tratan de indicadores que son decisivos y brindan un análisis rápido de la situación actual del negocio para facilitar la toma de decisiones. Son un elemento importarte en la estrategia de negocios por su capacidad de comunicar resultados a las personas que forman parte del proyecto.

Por último, en el cuadro [3.5↑](#Cuadro:3.1) se resumen algunas de las áreas de mayor aplicación de Business Intelligence, entre las que cabe destacar: salud, educación, transporte, telecomunicaciones, bancos, financieras, inventario, empresas retail.