

### 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. Este trabajo propone una nueva técnica de pronósticos basada en la integración de herramientas de Business Intelligence y Machine Learning. Los experimentos indican que el modelo propuesto 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

### Introducción

Actualmente en el proceso de gestión de compras se utilizan ciertas técnicas de pronósticos para determinar las cantidades de las órdenes de compra, dichas técnicas pueden ser cuantitativas o cualitativas [ASW<sup>+</sup>11]. 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 será siempre si los pronósticos son superiores o inferiores a la demanda real y en que medida [JLF12]. En consecuencia a lo anterior en el presente trabajo se plantea una nueva técnica para estimar los volúmenes de demanda del siguiente período comercial. Luego, esta estimación servirá de apoyo en 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) y Machine Learning (conocida por las siglas ML).

### Objetivos

**Objetivo general**

- Desarrollar una nueva técnica de pronóstico de la demanda para la toma de decisión en la reposición de stock integrando herramientas y conceptos de Business Intelligence y Machine Learning

**Objetivos específicos**

- 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.

### Pronóstico de 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 los datos históricos [Cha06]. La elaboración de pronósticos de demanda precisos es uno de los retos más importantes en empresas del tipo retail, determinar que sucederá en el futuro con el fin de tomar decisiones adecuadas es un problema que se presenta con frecuencia [SBO98].

### Business Intelligence

The Datawarehouse Institute propone una definición mas formal [EH05]:

*“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’, consultas, informes, análisis y las herramientas para mostrar información (herramientas de Business Intelligence) y los procesos en el ‘front end’”.*

**Indicadores Clave de Rendimiento (Key Performance Indicators “KPI”)**

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. [Alv13]

### Machine Learning

**Arthur Samuel define** [Sam59]:

*Machine Learning es un campo de estudio que da a las computadoras la capacidad de aprender a resolver problemas sin ser explícitamente programados.*

**Otra definición propuesta por Tom Mitchell:**

*Problema de aprendizaje bien planteado: se dice que un programa de computadora aprende de la experiencia E con respecto a alguna tarea T y alguna medida de rendimiento P, si su desempeño en T, medido por P, mejora con la experiencia E.*

### Bibliografía

#### Referencias

[Alv13] Marcos Alvarez. *Cuadro de Mando Retail*. Profit, 2013.

[ASW<sup>+</sup>11] David R. Anderson, Dennis J. Sweeney, Thomas A. Williams, Jeffrey D. Camm, and Kipp Martin. *Métodos cuantitativos para los negocios*. © D.R. 2011 por Cengage Learning Editores, S.A. de C.V., una compañía de Cengage Learning, Inc, 11 edition, 2011.

[Cha06] S.N. Chapman. *Planificación y control de la producción*. Pearson educación. Pearson Educación, 2006.

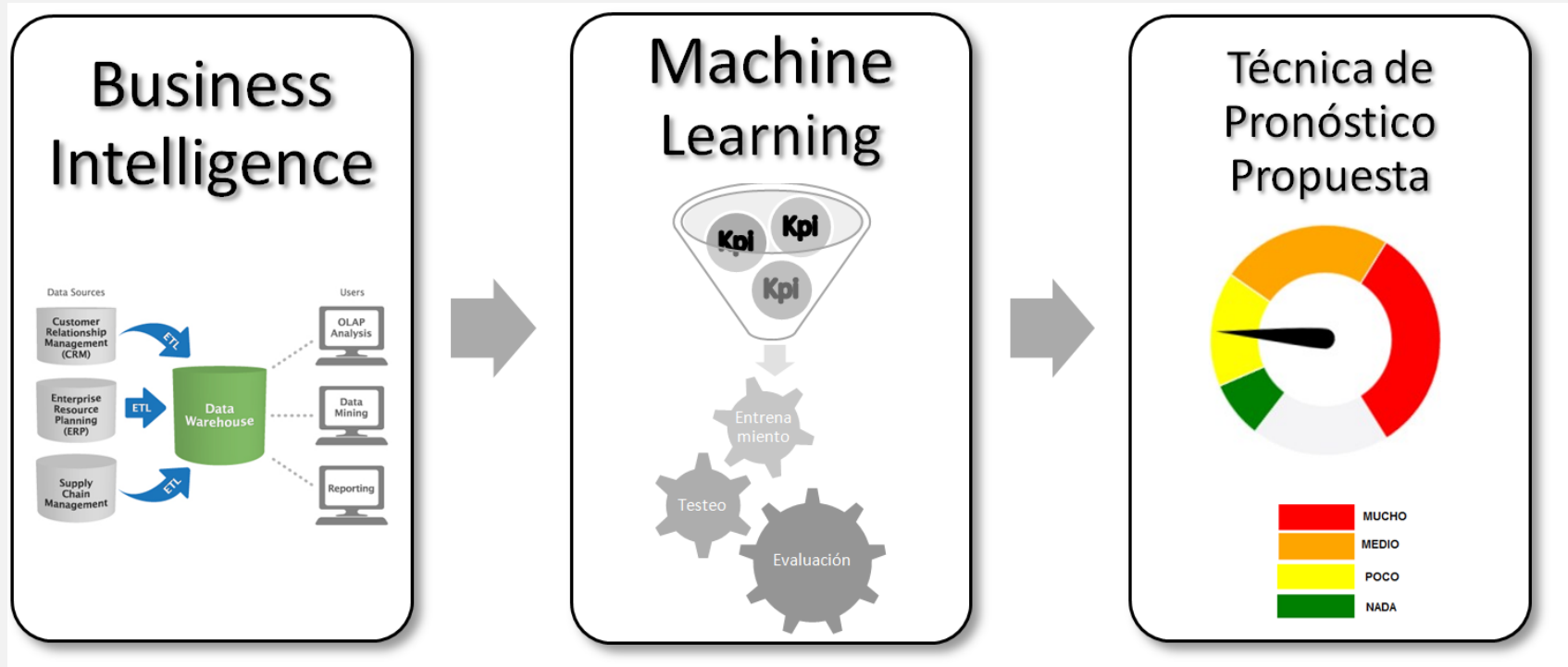
[EH05] Wayne W. Eckerson and Cindi Howson. Enterprise business intelligence: Strategies and technologies for deploying bi on an enterprise scale idwi report series. 2005.

[JLF12] P. Fraser Johnson, Michiel R. Leenders, and Anna E. Flynn. *Administración de compras y abastecimientos*. McGRAW-HILL / INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V, 2012.

[Sam59] Arthur Samuel. Some studies in machine learning using the game of checker. *IBM Journal* 3, 211-229, 1959.

[SBO98] D. Sipper, R.L. Bulfin, and M.G. Osuna. *Planeación y control de la producción*. McGraw-Hill, 1998.

### Esquema de solución



### Definición de KPI

- Ticket Medio**
$$TM = \frac{\text{Cantidad Vendida Período}}{\text{Total Tickets Período}}$$
- Cifra de Ventas**
$$CV = \text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Período}$$
- Margen Comercial**
$$MC = \frac{(\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Período}}{\text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Período}} * 100$$
- Rotación de Stock**
$$RS = \frac{\text{Total Ventas Período}}{(\text{Stock Inicial Período} - \text{Stock Final Período})}$$
- Coefficiente de Rentabilidad**
$$CR = ((\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Período}) * RS$$
- Cobertura de Stock**
$$CS = \frac{\text{Stock Actual Período}}{\text{Promedio Cantidad Venta Ultimos N Períodos}}$$

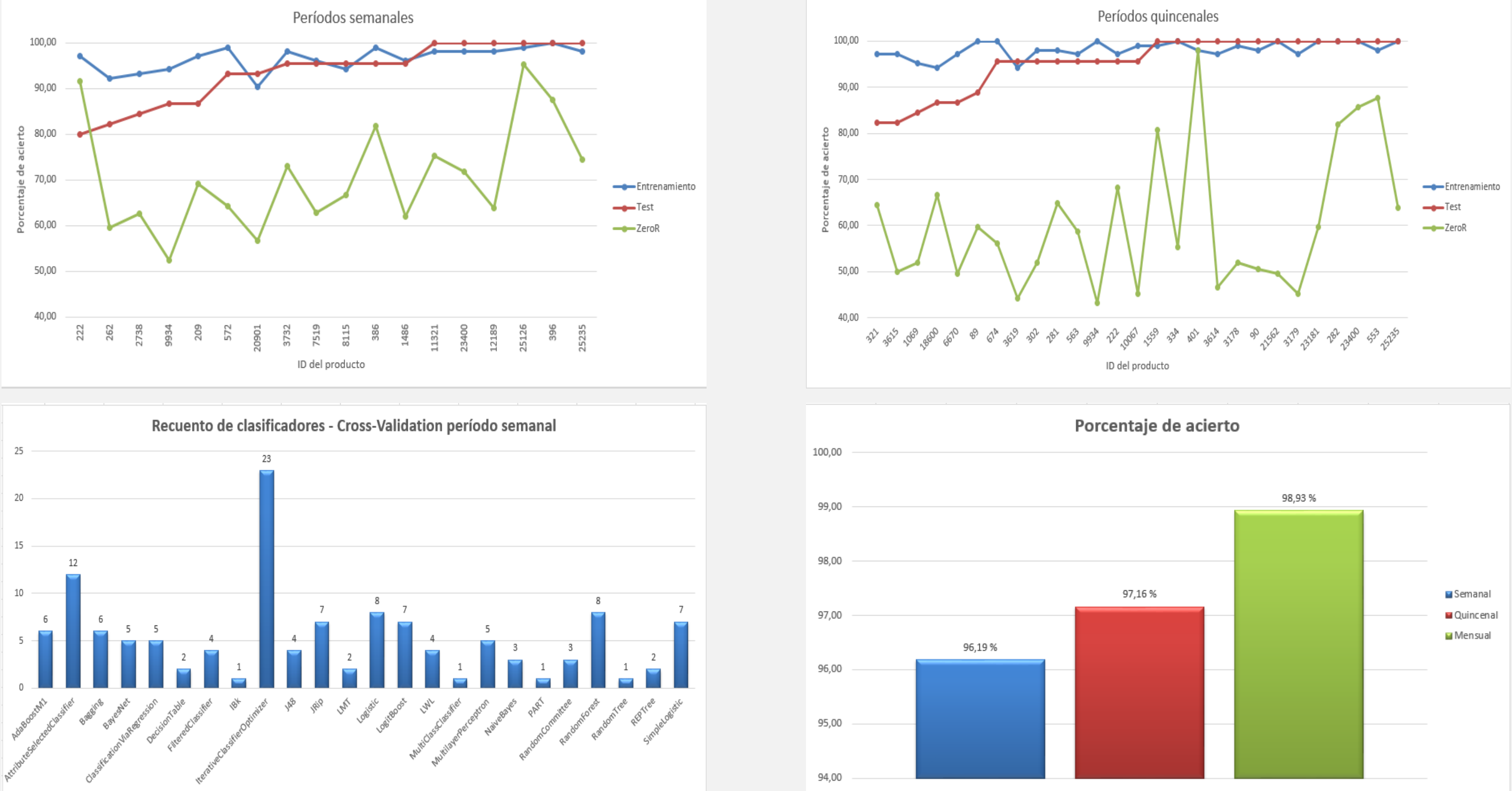
### Conjunto de datos

- Períodos Mensuales:** Se analizaron 309 productos diferentes, y por cada producto se tiene un máximo de 34 instancias.
- Períodos Quincenales:** Se analizaron 228 productos diferentes, y por cada producto se tiene un máximo de 68 instancias.
- Períodos Semanales:** Se analizaron 127 productos diferentes, y por cada producto se tiene un máximo de 151 instancias.

### Pseudocódigo del entrenamiento

```
for cada periodo de análisis {mensual, quincenal, semanal}:
    for cada producto con sus instancias:
        establecer conjunto de entrenamiento;
        establecer conjunto de testeo;
        for cada algoritmo de clasificación:
            construir clasificador (conjunto de entrenamiento);
            evaluar clasificador (stratified k-folds cross-validation);
            obtener métricas de evaluación;
        endfor;
        criterios de línea de base (ZeroR, criterios del experto u otro);
        seleccionar mejor clasificador (max(Kappa));
        guardar clasificador;
    endfor;
endfor;
```

### Resultados



Clasificador	Recuento
Adaboost	6
AdaBoost	12
AdaBoost	6
AdaBoost	5
AdaBoost	5
AdaBoost	2
AdaBoost	4
AdaBoost	1
AdaBoost	23
AdaBoost	4
AdaBoost	7
AdaBoost	2
AdaBoost	1
AdaBoost	8
AdaBoost	7
AdaBoost	4
AdaBoost	1
AdaBoost	5
AdaBoost	3
AdaBoost	1
AdaBoost	8
AdaBoost	1
AdaBoost	2
AdaBoost	7

Período	Porcentaje de acierto
Semanal	96.16 %
Quincenal	97.16 %
Mensual	98.93 %

### Conclusión

De acuerdo a los resultados experimentales se obtuvieron altas tasas de aciertos, haciendo pruebas exhaustivas con varios algoritmos de clasificación y evaluando con un método ampliamente aceptado. La técnica propuesta pretende que se convierta en una herramienta de apoyo en la toma de decisiones del gerente de compras en el proceso de reposición de stock.