

Pronóstico de la demanda en empresas retail

Técnica basada en Business Intelligence y Machine Learning

Raúl Benítez - Alberto Garcete

Tutores: DSc. Diego P. Pinto Roa - MSc. Aditardo Vázquez

Universidad Nacional de Asunción - Facultad Politécnica

Agosto 2018



Agenda

- 1 *Problema*
- 2 *Motivación*
- 3 *Conceptos*
- 4 *Modelado*
- 5 *Experimentos*
- 6 *Resultados*
- 7 *Conclusiones*

Pronosticar ciertos eventos constituye una acción por la cual el hombre:

- Siente fascinación.
- Siente necesidad de realizarlo.
- Lo realiza diariamente.

Áreas de aplicación de Pronósticos



- **Meteorología:** pronóstico del clima.
- **Turismo:** pronóstico de cantidad de turistas.
- **Bolsa de Valores:** pronóstico de rendimiento de acciones.

Áreas de aplicación de Pronósticos



- **Deportes:** resultados deportivos.
- **Energía:** pronóstico de consumo de energía eléctrica.
- **Retail:** pronóstico de la demanda de productos/servicios.

- **Dificultades:**

- ▶ Falta de confiabilidad en los pronósticos en general.
- ▶ Los pronósticos siempre incluyen un error de estimación.
- ▶ Manejo ineficiente del stock.
- ▶ Sobrecostos y ruptura de stock.

- **Desafío:**

- ▶ Elaborar pronósticos de la demanda precisos.

- Las desviaciones normales de los pronósticos oscilan entre el 5 y 40%.
- Las limitaciones de los métodos cuantitativos y cualitativos en pronóstico de la demanda.
- Implementar una técnica de pronóstico automática.
- Paliar las debilidades de ambos métodos.

Según un estudio publicado en[FHB05]

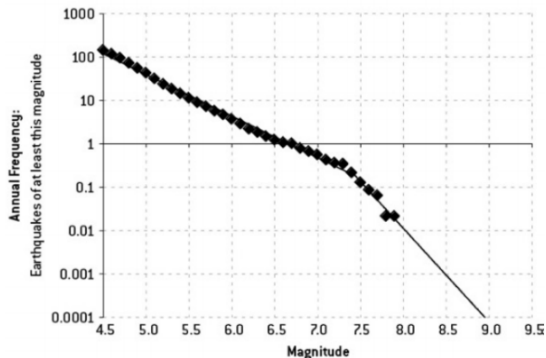
- Sobre **210 proyectos viales**, en **14 países**. Inversión total de **U\$\$ 59.000 millones**.
- En **9 de cada 10 proyectos ferroviarios** las previsiones de pasajeros fueron sobrestimadas con un promedio del 106%.
- En **1 de cada 2 proyectos de carreteras** la diferencia entre el tráfico real y el previsto fue $\pm 20\%$.



[FHB05] Bent Flyvbjerg and Mette K. Skamris Holm and Søren L. Buhl, "How (In)accurate Are Demand Forecasts in Public Works Projects?: The Case of Transportation".

Motivación

El terremoto en Fukushima [ST15]



- Modelo de pronóstico de terremotos. Estimación de terremoto de 9 Mw cada 13.000 años.



[ST15] Brian Stacey, "Fukushima: The Failure of Predictive Models" (2015).

- 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 de pronóstico de la demanda.
- ▶ Realizar 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 y validación con los distintos clasificadores.
- ▶ Evaluar y seleccionar los mejores clasificadores.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

- El proceso de compras es el eje central de esta actividad empresarial.
- La estimación de la cantidad o volumen de productos a adquirir para reponer el stock, es el componente vital de proceso de compras [JLF12].



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

Etapas del proceso de compra

- 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.** *Es ahí donde entra en juego el pronóstico de la demanda.*
- 6 Recibir los productos.
- 7 Pagar a los proveedores.

Definición

Técnica para estimar la cantidad de bienes o servicios que demandarán los consumidores en el futuro, basadas en el conocimiento del pasado [Cha06].



[Cha06] Chapman, S.N., "Planificación y control de la producción", Pearson Educación (2006).

TÉCNICAS DE PRONÓSTICOS DE LA DEMANDA

Métodos de pronósticos cualitativos

Son pronósticos subjetivos. Intervienen factores como: experiencia, intuición o emociones [VAH11].

Clasificación [HH08]:

- Opinión del Gerente
- Junta de opinión ejecutiva
- Consulta a la fuerza de ventas
- Encuesta en el mercado de consumo
- Método Delphi



[VAH11] Naim Caba Villalobos and Oswaldo Chamorro Altahona and Tomás José Fontalvo Herrera, "Gestión de la Producción y Operaciones" (2011).



[HH08] Frederick S. Hillier and Mark S. Hillier, "Métodos cuantitativos para administración" (2008).

Características [HH08]:

- Son métodos de pronósticos estadísticos.
- Están basados en datos históricos.
- Hay suposición intrínseca que las tendencias históricas continuarán.

Clasificación:

- Pronósticos de series de tiempo.
- Pronósticos causales.



[HH08] Frederick S. Hillier and Mark S. Hillier, "Métodos cuantitativos para administración" (2008).

Pronósticos de series de tiempo

- El método de pronóstico del último valor.

Pronóstico = último valor

- El método de pronóstico por promedios.

Pronóstico = promedio de todos los valores hasta la fecha

- El método de pronóstico de promedio móvil.

Pronóstico = promedio de los últimos n valores

n = número de periodos más recientes

- El método de pronóstico por suavizamiento exponencial.

$$\text{Pronóstico} = \alpha * (\text{último valor}) + (1-\alpha) * (\text{último pronóstico})$$

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

- El método de suavizamiento exponencial con tendencia.

$$\text{Pronóstico} = \alpha * (\text{último valor}) + (1-\alpha) * (\text{último pronóstico}) + \text{tendencia estimada}$$

$$\text{tendencia estimada} = \beta * (\text{última tendencia}) * (1-\beta) * (\text{estimación anterior})$$

$$\begin{aligned} \text{última tendencia} = & \alpha * (\text{último valor} - \text{penúltimo valor}) + \\ & (1-\alpha) * (\text{último pronóstico} - \text{penúltimo pronóstico}) \end{aligned}$$

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).

- Las variables independientes y la dependiente se encuentran en una relacion causa-efecto.
- Ejemplo: Mayor cantidad de ventas (efecto) por las promociones sobre varios productos (causa).

Una de las técnicas para resolver problemas de pronósticos causales es la *regresión lineal*.

$$y = a + bx$$

Donde se consideran varios indicadores clave como variables independientes, la ecuación presenta la siguiente forma:

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

El proceso de obtención de a y b_1, b_2, \dots, b_n puede ser también por el método de *mínimos cuadrados*.

BUSINESS INTELLIGENCE

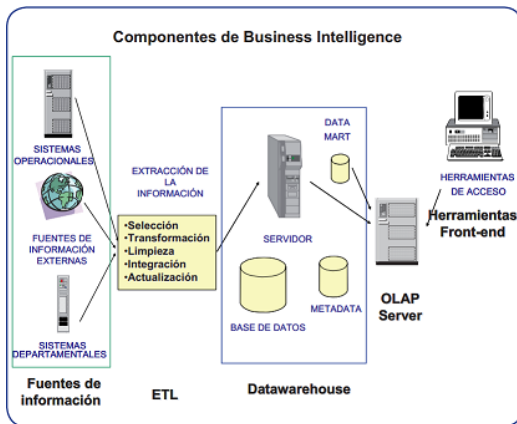
The Datawarehouse Institute propone la definicion:

“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.” [EH05]



[EH05] Wayne W. Eckerson and Cindi Howson, "Enterprise Business Intelligence: Strategies and Technologies for Deploying BI on an Enterprise Scale TDWI Report Series" (2005).

Componentes



Componentes de Business Intelligence [Can07]



[Can07] Josep Lluís Cano, "Busines Intelligence: Competir con información", ESADE, Banesto, Banesto Pyme (2007).

Los KPI o Indicadores Claves 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].



[Alv13] Marcos Alvarez, "Cuadro de Mando Retail", Profit (2013).

- Todos los KPI son indicadores, pero no todos los indicadores son KPI.
- Cada organización debe definir sus propios KPI según la actividad realizada.
- Pueden no ser exclusivamente del tipo financiero. Ejemplos: calidad del servicio, satisfacción de los clientes, capacitación de los vendedores, etc.
- Capacidad de comunicar resultados a las personas que forman parte del proyecto.

Aplicaciones de BI

Áreas de aplicación de BI	Casos de uso
Empresas Retail	Análisis de transacciones de clientes. Determinar productos más vendidos, promociones, hábitos de compras. Uso de datos históricos para pronosticar la demanda.
Gestión de Pedidos	Pedido y reposición.
Bancos, Financieras y Valores	Análisis de rentabilidad del cliente. Gestión de créditos.

Aplicaciones de BI

Áreas de aplicación de BI	Casos de uso
Transporte	Aerolíneas. Analizar conductas, tarifas abonadas, respuestas a promociones, canje de millas, categorías de los pasajeros frecuentes.
Educación	Universidades y Colegios. Análisis del proceso de admisión de alumnos.
Salud	Analizar los resultados, identificar tendencias, detectar patrones para mejorar el desempeño clínico. Monitorear iniciativas de calidad y programas de atención.
Telecomunicaciones	Perfil y segmentación de clientes. Previsión de la demanda del cliente.

MACHINE LEARNING

Machine Learning

La “Prueba de Turing” (Alan Turing 1950) [Tur50].

El desafío ya no está en construir un agente inteligente total, sino mas bien buscar que un computador tenga capacidades como [RN04]:

- 1 Procesamiento del lenguaje natural.
- 2 Representación del conocimiento.
- 3 Razonamiento automático.
- 4 **Aprendizaje automático (Machine Learning).**
- 5 Visión computacional.
- 6 Robótica.



[Tur50] Alan Turing, "Computing Machinery and Intelligence", Mind 49: 433-460 (1950).



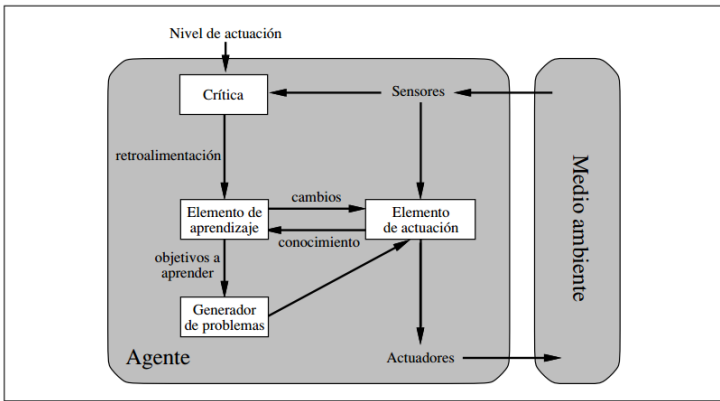
[RN04] Stuart Russell and Peter Norvig, "Inteligencia Artificial. Un Enfoque Moderno. Segunda Edición", PEARSON EDUCACIÓN, S.A. (2004).

Arthur Samuel define (1959) [Sam59]:
Machine Learning es un campo de estudio que da a las computadoras la capacidad de aprender a resolver problemas, sin ser explícitamente programadas.



[Sam59] Arthur Samuel, "Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checker", IBM Journal 3, 211-229 (1959).

Modelo general de un agente



Modelo general para agentes que aprenden [RN04].



[RN04] Stuart Russell and Peter Norvig, "Inteligencia Artificial. Un Enfoque Moderno. Segunda Edición", PEARSON EDUCACIÓN, S.A. (2004).

- Reconocimiento facial de Facebook.
- Reconocimiento de voz de Google.
- Reconocimiento de caracteres manuscritos.
- Sistemas de recomendación en Amazon, Netflix, Facebook.

Tipos de aprendizaje automático

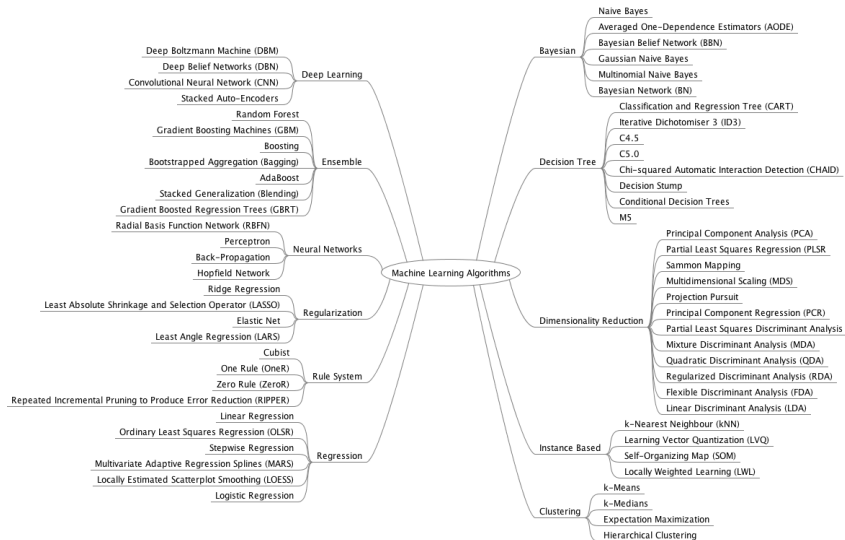
Se pueden agrupar conforme a la información que poseen o que pueden llegar a poseer o el tipo de retroalimentación disponible:

- Aprendizaje supervisado (*Supervised Learning*)
 - ▶ Conjunto de datos de entrenamiento que constituyen las respuestas correctas conocidas o “ejemplos”.
 - ▶ Aprender una función $Y = f(X)$ que mapee la salida desde la entrada lo mejor que se pueda.

- Aprendizaje no supervisado (*Unsupervised Learning*)
 - Datos de entrenamiento (ejemplos) que no tienen respuestas correctas conocidas.
 - Los algoritmos buscan estructuras presentes.

- Aprendizaje por refuerzo (*Reinforcement Learning*)
 - ▶ Aprende cómo se comporta el entorno mediante recompensas (*refuerzos*) o castigos.
 - ▶ El objetivo es aprender la función de valor que maximice la señal de recompensa y así optimice sus políticas.

Algoritmos de aprendizaje automático



Agrupación de algoritmos de aprendizaje automático.

Dado un patrón x extraído de un dominio X , estimar qué valor asumirá una variable aleatoria asociada $y \in \{1, 2, 3.., N\}$.

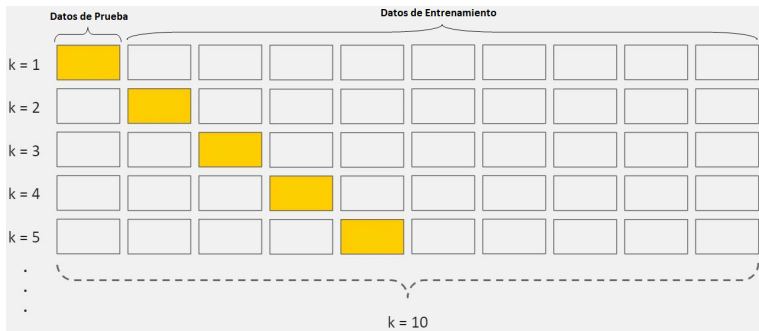
Componentes:

- Instancias.
- Atributos.
- Etiquetas.
- Conjunto de entrenamiento.
- Conjunto de prueba.

Técnicas de evaluación para aprendizaje supervisado

La evaluación es la clave para lograr avances reales en el aprendizaje automático.

- Hold-out validation - Porcentaje de retención
 - ▶ Un conjunto de entrenamiento (generalmente el 70%) y un conjunto de prueba (el otro 30%).
- K-fold cross-validation - Validación cruzada de K iteraciones



Métricas de desempeño para problemas de clasificación

Porcentaje de acierto: es la métrica más fácil y simple, pero no dice sobre la distribución subyacente de los valores de respuesta, ni dice qué "tipos" de errores se está cometiendo.

$$\text{Porcentaje de acierto} = \frac{\text{Número de predicciones correctas}}{\text{Número total de predicciones realizadas}} \times 100$$

Matriz de confusión

		Predicted class	
		P	N
Actual Class	P	True Positives (TP)	False Negatives (FN)
	N	False Positives (FP)	True Negatives (TN)

Matriz de confusión para clasificación binaria.

Métricas de desempeño para problemas de clasificación

- Exactitud: ¿con qué frecuencia es correcto el clasificador?.

$$\text{Exactitud} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

- Precisión: ¿Cuán “preciso” es el clasificador al predecir instancias positivas?.

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP+FP}$$

- Sensibilidad: ¿Qué tan “sensible” es el clasificador para detectar instancias positivas?. También conocido como True Positive Rate or Recall.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP+FN}$$

Métricas de desempeño para problemas de clasificación

- Medida F: puede interpretarse como un promedio ponderado de la precisión y sensibilidad, donde alcanza su mejor valor en 1 y el peor en 0.

$$\text{Medida } F = \frac{2 * \text{Sensibilidad} * \text{Precision}}{(\text{Sensibilidad} + \text{Precision})}$$

- Estadística Kappa: el coeficiente kappa de Cohen (κ) es una estadística que mide el acuerdo entre evaluadores para los ítems cualitativos (categóricos). $Pr(a)$ es el acuerdo relativo observado entre examinadores y $Pr(e)$ es la probabilidad de que el acuerdo entre examinadores se deba al azar.

$$\kappa = \frac{Pr(a) - Pr(e)}{1 - Pr(e)}$$

- Ruido (*Noise*)

- ▶ Representa el componente “irreducible”, es una distorsión de los datos originales.
- ▶ Ejemplo: calibraciones defectuosas en sensores de medición.

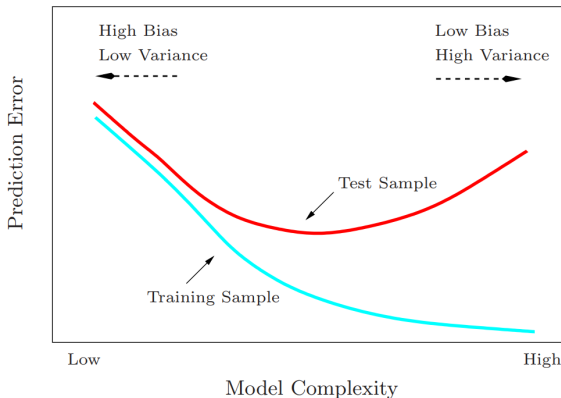
- Sesgo (*Bias*)
 - ▶ Conocido como “subajuste”: da un error de generalización con datos futuros.
 - ▶ La función de aprendizaje mapea pobremente los datos de entrenamiento.

- Varianza (*Variance*)

- ▶ La función aprende perfectamente la tendencia de los datos de entrenamiento.
- ▶ Conocida como “sobreajuste”: falla en la generalización con datos nuevos del futuro.

Complejidad del modelo y Curvas de aprendizaje

Complejidad



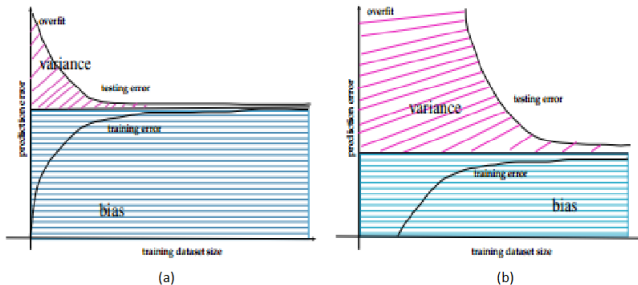
Complejidad del modelo [FHT01]



[FHT01] Friedman, Jerome and Hastie, Trevor and Tibshirani, Robert, "The elements of statistical learning", Springer series in statistics New York (2001).

Complejidad del modelo y Curvas de aprendizaje

Curvas de aprendizaje



Curvas de aprendizaje.

Estado del arte

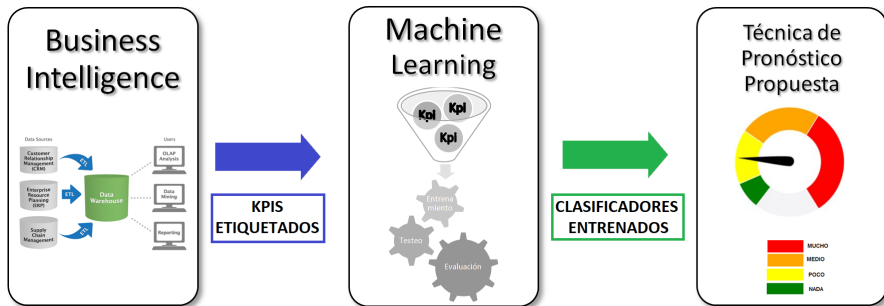
PROBLEMA	TÉCNICA DE SOLUCIÓN	RESULTADOS
Demanda diaria de productos alimenticios perecederos [HGS17]	<ul style="list-style-type: none">• ARIMA multivariante.	<ul style="list-style-type: none">• Aumenta la disponibilidad.• Disminuye la pérdida económica.
Demanda anual de gas natural para la ciudad de Sakarya en Turquía [AY16]	<ul style="list-style-type: none">• Suavizamiento exponencial de Holt-Winters.• ARIMA estacional.	<ul style="list-style-type: none">• Resultados satisfactorios.• Diferencias entre cada método son muy bajas.
Pronóstico a corto plazo de la llegada de turistas en la ciudad de Montenegro [Big12]	<ul style="list-style-type: none">• ARIMA estacional.	<ul style="list-style-type: none">• El modelo predijo un crecimiento de 7.25% en la llegada de turistas y hubo un crecimiento real de 8.74%.
Demanda en una cadena farmacéutica minorista (retail) Apollo Pharmacy que cuenta con 70 puntos de venta en la India [LAAS14]	<ul style="list-style-type: none">• Promedio Móvil.• Suavizamiento Exponencial Simple.• Suavizamiento Exponencial de Winters.	<ul style="list-style-type: none">• Para productos de demanda constante el método de Promedio Móvil tiene una mayor precisión.• Para productos estacionales el Suavizamiento Exponencial de Winters tiene mejor pronóstico

Estado del arte

PROBLEMA	TÉCNICA DE SOLUCIÓN	RESULTADOS
Demanda de agua urbana en la ciudad de Montreal [MA16]	<ul style="list-style-type: none">• Artificial Neural Network (ANN)• Support Vector Regression (SVR)• Extreme Learning Machine (ELM)• Multiple Linear Regression (MLR).	<ul style="list-style-type: none">• ELM resulta ser un método de aprendizaje eficiente cuando se trata de pronosticar a corto plazo
Demanda de estilos nunca antes vendidos y buscar un algoritmo que optimice combinaciones de precios [FLSL15]	<ul style="list-style-type: none">• Least Squares Regression.• Principal Components Regression.• Partial Least Squares Regression.• Multiplicative (power) Regression.• Semilogarithmic Regression.• Regression Trees.	<ul style="list-style-type: none">• Las ventas no disminuyen debido a la implementación de aumentos de precios recomendados por el algoritmo de optimización.• Los ingresos del grupo de prueba aumentaron en aproximadamente 9.7%.
Demanda del petróleo crudo importado en Taiwán [SLH14]	<ul style="list-style-type: none">• Multiple Linear Regression (MLR),• Support Vector Regression (SVR),• Artificial Neural Networks (ANN),• Extreme Learning Machine (ELM).• Modelos híbridos: MLR(sel)-ANN, MLR(sel)-SVR y MLR(sel)-ELM.	<ul style="list-style-type: none">• Los enfoques híbridos propuestos son más precisos que los de una sola etapa.• Los enfoques híbridos son capaces de predecir con mayor precisión la demanda de petróleo crudo.

MODELADO

Esquema general de solución



Esquema general de solución.

- Conjunto de productos de una empresa retail.
- El pronóstico de la demanda es por producto.
- Períodos de reposición de stock regulares.
- No se consideran productos estacionales.
- No se incluyen costos de inventario.

- Base de datos relacional Oracle 10g.
- Registros de ventas de productos alimenticios y artículos de limpieza.
- Datos comprendidos entre Nov-2013 a Oc-2016.
- Tabla de productos, Proveedores, Ventas Cabecera (301.316 registros), Ventas Detalle (981.402 registros) y Movimientos Stock.

- **Tabla de Productos:**

- ▶ Datos del proveedor con valores nulos.
- ▶ Artículos con valores sin costo, con costo mayor al precio de venta, y con precio de venta iguales a cero.

- **Tabla de Ventas Cabecera:**

- ▶ Registros sin los datos del cliente asignados.

- **Tabla de Ventas Detalle:**

- ▶ Registros de detalles donde los valores de costo eran iguales a cero y registros con costo unitario mayor al precio de venta.

- Tablas de Hechos.

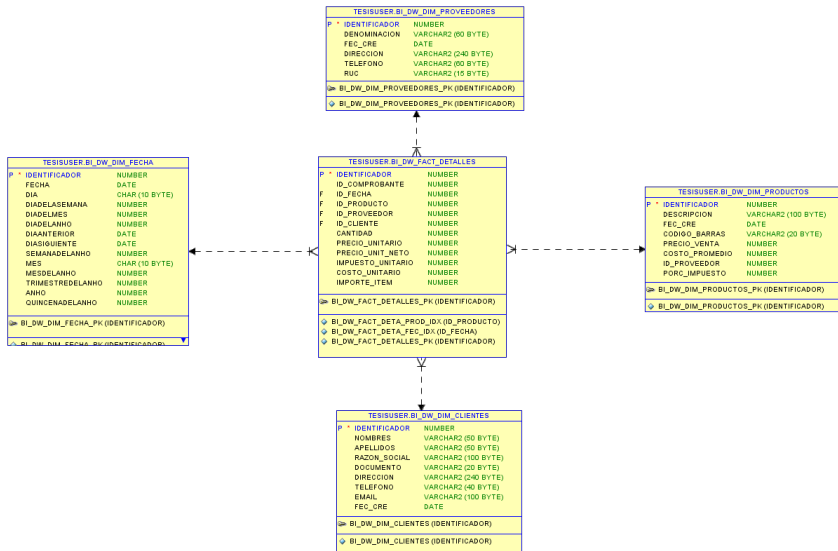
- ▶ Cabecera.
- ▶ Detalle.
- ▶ Stock.

- Dimensiones.

- ▶ Fecha.
- ▶ Productos.
- ▶ Proveedores.
- ▶ Clientes.





Modelado BI

Esquema Hechos Detalles



Modelado BI

Tabla Hechos Detalles

TESISUSER.BI_DW_FACT_DETALLES		
P *	IDENTIFICADOR	NUMBER
	ID_COMPROBANTE	NUMBER
F	ID_FECHA	NUMBER
F	ID_PRODUCTO	NUMBER
F	ID_PROVEEDOR	NUMBER
F	ID_CLIENTE	NUMBER
	CANTIDAD	NUMBER
	PRECIO_UNITARIO	NUMBER
	PRECIO_UNIT_NETO	NUMBER
	IMPUESTO_UNITARIO	NUMBER
	COSTO_UNITARIO	NUMBER
	IMPORTE_ITEM	NUMBER
 BI_DW_FACT_DETALLES_PK (IDENTIFICADOR)		
 BI_DW_FACT_DETA_PROD_IDX (ID_PRODUCTO)		
 BI_DW_FACT_DETA_FEC_IDX (ID_FECHA)		
 BI_DW_FACT_DETALLES_PK (IDENTIFICADOR)		

Definición de KPI

- Ticket Medio

$$TM = \frac{\text{Cantidad Vendida Periodo}}{\text{Total Tickets Periodo}}$$

- Cifra de Ventas

$$CV = \text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Periodo}$$

- Margen Comercial

$$MC = \frac{(\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Periodo}}{\text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Periodo}} * 100$$

- Rotación de Stock

$$RS = \frac{\text{Total Ventas Periodo}}{\left(\frac{\text{Stock Inicial Periodo} + \text{Stock Final Periodo}}{2} \right)}$$

- Coeficiente de Rentabilidad

$$CR = ((\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Periodo}) * RS$$

- Cobertura de Stock

$$CS = \frac{\text{Stock Actual Periodo}}{\text{Promedio Cantidad Venta Ultimos N Periodos}}$$

Se obtiene los valores de KPI por cada producto y periodo, mediante codificación de sentencias SQL sobre los datos del datawarehouse.

- Periodos
 - Semanal
 - Quincenal
 - Mensual

- A cada tupla de KPI se le asigna una etiqueta entre las siguientes *“Nada”*, *“Poco”*, *“Medio”* o *“Mucho”*.
- El etiquetado es uno de los puntos focales para el aprendizaje automático.
- La asignación de las etiquetas debe ser realizada y revisada por el experto del área de compras.

El etiquetado fue realizado en forma empírica, sin la intervención de un experto por la dificultad de contar con una persona especializada en el área.

Asignación de etiquetas

Ejemplo de etiquetas asignadas

KPI TIKET MEDIO	KPI CIFRA VENTAS	KPI MARGEN COMERCIAL	KPI ROTACION STOCK	KPI COEF RENTABILIDAD	KPI COBERTURA STOCK	RESULTADO
4667	28000	12008	0.483	5797	2.571	Mucho
4000	4000	1715	0.061	104	3.4	Nada
4000	20000	8577	0.27	2318	4.364	Nada
4000	16000	6862	0.211	1445	4.846	Nada
4000	8000	3431	0.125	429	5.1	Nada
4000	20000	8577	0.4	3431	4.091	Medio
6000	12000	5146	0.353	1816	2.727	Nada
4000	12000	5146	0.353	1816	2.1	Nada
5600	28000	12008	1.077	12932	2.727	Medio

Etiquetado para periodo semanal.

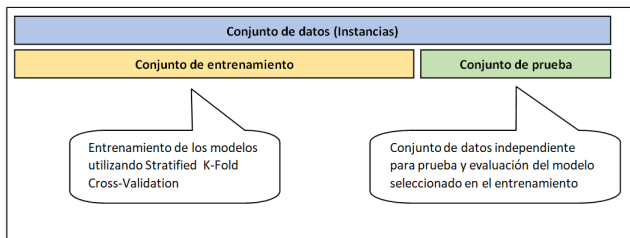
EXPERIMENTOS

Business Intelligence provee tres conjuntos de datos independientes que se corresponden con los períodos de análisis.

- **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.

Entrenamiento, testeo y evaluación

- El conjunto de entrenamiento se basa en el 70% de las instancias y el conjunto de prueba corresponde al 30% restante.
- Estrategia utilizada en el curso The Machine Learning Masterclass [Sci16], un curso moderno de Machine Learning para proyectos de análisis predictivo.



Esquema de entrenamiento y prueba.

Entrenamiento, testeo y evaluación

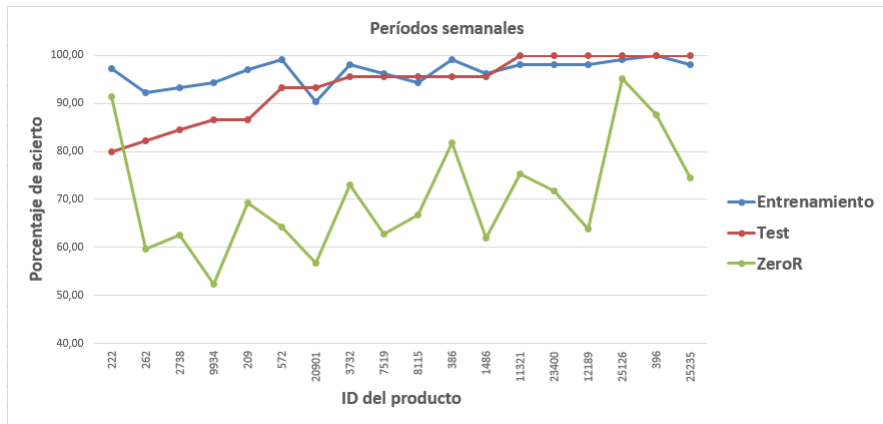
Pseudocódigo para el proceso de clasificación

```
for cada período 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);  
            validar clasificador(stratified k-folds cross-validation);  
            obtener métricas de validación;  
        endfor;  
        criterios de línea de base(ZeroR, criterios del experto);  
        seleccionar mejor clasificador(max(Kappa));  
        evaluar mejor clasificador(conjunto de testeo);  
        guardar clasificador;  
    endfor;  
endfor;
```

RESULTADOS

Análisis del desempeño

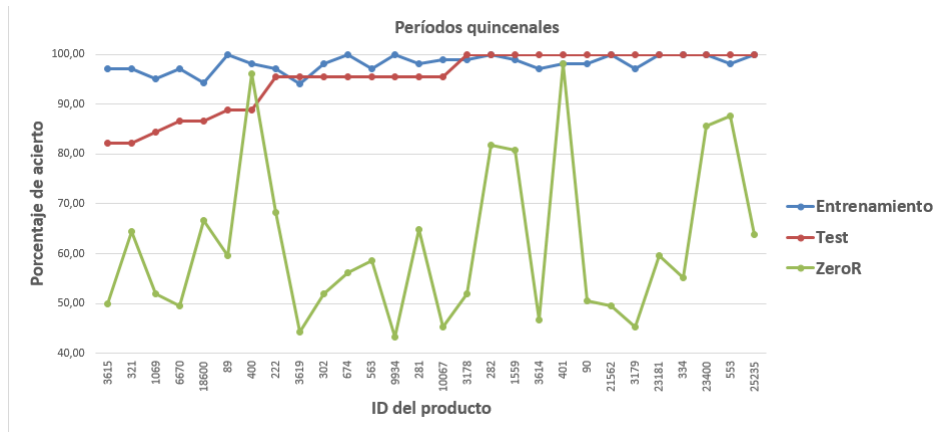
Periodo Semanal



Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos semanales.

Análisis del desempeño

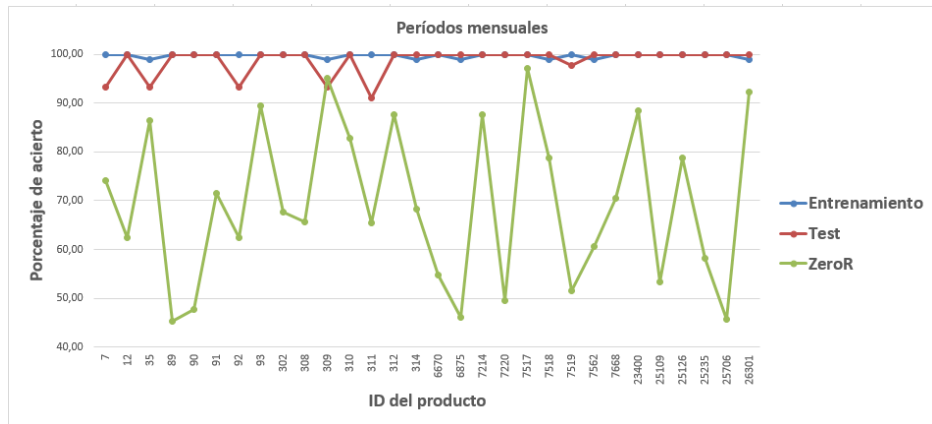
Periodo Quincenal



Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos quincenales.

Análisis del desempeño

Periodo Mensual

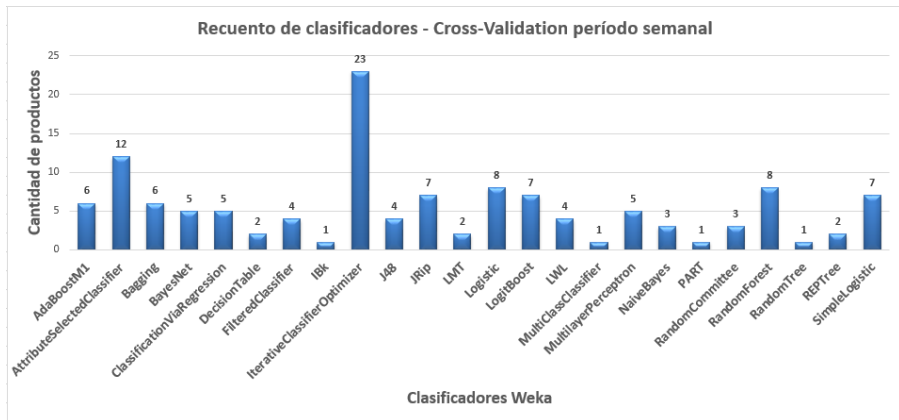


Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos mensuales.

Análisis del desempeño

Recuento de clasificadores - Periodo Semanal

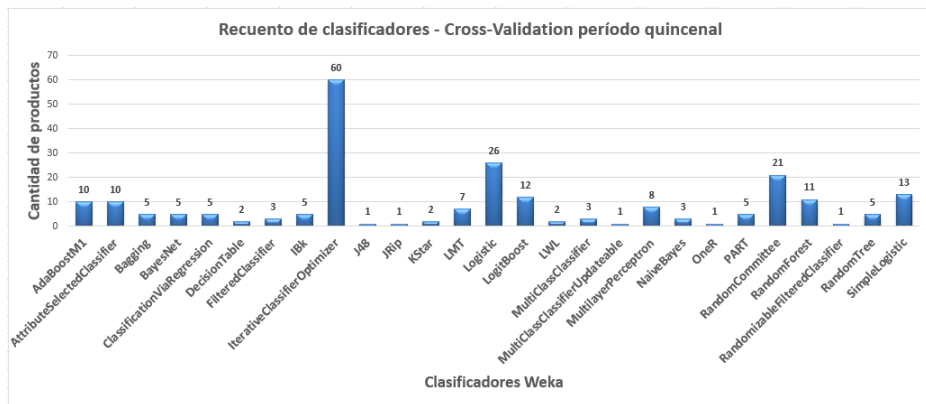
Por cada producto y período de análisis se elige como clasificador aquel que haya alcanzado el mayor valor de *Kappa*.



Conteo de clasificadores para períodos semanales.

Análisis del desempeño

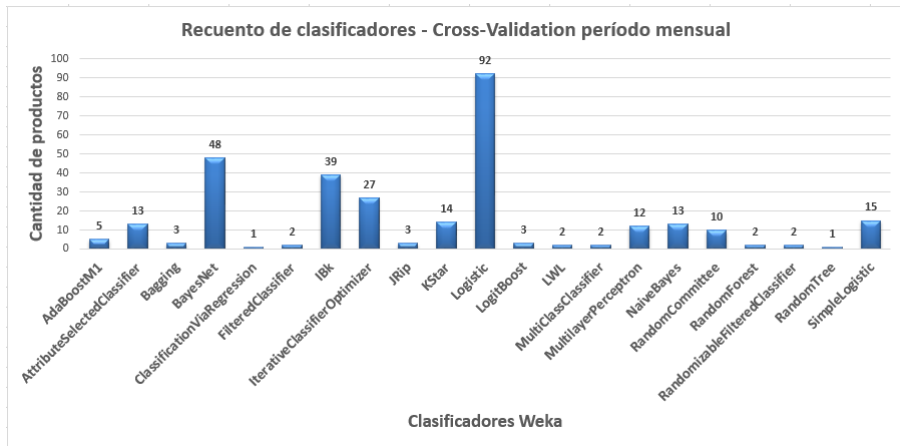
Recuento de clasificadores - Periodo Quincenal



Recuento de clasificadores para períodos quincenales.

Análisis del desempeño

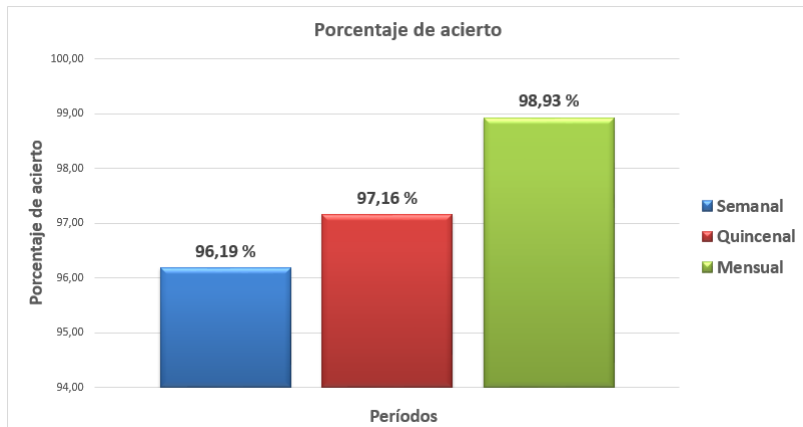
Recuento de clasificadores - Periodo Mensual



Recuento de clasificadores para períodos mensuales.

Análisis del desempeño

Porcentajes de acierto por periodo



Promedio de porcentaje de aciertos para los tres períodos de análisis

Técnica de solución propuesta

Pseudocódigo para el pronóstico de la demanda

```
for cada próximo período a pronosticar {mensual,quincenal,semanal}:  
  for cada producto:  
    obtener KPIs del período actual finalizado;  
    ejecutar su mejor clasificador (KPIs);  
    obtener etiqueta {nada,poco,medio,mucho}  
    extrapolar a valores continuos(criterio experto);  
  endfor;  
endfor;
```

- La elección del período es una decisión estratégica a nivel gerencial.
- Depende del sector y tamaño de la empresa, tipos de productos y otros criterios.
- Para períodos de tiempo muy cercanos (1, 2 y 4 semanas) no se observan diferencias significativas en los porcentajes de aciertos.

- Por practicidad y generalidad se eligió un enfoque de problema de clasificación.
- El etiquetado proporciona mayor flexibilidad al sistema y un entorno más controlable.
- La flexibilidad del sistema permitió emular la opinión del experto en compras y encontrar una cantidad eficiente de etiquetas.

CONCLUSIONES

- Se obtuvieron altas tasas de aciertos, haciendo pruebas exhaustivas con varios algoritmos de clasificación y validando con un método ampliamente aceptado.
- Con la técnica propuesta se logran errores menores al 5% por cada producto.
- Se pretende que esta técnica se convierta en una herramienta de apoyo en la toma de decisiones del gerente de compras en el proceso de reposición de stock.

- Definiciones de KPI adaptados para la medición del rendimiento de productos individuales.
- Esquema básico y automatizado para el etiquetado de las instancias.
- Técnica de pronóstico de la demanda de productos para reposición de stock.

- Incorporar KPIs referentes a otros procesos de negocios.
- Asignación por parte del experto en compras de valores continuos a la clase de las instancias.
- Etiquetado basado en clustering (aprendizaje no supervisado) con la aprobación del experto en compras.

- Optimizar los algoritmos de aprendizaje mediante el ajuste de los parámetros (*Tuning parameters*).
- Incluir costos asociados a un producto (costos de almacenamiento, seguro, mantenimiento, etc.).
- Desarrollar un software SaaS (Software as a Service) que provea un servicio de pronóstico de la demanda.



¡MUCHAS GRACIAS!