

Pronóstico de la demanda en empresas retail

Técnica basada en Business Intelligence y Machine Learning

Raúl Benítez - Alberto Garcete

Tutores: PhD. Diego P. Pinto Roa - Ing. Aditardo Vázquez

Universidad Nacional de Asunción - Facultad Politécnica

Agosto 2018





Agenda

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

1 *Problema*

2 *Motivación*

3 *Conceptos*

4 *Modelado*

5 *Experimentos*

6 *Resultados*

7 *Conclusiones*



Pronósticos

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

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

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- **Meteorología:** pronóstico del clima.
- **Deportes:** pronóstico de resultado de eventos deportivos.
- **Turismo:** pronóstico de cantidad de turistas.
- **Bolsa de Valores:** pronóstico de rendimiento de acciones, tasas de cambio.
- **Energía:** pronóstico de consumo de energía eléctrica, gas natural.
- **Retail:** pronóstico de la demanda de productos/servicios.



Pronóstico de la Demanda en empresas retail

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

■ 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.



Motivación

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- 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.



Motivación

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Según un estudio publicado en [5]
 - Basados en 210 proyectos de infraestructura vial, en 14 países.
 - Una 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 $\pm 20\%$.
- El caso Fukushima [13]
 - El método de pronóstico de terremotos fue un modelo de regresión lineal, con datos de los últimos 400 años.
 - El modelo indicaba que cada 13.000 años ocurriría un terremoto de 9 grados.
 - La planta nuclear de Fukushima fue construida para soportar un terremoto de 8.6 grados.
 - El pronóstico falló debido a un sobreajuste del modelo, ya que luego de 300 años ocurrió el terremoto de 9 grados.



Objetivos

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

■ 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 en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA



Administración de Compras

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Términos utilizados indistintamente:

- *Compras, adquisiciones, logística, abastecimiento.*
- *Administración de materiales, administración del suministro y administración de la cadena de suministro.*

Administración de compras

- El proceso de adquisición es el eje central de esta actividad empresarial.
- Estimación de la cantidad o volumen de productos a adquirir para reponer el stock [8].



Etapas del proceso de compra

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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



Pronóstico de la demanda

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Definición

Técnica utilizada para estimar la cantidad de bienes o servicios que los consumidores demandarán en el futuro, basadas en el conocimiento del pasado [3].



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

TÉCNICAS DE PRONÓSTICOS DE LA DEMANDA



Métodos de pronósticos cualitativos

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Son pronósticos subjetivos ya que intervienen factores como: experiencia, intuición o emociones [16].

Las principales técnicas cualitativas [7]:

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



Métodos de pronósticos cuantitativos

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Características de estos métodos [7]:

- Métodos de pronósticos estadísticos.
- Basados en datos históricos.
- Suposición que las tendencias históricas continuarán.
- Son capaces de anticipar la demanda futura.

En general, los métodos cuantitativos se clasifican en técnicas de:

- Pronósticos de series de tiempo.
- Pronósticos causales.



Pronósticos de series de tiempo

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- El método de pronóstico del último valor.

$$\text{Pronóstico} = \text{último valor} \quad (1)$$

- El método de pronóstico por promedios.

$$\text{Pronóstico} = \text{promedio de todos los valores hasta la fecha} \quad (2)$$

- El método de pronóstico de promedio móvil.

$$\text{Pronóstico} = \text{promedio de los últimos } n \text{ valores} \quad (3)$$

donde:

n = número de periodos más recientes



Pronósticos de series de tiempo

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- El método de pronóstico por suavizamiento exponencial.

$$\text{Pronóstico} = \alpha * (\text{último valor}) + (1-\alpha) * (\text{último pronóstico}) \quad (4)$$

donde:

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

- El método de suavizamiento exponencial con tendencia.

$$\text{Pronóstico} = \alpha * (\text{último valor}) + (1-\alpha) * (\text{último pronóstico}) + \text{tendencia estimada} \quad (5)$$

donde:

$$\text{tendencia estimada} = \beta * (\text{última tendencia}) * (1-\beta) * (\text{estimación anterior}) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{última tendencia} = & \alpha * (\text{último valor} - \text{penúltimo valor}) + \\ & (1-\alpha) * (\text{último pronóstico} - \text{penúltimo pronóstico}) \end{aligned} \quad (7)$$

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).



Pronósticos causales

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Variables con relación causa-efecto
- Proyección de la cantidad de interés (la variable dependiente) sobre una o más cantidades (las variables independientes).
- Ejemplo: Mayor cantidad de ventas por las promociones sobre varios productos.

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

$$y = a + bx \quad (8)$$

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

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (9)$$

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



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

BUSINESS INTELLIGENCE



Business Intelligence

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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”[4]

Componentes

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

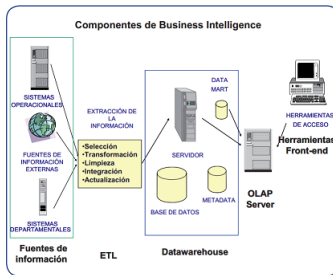
Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones



Componentes de Business Intelligence[2]

- Fuentes de información.
- Extracción, transformación y Carga.
- Datawarehouse.
- OLAP.
- Herramientas de BI.



Indicadores Claves de Rendimiento

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R. Benítez
A. Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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. [1]



Características de los KPI

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Todos los KPI son indicadores, pero no todos los indicadores son KPI.
- Cada organización debe definir sus propios KPI según la actividad realizada.
- Los KPI pueden no ser exclusivamente del tipo financiero. Ejemplos: calidad del servicio, satisfacción de los clientes, capacitación de los vendedores, etc.
- 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.



Aplicaciones de BI

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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.
Inventario	Planificación de Inventarios.
Gestión de Pedidos	Pedido y reposición.
Bancos, Financieras y Valores	Análisis de rentabilidad del cliente. Gestión de créditos. Atención en sucursales: Mejorar el servicio y la atención al cliente.



Aplicaciones de BI

Pronóstico de la demanda en empresas retail

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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 de la empresa.
Educación	Universidades y Colegios. Análisis del proceso de admisión de 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.
Telecomunicaciones	Perfil y segmentación de clientes. Previsión de la demanda del cliente.



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

MACHINE LEARNING



Machine Learning

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

La “Prueba de Turing” (Alan Turing 1950) [15].

El desafío ya no está en construir un agente inteligente total, sino mas bien buscar que un computador tenga capacidades como [10]:

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



Definición

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Arthur Samuel define (1959) [11]:

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

Definición propuesta por Tom Mitchell (1998):

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 .

Modelo general de un agente

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

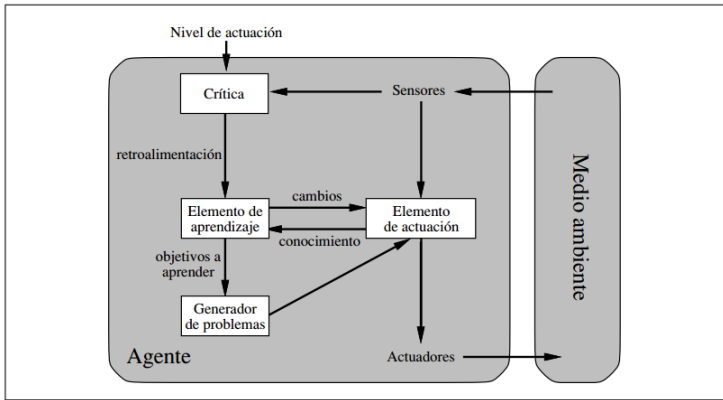
Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones



Modelo general para agentes que aprenden [10].



Aplicaciones

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Reconocimiento facial de Facebook.
- Kinect para Xbox 360.
- Reconocimiento de voz de Google.
- Reconocimiento de caracteres manuscritos.
- Sistemas de recomendación en Amazon, Netflix, Facebook.



Tipos de aprendizaje automático

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Los algoritmos de aprendizaje automático se pueden agrupar conforme a la información que poseen o que pueden llegar a poseer o el tipo de retroalimentación disponible para el aprendizaje:

- Aprendizaje supervisado (*Supervised Learning*)
 - Variables de entrada (X) y una variable de salida (Y).
 - Algoritmo y un 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.
 - Problemas del tipo clasificación o regresión.



Tipos de aprendizaje automático

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R. Benítez
A. Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

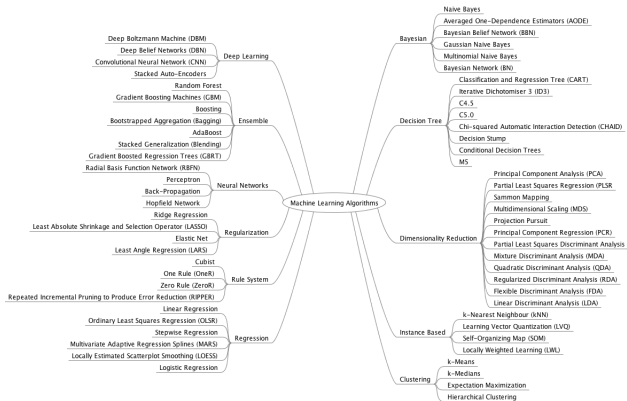
Resultados

Conclusiones

- Aprendizaje no supervisado (*Unsupervised Learning*)
 - Hay variables de entrada (X) pero no hay correspondiente variable de salida (Y).
 - Algoritmo y datos de entrenamiento (ejemplos) que no tienen respuestas correctas conocidas.
 - Los algoritmos buscan estructuras presentes.
 - Problemas de agrupamiento (clustering) y asociación (association).
- Aprendizaje por refuerzo (*Reinforcement Learning*)
 - El más general entre las tres categorías.
 - 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.
 - Los tres métodos principales son: Programación Dinámica, los métodos de Monte Carlo y el aprendizaje de Diferencias Temporales [14].

Algoritmos de aprendizaje automático

Los algoritmos de aprendizaje automático se pueden agrupar según la similitud en términos de su forma o función. No hay un consenso general de cómo agrupar los algoritmos de Machine Learning en términos de su función o de cómo trabajan.



Pronóstico de la demanda en empresas retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones



Clasificación multiclase

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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

Para resolver problemas de clasificación multiclase, es necesario conocer los componentes esenciales que la forman:

- **Instancias:** cada instancia es un ejemplo individual e independiente del concepto que se debe aprender.
- **Atributos:** las instancias son caracterizadas mediante los valores de un conjunto predeterminado de atributos..
- **Etiquetas:** los atributos nominales a veces se llaman categorizados, enumerados o discretos.
- **Conjunto de entrenamiento:** el grupo de ejemplos utilizados en el proceso de entrenamiento de los algoritmos de aprendizaje automático.
- **Conjunto de prueba:** conjunto de datos que no desempeñó ningún papel en la formación del clasificador.
- **Algoritmos de clasificación multiclase:** algoritmos de machine learning que soportan problemas de clasificación multiclase.



Técnicas de evaluación para aprendizaje supervisado

Pronóstico de la demanda en empresas retail

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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%).
 - Puede contribuir a una evaluación imparcial.
- K-fold cross-validation - Validación cruzada de K iteraciones
 - Dividir los datos en un número de particiones iguales, con 10 se obtiene una buena estimación de error.
 - Cada modelo ha sido entrenado y probado en un subconjunto diferente de datos.
 - Se combinan estos modelos y se promedian sus pesos para estimar un modelo predictivo final.
- Bootstrap resampling



Métricas de desempeño para problemas de clasificación

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Para predecir el rendimiento de un clasificador necesitamos evaluar su tasa de error en un conjunto de datos que no desempeñó ningún papel en la formación del clasificador.

- 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.

$$\text{Porcentaje de acierto} = \frac{\text{Número de predicciones correctas}}{\text{Número total de predicciones realizadas}} \times 100 \quad (10)$$

Matriz de confusión

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



Métricas de desempeño para problemas de clasificación

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (11)$$

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

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

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

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$



Métricas de desempeño para problemas de clasificación

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Especificidad: ¿Qué tan “específico” (o “selectivo”) es el clasificador en predecir las instancias negativas?.

$$\text{Especificidad} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (14)$$

- 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.

$$\text{Medida F} = \frac{2 * \text{Sensibilidad} * \text{Precisión}}{(\text{Sensibilidad} + \text{Precisión})} \quad (15)$$

- Estadística Kappa: $Pr(a)$ es el acuerdo observado relativo entre los observadores y $Pr(e)$ es la probabilidad hipotética de acuerdo al azar utilizando los datos observados para calcular las probabilidades de que cada observador clasifique aleatoriamente cada categoría.

$$\kappa = \frac{Pr(a) - Pr(e)}{1 - Pr(e)} \quad (16)$$



Componentes de los errores de predicción

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Los errores de predicción en los modelos de aprendizaje automático tienen tres componentes:

- Ruido (*Noise*)
 - Representa el componente “irreducible” de error de generalización en una función.
 - Es una distorsión de los datos originales, presente en casi cualquier problema del mundo real.
 - Ejemplo: calibraciones defectuosas en sensores de medición.



Componentes de los errores de predicción

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R. Benítez
A. Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

■ Sesgo (*Bias*)

- Sesgo en la estimación: una mala estimación de su exactitud sobre futuros ejemplos.
- Sesgo conocido como “subajuste”: da un error de generalización con datos futuros. La función de aprendizaje mapea pobremente los datos de entrenamiento.
- En estadística: la diferencia al cuadrado entre el verdadero valor y el valor esperado.

■ Varianza (*Variance*)

- La función seleccionada aprende casi perfectamente la tendencia de los datos del ejemplo de entrenamiento.
- Varianza conocida como “sobreajuste”: falla en la generalización con datos nuevos del futuro.
- Cuanto menor es el conjunto de ejemplos de prueba, mayor es la varianza esperada [9].



Complejidad del modelo y Curvas de aprendizaje

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

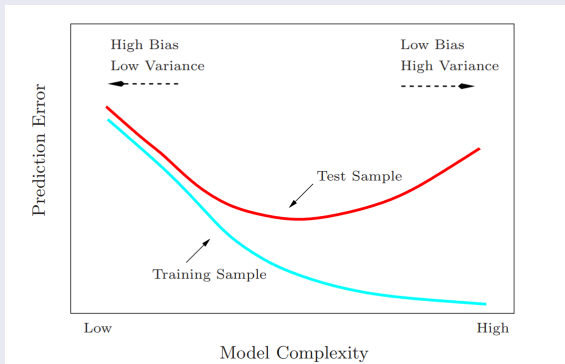
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Complejidad



Complejidad del modelo [6]

Complejidad del modelo y Curvas de aprendizaje

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R. Benítez
A. Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

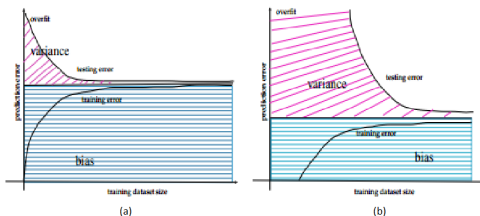
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Curvas de aprendizaje



Curvas de aprendizaje.



Estado del arte

Pronóstico de la demanda en empresas retail

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

PROBLEMA	TECNICA DE SOLUCION	RESULTADOS
Pronóstico de la demanda diaria de productos alimenticios perecederos [Huber2017]	Se plantea la solución 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
Previsión de la demanda anual de gas natural para la ciudad de Sakarya en Turquía [#Akpınar2016]	Para el análisis utilizaron y compararon tres métodos estadísticos estacionales univariados, descomposición de series de tiempo, suavizamiento exponencial de Holt-Winters y método de promedio móvil integrado autorregresivo estacional	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 en las tasas de error
Pronóstico a corto plazo de la llegada de turistas y pernотaciones turísticas en la ciudad de Montenegro [#Bigovic2012]	La solución planteada consiste en construir un modelo ARIMA estacional utilizando la metodología de Box-Jenkins	Los resultados muestran excelentes resultados en las predicciones. 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 pernотaciones es de alrededor del 8.42 % más que el año anterior. Con datos reales de llegadas de turistas hubo un crecimiento del 8.74% mientras que para las pernотaciones de turistas hubo un crecimiento del 10.16%
Pronóstico de la demanda en una cadena farmacéutica minorista (retail) Apollo Pharmacy que cuenta con 70 puntos de venta en la India [#LakshmiAnusha2014]	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.	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



Estado del arte

Pronóstico de la demanda en empresas retail

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

PROBLEMA	TÉCNICA DE SOLUCIÓN	RESULTADOS
Demanda de agua urbana en la ciudad de Montreal [#Mouatadid2016]	Se comparan cuatro modelos de pronóstico: Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Regression (SVR) y Extreme Learning Machine (ELM) y el tradicional Multiple Linear Regression (MLR).	En general, ELM resulta ser un método de aprendizaje eficiente cuando se trata de pronosticar a corto plazo
Estimar la demanda de estilos nunca antes vendidos y también buscan un algoritmo que optimice combinaciones de precios para que sirva como herramienta de apoyo diario en la toma de decisiones de precios y que maximice los ingresos de dichos primeros estilos de exposición [#Ferreira2015]	Los modelos probados fueron: Least Squares Regression, Principal Components Regression, Partial Least Squares Regression, Multiplicative (power) Regression, Semilogarithmic Regression y Regression Trees. Se dividió los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba. Se utilizó validación cruzada de cinco pasadas	Luego de poner en producción la herramienta las ventas no disminuyen debido a la implementación de aumentos de precios recomendados por el algoritmo de optimización de precios. Se logró un aumento en los ingresos del grupo de prueba en aproximadamente 9.7%
Pronóstico de la demanda del petróleo crudo importado (Imported Crude Oil - ICO) en Taiwán [#HybridSoft2014]	Como solución se propone un modelo híbrido de dos etapas. Se combinan los siguientes algoritmos: Multiple Linear Regression (MLR), Support Vector Regression (SVR), Artificial Neural Networks (ANN), y Extreme Learning Machine (ELM). Los 3 modelos híbridos utilizados son: MLR(sel)-ANN, MLR(sel)-SVR y MLR(sel)-ELM.	Los resultados mostraron que los enfoques híbridos propuestos son más precisos que los de una sola etapa, por lo tanto son capaces de predecir con mayor precisión la demanda de petróleo crudo en Taiwán.



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

MODELADO

Propuesta de solución

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

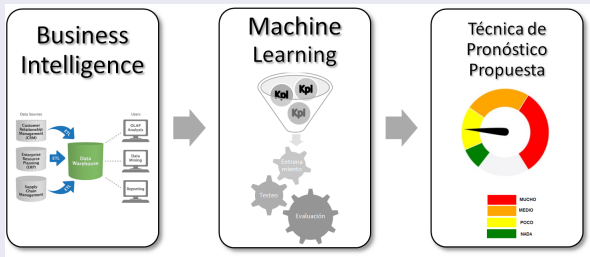
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Esquema general de solución



Esquema general de solución.



Delimitaciones

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Conjunto de productos de la empresa retail *MARKETPLUS S.A.*
- Problema de pronóstico de la demanda para reposición de stock, por producto.
- Stock con períodos de reposiciones regulares.
- No se consideran productos estacionales.
- No incluyen datos relacionados a costos de inventario.



Modelado BI

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Fuentes de Información

- Base de datos relacional Oracle 10g.
 - Operaciones transaccionales de una empresa retail dedicada a la venta de productos alimenticios y artículos de limpieza.
 - Datos de la operaciones comprendidas entre noviembre de 2013 y octubre de 2016.
 - Principales tablas consideradas.
 - Tabla de Productos
 - Tabla de Proveedores
 - Tabla de Ventas Cabecera (301.316 registros)
 - Tabla de Ventas Detalle (981.402 registros)
 - Tabla de Movimientos Stock



Proceso ETL

- **Tabla de Productos:** se detectaron registros de artículos con las siguientes inconsistencias:
 - Datos del proveedor con valores nulos.
 - Artículos con valores de costo nulo.
 - Artículos con valores donde el costo eran mayor al precio de venta unitario.
 - Artículos cuyo precio de venta unitario era nulo.
- **Tabla de Ventas Cabecera:** se encontraron registros donde los datos del cliente eran nulos.
- **Tabla de Ventas Detalle:** se detectaron registros con las siguientes falencias:
 - Registros de detalles donde los valores de costo eran iguales a cero.
 - Registros de detalle donde el costo unitario eran mayores al precio de venta unitario.



Modelado BI

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Datawarehouse

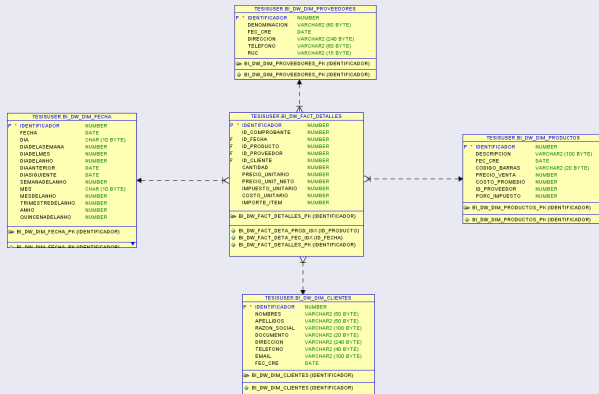
- Tablas de Hechos.
 - Tabla de hechos cabecera.
 - Tabla de hechos detalle.
 - Tabla de hechos Stock.
- Dimensiones.
 - Dimensión Fecha.
 - Dimensión Productos.
 - Dimensión Proveedores.
 - Dimensión Clientes.
 - Dimensión Cajas.

Modelado BI

Pronóstico de la demanda en empresas retail

Modelado

Esquema hechos detalles





Definición de KPI

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

■ Ticket Medio

$$TM = \frac{\text{Cantidad Vendida Periodo}}{\text{Total Tickets Periodo}} \quad (17)$$

■ Cifra de Ventas

$$CV = \text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Periodo} \quad (18)$$

■ Margen Comercial

$$MC = \frac{(\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Periodo}}{\text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Periodo}} * 100 \quad (19)$$

■ Rotación de Stock

$$RS = \frac{\text{Total Ventas Periodo}}{\left(\frac{\text{Stock Inicial Periodo} + \text{Stock Final Periodo}}{2} \right)} \quad (20)$$

■ Coeficiente de Rentabilidad

$$CR = ((\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Periodo}) * RS \quad (21)$$

■ Cobertura de Stock

$$CS = \frac{\text{Stock Actual Periodo}}{\text{Promedio Cantidad Venta Ultimos N Periodos}} \quad (22)$$



Obtención de los valores de KPI

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Se obtiene los valores de KPI por cada producto y periodo, mediante codificación de sentencias SQL que operan sobre los datos almacenados en el datawarehouse.

Periodos

- Semanal
- Quincenal
- Mensual



Asignación de etiquetas

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

A cada tupla de KPI se le debe asignar una sola etiqueta de 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.

Para el presente trabajo 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

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Ejemplo de etiquetas asignadas

KPI TIKET MEDIO	KPI CIFRA VENTAS	KPI MARGEN COMERCIAL	KPI ROTACION STOCK	KPI COEF RENTABILIDAD	KPI COBERTURA STOCK	CANTIDAD	AÑO	MES	SEMANA	RESULTADO
4667	28000	12008	0.483	5797	2.571	7	2013	12	49	Mucho
4000	4000	1715	0.061	104	3.4	1	2013	12	50	Nada
4000	20000	8577	0.27	2318	4.364	5	2013	12	51	Nada
4000	16000	6862	0.211	1445	4.846	4	2013	12	52	Nada
4000	8000	3431	0.125	429	5.1	2	2013	12	53	Nada
4000	20000	8577	0.4	3431	4.091	5	2014	1	1	Medio
6000	12000	5146	0.353	1816	2.727	3	2014	1	2	Nada
4000	12000	5146	0.353	1816	2.1	3	2014	1	3	Nada
5600	28000	12008	1.077	12932	2.727	7	2014	1	4	Medio

Etiquetado para periodo semanal.



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

EXPERIMENTOS



Datos de entrada de Machine Learning

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Business Intelligence provee tres conjuntos de datos independientes que se corresponden con los períodos de análisis. Corresponden a las instancias necesarias para el proceso de aprendizaje automático

Conjuntos 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.



Entrenamiento, testeo y evaluación

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

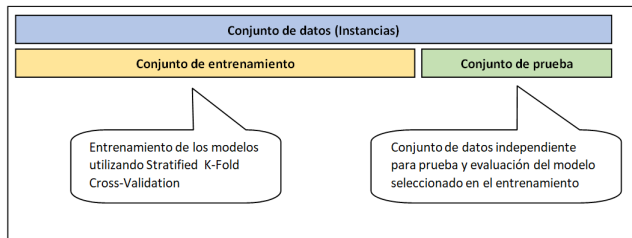
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- 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 [12], un curso moderno de Machine Learning para proyectos de análisis predictivo.



Esquema de entrenamiento y prueba.



Entrenamiento, testeo y evaluación

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

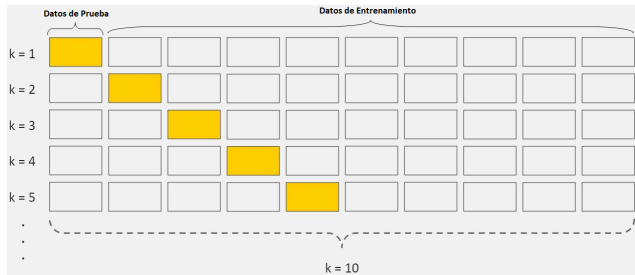
Experimentos

Resultados

Conclusiones

Validación

La validación se hace por el método Stratified k-fold Cross-Validation para un valor de k igual a 10 y las métricas de desempeño consideradas son el *Porcentaje de Acierto* y la *Estadística Kappa*.



Esquema general de iteraciones para 10-fold Cross-Validation.



Entrenamiento, testeo y evaluación

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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 u otro);  
        seleccionar mejor clasificador (max(Kappa));  
        evaluar mejor clasificador (conjunto de testeo);  
        guardar clasificador;  
    endfor;  
endfor;
```



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

RESULTADOS



Análisis del desempeño

Comparacion con línea base ZeroR

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

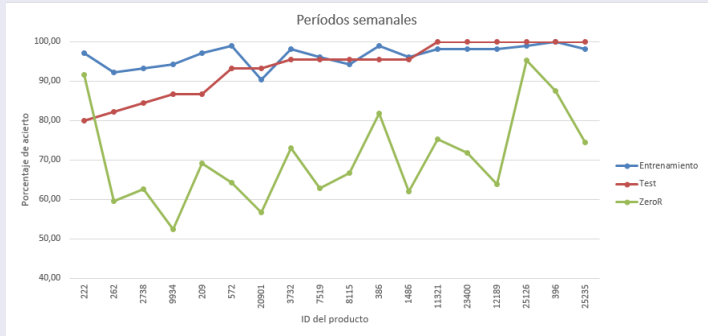
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Periodo Semanal



Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos semanales.



Análisis del desempeño

Comparacion con línea base ZeroR

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

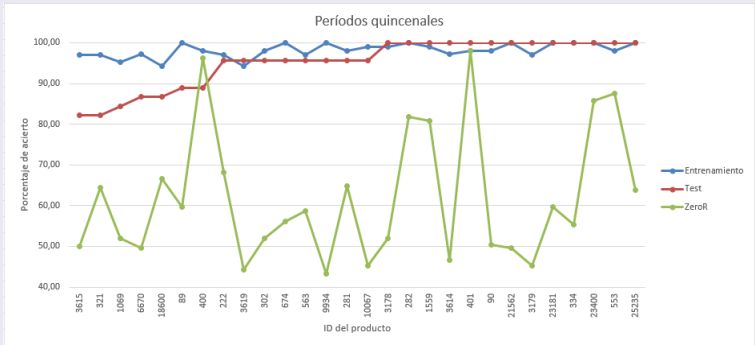
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Periodo Quincenal



Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos quincenales.



Análisis del desempeño

Comparacion con línea base ZeroR

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

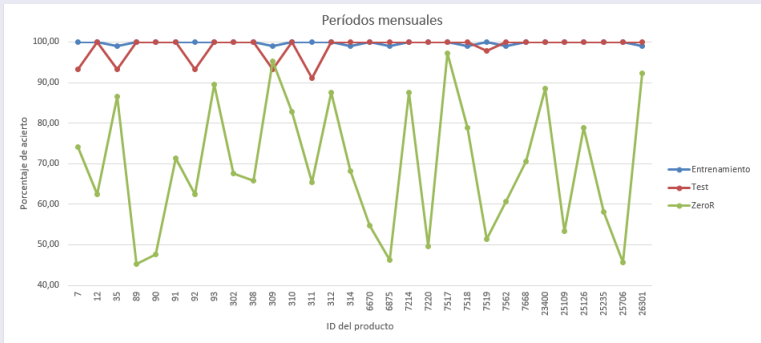
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Periodo Mensual



Entrenamiento vs Test vs ZeroR para períodos mensuales.



Análisis del desempeño

Recuento de clasificadores

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

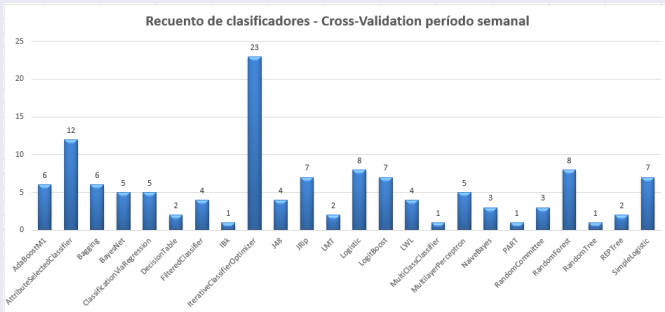
Experimentos

Resultados

Conclusiones

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

Pronóstico de la demanda en empresas retail

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

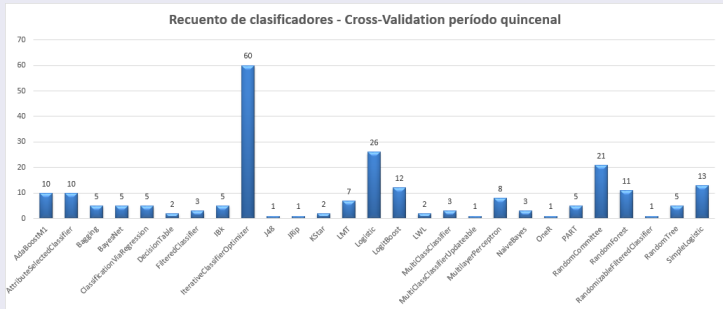
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Periodo Quincenal



Recuento de clasificadores para periodos quincenales.



Análisis del desempeño

Recuento de clasificadores

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

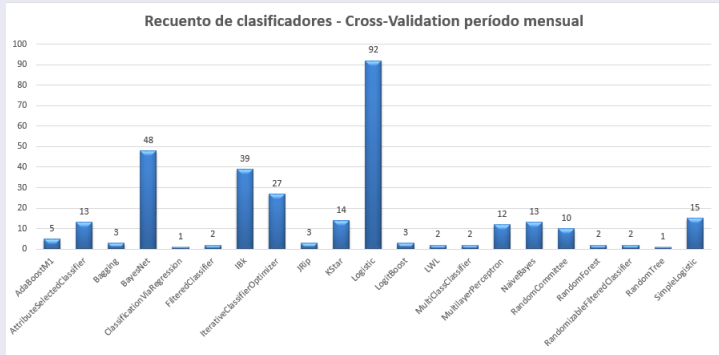
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Periodo Mensual



Recuento de clasificadores para períodos mensuales.



Análisis del desempeño

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R. Benítez
A. Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

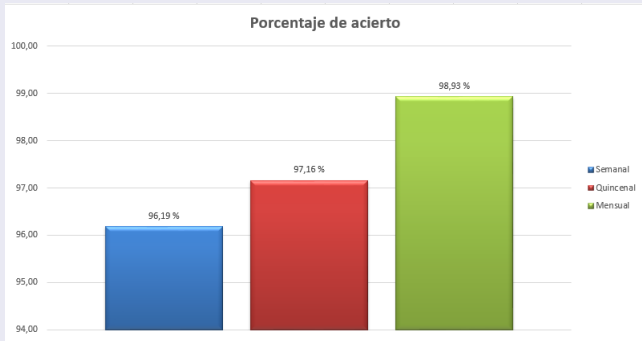
Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Porcentajes de acierto por periodo



Promedio de porcentaje de aciertos para los tres períodos de análisis



Técnica de solución propuesta

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

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;
```



Discusión

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Impacto del periodo de análisis

- 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.
- Para períodos de tiempo muy extensos (6, 12 meses) existe mayor incertidumbre en los pronósticos en general.



Discusión

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Impacto del etiquetado

- La técnica propuesta se trata de un sistema parametrizado.
- Las variables principales son el período comercial y las etiquetas.
- 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.



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

CONCLUSIONES



Conclusiones

Pronóstico de la demanda en empresas retail

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Analizando las técnicas de pronóstico de la demanda actuales y el creciente uso de BI, se encontró la oportunidad de desarrollar una nueva técnica de pronóstico.
- Esta nueva técnica utiliza KPI y se apoya en la experiencia del experto en compras.
- Se realiza la experimentación utilizando algoritmos de clasificación de Machine Learning.
- 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.



Aporte de este trabajo

*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

- Definición de KPI adaptados para la medición del rendimiento de productos individuales.
- Esquema básico y automatizado para el etiquetado de las instancias.
- Integración de las herramientas Business Intelligence centrado en los Indicadores Claves de Rendimiento y Machine Learning basado en aprendizaje supervisado.
- Técnica de pronóstico de la demanda de productos para reposición de stock.



Trabajos Futuros

Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail

R.Benítez
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Con el propósito de futuras mejoras del presente trabajo, a continuación se citan una serie de propuestas:

- Incorporar más KPI referentes a otros procesos de negocios que inciden en la venta de un producto.
- 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.



*Pronóstico de
la demanda en
empresas
retail*

*R.Benítez
A.Garcete*

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

¡MUCHAS GRACIAS!



Marcos Alvarez.
Cuadro de Mando Retail.
Profit, 2013.



Josep Lluís Cano.
Busines Intelligence: Competir con información.
ESADE, Banesto, Banesto Pyme, 2007.



S.N. Chapman.
Planificación y control de la producción.
Pearson educación. Pearson Educación, 2006.



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



Bent Flyvbjerg, Mette K. Skamris Holm, and Søren L. Buhl.

How (in)accurate are demand forecasts in public works projects?: The case of transportation.

Journal of the American Planning Association,
71(2):131–146, 2005.



Jerome Friedman, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani.

The elements of statistical learning, volume 1.
Springer series in statistics New York, 2001.



Frederick S. Hillier and Mark S. Hillier.

Métodos cuantitativos para administración.
Tercera edition, 2008.



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.



T.M. Mitchell.

Machine Learning.

McGraw-Hill International Editions. McGraw-Hill, 1997.



Stuart Russell and Peter Norvig.

Inteligencia Artificial. Un Enfoque Moderno. Segunda Edición.

PEARSON EDUCACIÓN, S.A., 2004.



Arthur Samuel.

Some studies in machine learning using the game of
checker.

IBM Journal 3, 211-229, 1959.



Elite Data Science.com.
The Machine Learning Masterclass.
2016.



Brian Stacey.
Fukushima: The failure of predictive models.
https://mprapub.uni-muenchen.de/69383/1/MPRA_paper_69383.pdf, 2015.



Richard S. Sutton and Andrew G. Barto.
Reinforcement Learning: An Introduction.
A Bradford Book. MIT Press, Cambridge, Massachusetts.,
1998.



Alan Turing.
Computing machinery and intelligence.
Mind 49: 433-460, 1950.



Naim Caba Villalobos, Oswaldo Chamorro Altahona, and
Tomás José Fontalvo Herrera.

Gestión de la Producción y Operaciones.
2011.