

# *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

*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 [12]
  - 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*

- 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[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.** *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 para estimar la cantidad de bienes o servicios que demandarán los consumidores 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. Intervienen factores como: experiencia, intuición o emociones [14].

Clasificación [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 [7]:

- 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.



# 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:

$\alpha$  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  $\beta$  (beta) es una constante de suavizamiento de tendencia entre 0 y 1. La elección del valor y rango de  $\beta$  tienen igual significado que  $\alpha$ .

- 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

- Las variables independientes y la dependiente se encuentran en una relación 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*.

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

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

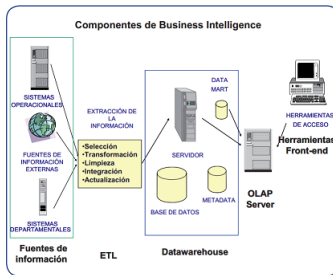
Conceptos

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.
- 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

*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) [13].

El desafío ya no está en construir un agente inteligente total, sino mas bien buscar que un computador tenga capacidades como [9]:

- 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) [10]:**

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

# Modelo general de un agente

Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail

R.Benítez  
A.Garcete

Problema

Motivación

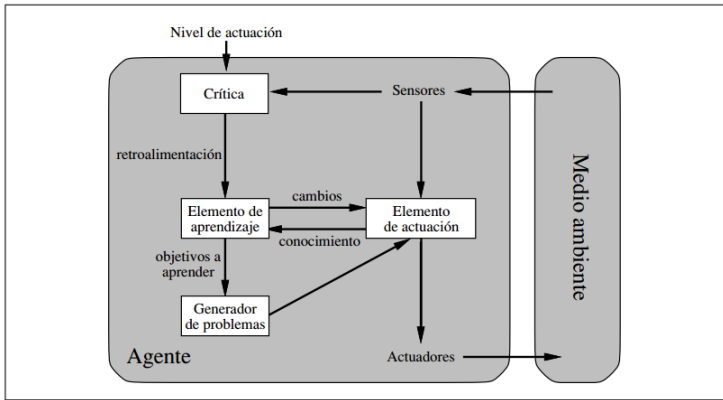
Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones



Modelo general para agentes que aprenden [9].



# Aplicaciones

*Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail*

*R.Benítez  
A.Garcete*

*Problema*

*Motivación*

*Conceptos*

*Modelado*

*Experimentos*

*Resultados*

*Conclusiones*

- Reconocimiento facial de Facebook.
- 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

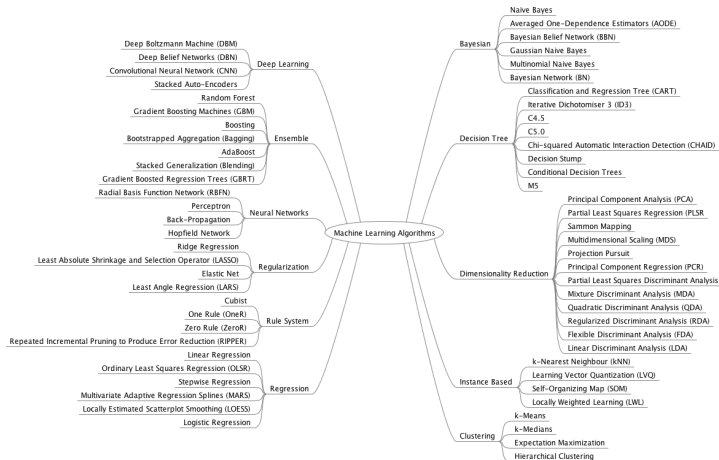
Conclusiones

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.





# 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  $y \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$ .

Componentes:

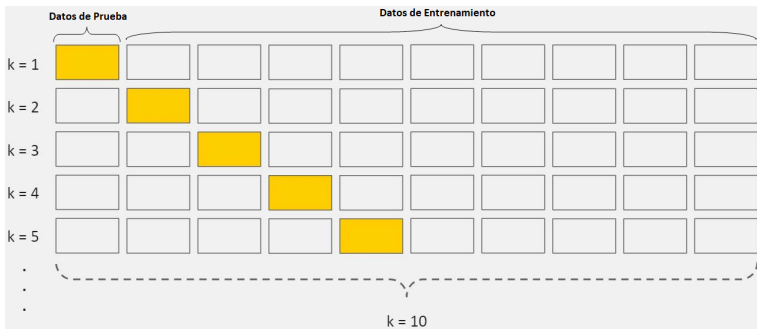
- Instancias.
- Atributos.
- Etiquetas.
- Conjunto de entrenamiento.
- Conjunto de prueba.



# 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



Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail

R.Benítez  
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones



# 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

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)

Matriz de confusión para clasificación binaria.



# 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

- 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.

$$\text{Medida } F = \frac{2 * \text{Sensibilidad} * \text{Precision}}{(\text{Sensibilidad} + \text{Precision})} \quad (14)$$

- Estadística Kappa: el coeficiente kappa de Cohen ( $\kappa$ ) 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.

$$\kappa = \frac{Pr(a) - Pr(e)}{1 - Pr(e)} \quad (15)$$



# Componentes de los errores de predicción

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

- 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

Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail

R.Benítez  
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

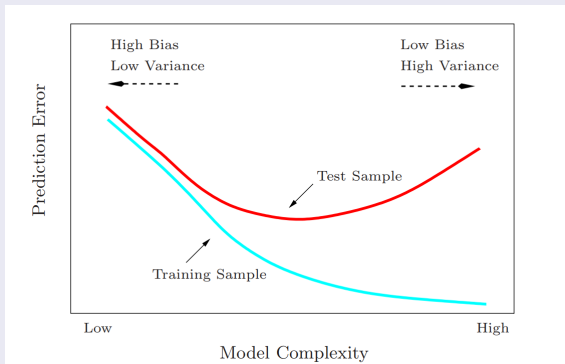
Modelado

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

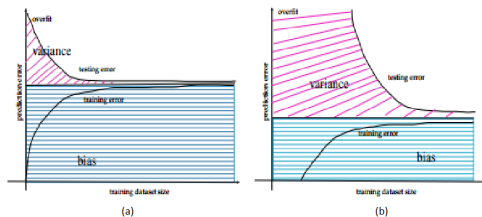
Modelado

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	TÉCNICA DE SOLUCIÓN	RESULTADOS
Demanda diaria de productos alimenticios perecederos [Huber2017]	<ul style="list-style-type: none"><li>• ARIMA multivariante.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Aumenta la disponibilidad.</li><li>• Disminuye la pérdida económica.</li></ul>
Demanda anual de gas natural para la ciudad de Sakarya en Turquía [#Akpınar2016]	<ul style="list-style-type: none"><li>• Suavizamiento exponencial de Holt-Winters.</li><li>• ARIMA estacional.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Resultados satisfactorios.</li><li>• Diferencias entre cada método son muy bajas.</li></ul>
Pronóstico a corto plazo de la llegada de turistas en la ciudad de Montenegro [#Bigovic2012]	<ul style="list-style-type: none"><li>• ARIMA estacional.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• El modelo predijo un crecimiento de 7.25% en la llegada de turistas y hubo un crecimiento real de 8.74%.</li></ul>
Demanda en una cadena farmacéutica minorista (retail) Apollo Pharmacy que cuenta con 70 puntos de venta en la India [#LakshmiAnusha2014]	<ul style="list-style-type: none"><li>• Promedio Móvil.</li><li>• Suavizamiento Exponencial Simple.</li><li>• Suavizamiento Exponencial de Winters.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Para productos de demanda constante el método de Promedio Móvil tiene una mayor precisión.</li><li>• Para productos estacionales el Suavizamiento Exponencial de Winters tiene mejor pronóstico</li></ul>



# 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]	<ul style="list-style-type: none"><li>• Artificial Neural Network (ANN)</li><li>• Support Vector Regression (SVR)</li><li>• Extreme Learning Machine (ELM)</li><li>• Multiple Linear Regression (MLR).</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• ELM resulta ser un método de aprendizaje eficiente cuando se trata de pronosticar a corto plazo</li></ul>
Demanda de estilos nunca antes vendidos y buscar un algoritmo que optimice combinaciones de precios [#Ferreira2015]	<ul style="list-style-type: none"><li>• Least Squares Regression.</li><li>• Principal Components Regression.</li><li>• Partial Least Squares Regression.</li><li>• Multiplicative (power) Regression.</li><li>• Semilogarithmic Regression.</li><li>• Regression Trees.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Las ventas no disminuyen debido a la implementación de aumentos de precios recomendados por el algoritmo de optimización.</li><li>• Los ingresos del grupo de prueba aumentaron en aproximadamente 9.7%.</li></ul>
Demanda del petróleo crudo importado (Imported Crude Oil - ICO) en Taiwán [#HybridSoft2014]	<ul style="list-style-type: none"><li>• Multiple Linear Regression (MLR),</li><li>• Support Vector Regression (SVR),</li><li>• Artificial Neural Networks (ANN),</li><li>• Extreme Learning Machine (ELM).</li><li>• Modelos híbridos: MLR(sel)-ANN, MLR(sel)-SVR y MLR(sel)-ELM.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Los enfoques híbridos propuestos son más precisos que los de una sola etapa.</li><li>• Los enfoques híbridos son capaces de predecir con mayor precisión la demanda de petróleo crudo.</li></ul>



*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

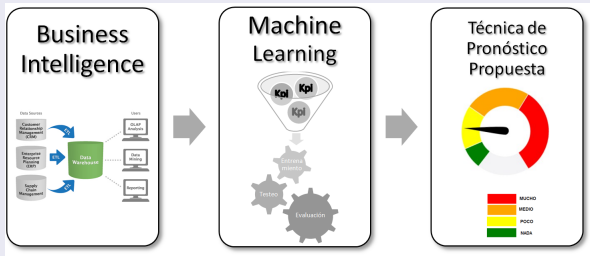
Modelado

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 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.



# 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.
  - 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.



# Modelado BI

*Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail*

*R.Benítez  
A.Garcete*

*Problema*

*Motivación*

*Conceptos*

*Modelado*

*Experimentos*

*Resultados*

*Conclusiones*

## Proceso ETL

### ■ Tabla de Productos:

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

### ■ Tabla de Ventas Cabecera:

- Registros donde los datos del cliente eran nulos.

### ■ 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.



# Modelado BI

*Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail*

*R.Benítez  
A.Garcete*

*Problema*

*Motivación*

*Conceptos*

*Modelado*

*Experimentos*

*Resultados*

*Conclusiones*

## Datawarehouse

- Tablas de Hechos.
  - Cabecera.
  - Detalle.
  - Stock.
- Dimensiones.
  - Fecha.
  - Productos.
  - Proveedores.
  - Clientes.

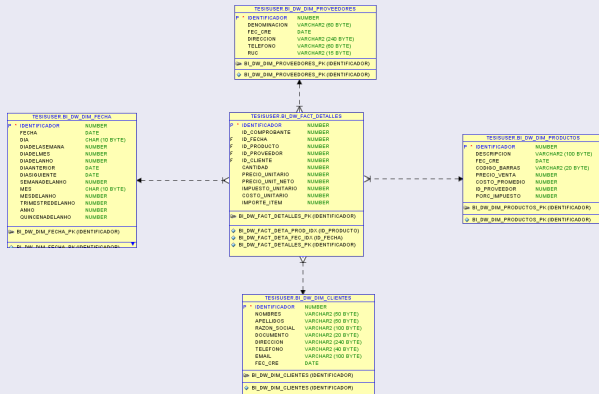


# Modelado BI

## 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

$$TM = \frac{\text{Cantidad Vendida Periodo}}{\text{Total Tickets Periodo}} \quad (16)$$

## ■ Cifra de Ventas

$$CV = \text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Periodo} \quad (17)$$

## ■ Margen Comercial

$$MC = \frac{(\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Periodo}}{\text{Precio} * \text{Cantidad Vendida Periodo}} * 100 \quad (18)$$

## ■ Rotación de Stock

$$RS = \frac{\text{Total Ventas Periodo}}{\left( \frac{\text{Stock Inicial Periodo} + \text{Stock Final Periodo}}{2} \right)} \quad (19)$$

## ■ Coeficiente de Rentabilidad

$$CR = ((\text{Precio} - \text{Costo}) * \text{Cantidad Vendida Periodo}) * RS \quad (20)$$

## ■ Cobertura de Stock

$$CS = \frac{\text{Stock Actual Periodo}}{\text{Promedio Cantidad Venta Ultimos N Periodos}} \quad (21)$$



# 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 sobre los datos del 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 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

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	<b>Mucho</b>
4000	4000	1715	0.061	104	3.4	1	2013	12	50	<b>Nada</b>
4000	20000	8577	0.27	2318	4.364	5	2013	12	51	<b>Nada</b>
4000	16000	6862	0.211	1445	4.846	4	2013	12	52	<b>Nada</b>
4000	8000	3431	0.125	429	5.1	2	2013	12	53	<b>Nada</b>
4000	20000	8577	0.4	3431	4.091	5	2014	1	1	<b>Medio</b>
6000	12000	5146	0.353	1816	2.727	3	2014	1	2	<b>Nada</b>
4000	12000	5146	0.353	1816	2.1	3	2014	1	3	<b>Nada</b>
5600	28000	12008	1.077	12932	2.727	7	2014	1	4	<b>Medio</b>

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.

## 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*

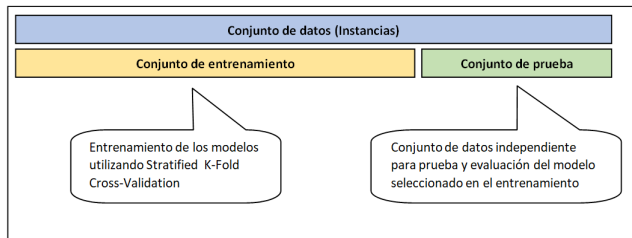
*Modelado*

*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 [11], 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*

## 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

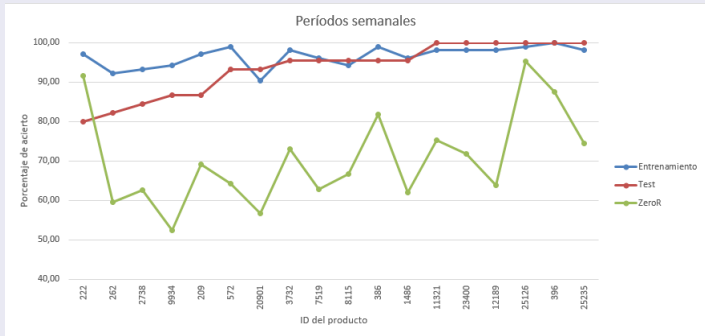
Modelado

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

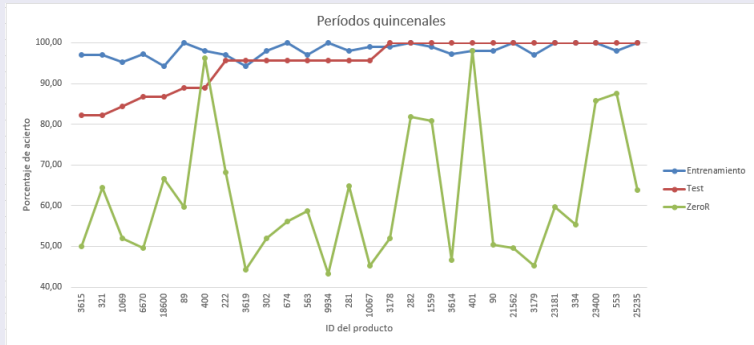
Modelado

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

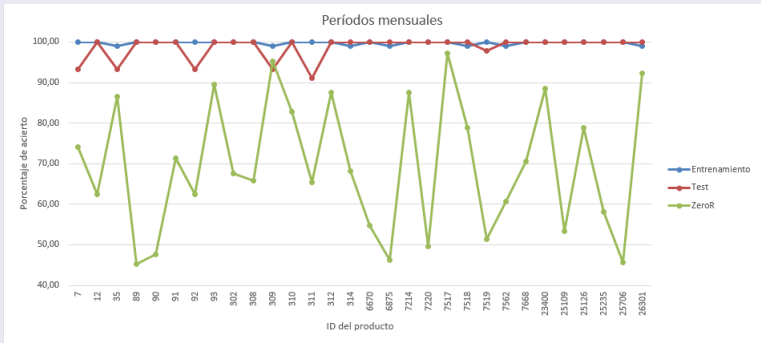
Modelado

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

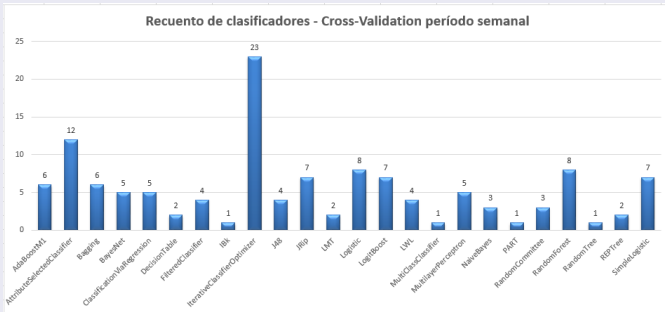
Experimentos

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

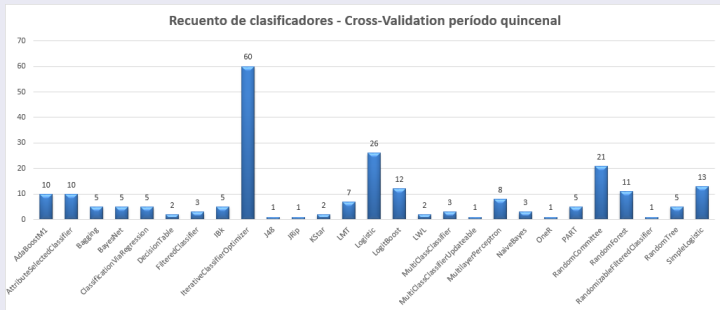
Modelado

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

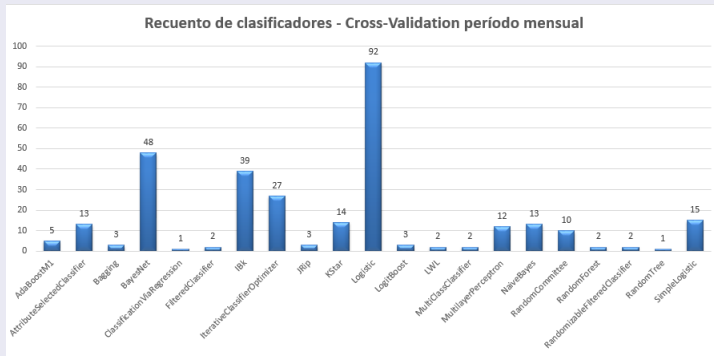
Modelado

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*

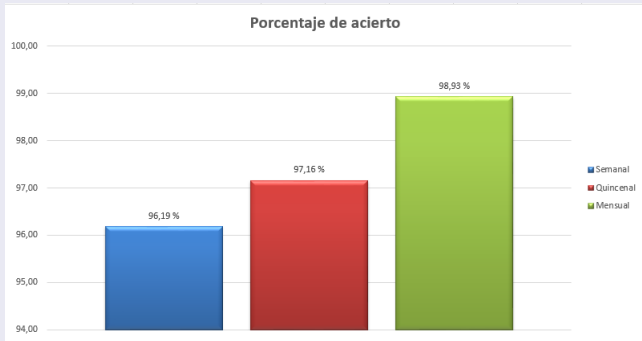
*Modelado*

*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.



# Discusión

*Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail*

*R.Benítez  
A.Garcete*

*Problema*

*Motivación*

*Conceptos*

*Modelado*

*Experimentos*

*Resultados*

*Conclusiones*

## Impacto del etiquetado

- 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*

- 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*

- 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.



# Trabajos Futuros

Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail

R.Benítez  
A.Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones

Propuestas de mejoras del presente trabajo :

- 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.





# CLEI - JAIIO 2017

Pronóstico de  
la demanda en  
empresas  
retail

R. Benítez  
A. Garcete

Problema

Motivación

Conceptos

Modelado

Experimentos

Resultados

Conclusiones





*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.



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](https://mprapub.uni-muenchen.de/69383/1/MPRA_paper_69383.pdf), 2015.



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.