

ADVANCED TECHNIQUES FOR STOCKS MANAGEMENT. APPLICATION TO A HOSPITAL PHARMACY STOCKS MANAGEMENT

Luque Sendra, Amalia; Aguayo González, Francisco; Lama Ruiz, Juan Ramón;
González-Regalado Montero, Eduardo; Martín Gómez, Alejandro Manuel
Universidad de Sevilla

The objective of this work is to reduce the existing uncertainty in stocks management, with the aim of improve the efficiency of stcks services, in particular applied to the pharmacy management in hospitals.

Advamced techniques of estimation are applied to the problem of stocks management in hospital's pharmacies.

An approach oriented to determine de dynamics of this kind of systems will be applied, using data mining techniques, making the most of the known of the dynamics to optimize the performance of the stocks service management, in contrast with the classical approaches to this kind of problems, usually estatics and based on the utilization of operative investigation techniques.

The objective is to demonstrate the viability of using time series and causal models analysis techniques to estimate de demand. Data mining techniques are used (machine learning, knowledge discovery, ...) to compare and extend the previous results. Among this techniques can be cited decision trees, multivariate regression , neural networks, Markov models , Support Vector Machines (SVM) , etc.

Keywords: Stocks Management; Data Mining; Uncertainty Analysis

TÉCNICAS AVANZADAS DE GESTIÓN DE STOCKS. APLICACIÓN A LA GESTIÓN DE ALMACENES EN FARMACIA HOSPITALARIA

En este trabajo se pretende disminuir la incertidumbre existente en la gestión de stocks, con objeto de mejorar la eficiencia de los servicios de almacenamiento, en particular aplicado al caso de la gestión farmacéutica de los hospitales. Para ello se aplican técnicas avanzadas de estimación a la problemática de la gestión de stock en farmacia hospitalaria.

Se utilizará un enfoque orientado a determinar la dinámica de este tipo de sistemas que, mediante técnicas de minería de datos, aprovecha el conocimiento de la dinámica para optimizar el funcionamiento del servicio de farmacia, a diferencia de los enfoques clásicos para la solución de este tipo de problemas, normalmente estáticos y basados en la utilización de técnicas propias de la investigación operativa.

El objetivo es demostrar la viabilidad de utilizar técnicas de análisis de series temporales y de modelos causales para la estimación de la demanda. Se usan técnicas del ámbito del data mining (machine learning, knowledge discovery, ...) para comparar y extender los resultados anteriores. Entre estas técnicas estarían: árboles de decisión, regresión multivariable, redes neuronales, Modelos de Markov, Máquinas de Vectores Soporte (SVM), etc.

Palabras clave: Gestión de almacenes; minería de datos; análisis de incertidumbres

Correspondencia: Amalia Luque Sendra - amaliaaluque@us.es

1. Introducción

Se pretende el desarrollo y la aplicación de técnicas avanzadas de estimación a la problemática de la gestión de stocks en farmacia hospitalaria. En particular, se pretende disminuir la incertidumbre existente en la demanda esperada de medicamentos y en la cantidad de medicamentos almacenados cuando no existen sistemas automáticos de almacenamiento con objeto de mejorar la eficiencia de los servicios de farmacia de los hospitales. En la literatura pueden encontrarse referencias sobre trabajos similares que han servido de inspiración y punto de partida de nuestro análisis (Olsen, C., 2012; Torreblanca, Tejera, García, del Prado Llergo, Cantarero & Camacho, 2012; Govindarajan, Perelló-Juncá, Parès-Marimón, Serrais-Benavente, Ferrandez-Martí, Sala-Robinat & Gonzalez-Estrada, 2013)

2. Objetivos

El objetivo es, en una primera fase, demostrar la viabilidad de utilizar técnicas de análisis de series temporales para el problema de estimación de la demanda. En una segunda etapa se usarán técnicas del ámbito de la minería de datos para comparar y extender los resultados anteriores. Para desarrollar estos estudios se han utilizado herramientas de alto nivel, fundamentalmente MATLAB.

Los trabajos realizados abarcan: aspectos iniciales de preparación de datos; elección de las herramientas de procesado; y análisis mediante técnicas de series temporales.

Se ha realizado una depuración y preparación de los datos suministrados para disponer la información del consumo de fármacos en forma de series temporales. Se han segmentado los datos en tres zonas de trabajo: entrenamiento, validación y prueba. Se han definido y formalizado diferentes métricas que permiten obtener indicadores cuantitativos del éxito de la predicción. Se ha propuesto una política simple de aprovisionamiento que permite medir las técnicas de predicción en función del volumen de stock al que conducen. Se han sistematizado y analizado las principales técnicas clásicas de predicción en series temporales. Se han diseñado indicadores y gráficas que permiten la comparación de técnicas, tanto individualmente para cada fármaco como de manera global para todos los fármacos.

3. Metodología y caso de estudio

Los datos analizados provienen del Servicio de Farmacia del Hospital Universitario Reina Sofía de Córdoba y cubren el período comprendido entre el lunes 2 de enero de 2012 y el domingo 11 de agosto de 2013, es decir, un total de 88 semanas.

La información se recibe como una base de datos (FarmaTools v.2.4) en formato Access y contiene 260 tablas con más de un millar de campos. Para el presente estudio se transforma y simplifica dicha información generando un archivo en formato de hoja de cálculo Excel conteniendo el consumo semanal para 10 fármacos objetos de estudio cuya relación se refleja en la Tabla 1.

Tabla 1. Fármacos analizados

CÓDIGO	DENOMINACIÓN
006981	SUNITINIB 50 mg cap
007591	LENALIDOMIDE 25 mg cap
650921	TENOFOVIR/EMTRICITABINA 245/200mg comp
651269	ETANERCEPT 50 mg vl
654486	LOPINAVIR+RITONAVIR 200/50 mg comp
660176	RALTEGRAVIR 400 mg comp
660279	EFAVIRENZ/EMTRICITABINA/TENOFOVIR comp
669366	INTERFERON BETA 1A 30 mcg jer precg
764050	VALGANCICLOVIR 450 mg comp
904227	LINEZOLID 600 mg comp

En la etapa de preparación de los datos dichos datos serán segmentados.

Para poder operar con cada una de las técnicas de predicción, se dividirán los datos de cada serie en tres zonas (Guyon, 1997):

- Datos de entrenamiento. Ocupan el 70% del total de los datos disponibles (las 60 primeras semanas). Un modelo de una serie temporal suele depender de uno o varios parámetros que son estimados usando estos datos.
- Datos de validación. Ocupan el 15% del total de los datos disponibles (las 13 semanas siguientes). En ocasiones, en vez de usar un único modelo de cada serie, se obtendrán varios modelos de una misma familia. La elección del elemento concreto de la familia se realizará en base a estos datos de validación.
- Datos de prueba. Ocupan el 15% del total de los datos disponibles (las últimas 13 semanas). Se utilizan para comprobar la efectividad de la técnica de predicción elegida.

A continuación, para poder obtener indicadores cuantitativos de la eficacia de un determinado método de predicción, así como para poder comparar modelos y métodos, es conveniente definir algunas métricas precisas (Hyndman & Koehler, 2006). Se representan los consumos semanales de un determinado fármaco mediante la serie temporal \mathbf{x} constituida por N valores y que se expresa como

$$\mathbf{x} \equiv \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (1)$$

siendo x_n el valor del consumo en la semana n -ésima. La predicción del consumo para esa semana se calculará en general en función de los datos conocidos hasta ese instante, es decir,

$$\hat{x}_n = P(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) \quad (2)$$

siendo P la función de predicción o predictor. El error de la predicción de la semana n -ésima será pues

$$\varepsilon_n = x_n - \hat{x}_n \quad (3)$$

En base a este valor se pueden construir diversas métricas.

Si bien el error, en alguna de sus métricas, es un buen indicador de la eficacia de la predicción, no se debe olvidar que el objetivo final es la reducción del nivel de stock. Para determinar la relación entre el error de la predicción y el stock debe considerarse cuál es la política de aprovisionamiento. Aunque este aspecto requeriría considerables esfuerzos que se salen fuera del ámbito de este trabajo (Thomopoulos, 2015; Dima & Man, 2015), sí se propondrá un método simple que nos permita calibrar la eficacia de un método de predicción en términos de stock.

3.1. Método del hospital

La primera de las técnicas que vamos a considerar es la que viene siendo habitualmente utilizada por el propio hospital. Ésta consiste en hacer la predicción de una semana como la media de los consumos del año anterior (de las 52 últimas semanas). Esto se puede expresar de la siguiente forma

$$\hat{x}_n = \frac{1}{52} \sum_{k=1}^{52} x_{n-k} \quad (4)$$

3.2. Predicción por persistencia

Quizás la forma más simple de realizar la predicción de valores de una serie temporal sea tomar el valor anterior, una técnica ampliamente usada en muchos campos y, especialmente, en el de la predicción meteorológica (Wilks, 2011). Este método, denominado de persistencia, se suele tomar de base para comprobar la mejora de otros métodos de predicción más elaborados. La predicción por el método de persistencia se puede expresar de la siguiente forma

$$\hat{x}_n = x_{n-1} \quad (5)$$

3.3. Predicción por media móvil óptima

Tanto el método de la persistencia como el método del hospital, se pueden considerar casos particulares de un método más general: el de la media móvil (Thomopoulos, 2016). Según este método la predicción se calcula como la media de los M valores anteriores, lo que se puede expresar de la siguiente forma

$$\hat{x}_n = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_{n-k} \quad (6)$$

3.4. Predicción por alisado exponencial

Los métodos de media móvil, como los 3 analizados anteriormente, consideran para la predicción los M valores precedentes, “olvidando” el $M + 1$ y anteriores. Una forma menos brusca de “olvido” consiste en darle más peso en la predicción a los valores más recientes y menos a los más antiguos. Una forma de conseguir este efecto es mediante el denominado método del alisado exponencial (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2015; Gardner, 2006) que se puede expresar de la siguiente forma

$$\hat{x}_n = \alpha \cdot x_{n-1} + (1 - \alpha)\hat{x}_{n-1} \quad (7)$$

siendo $0 \leq \alpha \leq 1$.

3.5. Predicción por modelo ARIMA

Una secuencia de valores tomados en intervalos temporales, como el consumo de fármacos que nos ocupa, se denomina una serie temporal. Un método para la predicción de valores de una serie temporal es suponer que dicha serie se comporta de acuerdo con un determinado modelo estocástico. En este apartado exploramos un tipo de modelo ampliamente utilizado (Box, Jenkins, Reinsel & Ljung, 2015): el modelo AutoRegresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA: AutoRegressive Integrated Moving Average).

4. Resultados

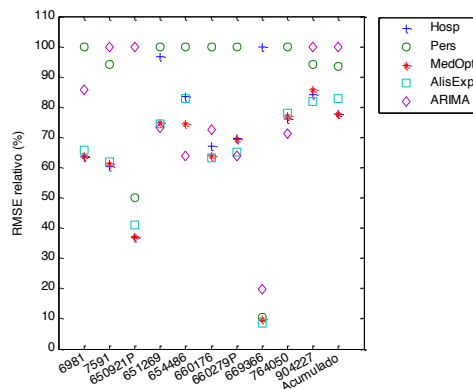
Cada fármaco ofrece unos resultados distintos en cuanto a la mejor técnica de predicción. Esto no debe sorprender, ya que el consumo de cada uno de ellos toma la forma de una serie temporal con muy diversos comportamientos. Es lógico que cada técnica se adapte mejor (ofrezca mejores predicciones) a ciertas evoluciones de la serie.

No obstante, a menos que se conozca a priori la forma de evolución de cada fármaco (cosa que no ocurre en este caso), deberíamos seleccionar una técnica de predicción que tuviera un buen comportamiento para el conjunto de los fármacos. Es decir, una técnica que presente un buen compromiso para cualquiera que sea la forma de evolución de los consumos.

Para realizar esta comparación global se utilizará en primer lugar el error de la predicción (RMSE) para cada fármaco y cada método de predicción. El resultado se recoge en la Figura 1. En esta gráfica se reflejan los valores de error $RMSE_{ij}$ para cada fármaco i y cada método j . Como los resultados son muy diversos de un fármaco a otro, para poder comparar los resultados de todos los fármacos, el valor que se representa es el $rRMSE_{ij}$, es decir, el $RMSE_{ij}$ relativo al valor máximo para ese fármaco, de acuerdo con la expresión,

$$rRMSE_{ij} = \frac{RMSE_{ij}}{\max_j RMSE_{ij}} \quad (8)$$

Figura 1. RMSE relativo



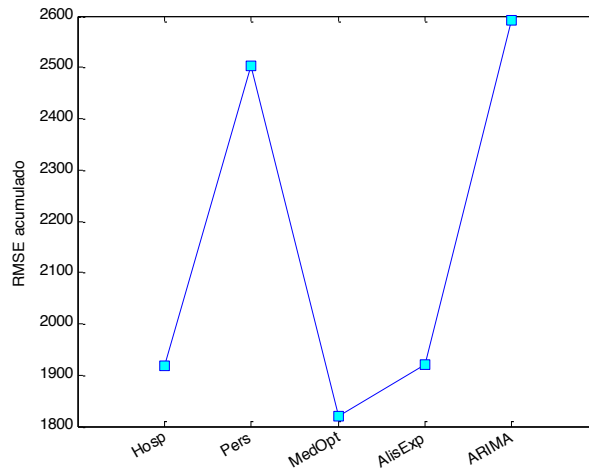
En el gráfico anterior podemos distinguir los mejores métodos para cada fármaco (con el criterio del RMSE) pero es difícil hacer una comparación global de métodos de predicción.

Para lograrlo definiremos un RMSE acumulado $aRMSE_j$ para cada método j que se expresa como

$$aRMSE_j = \sum_i RMSE_{ij} \quad (9)$$

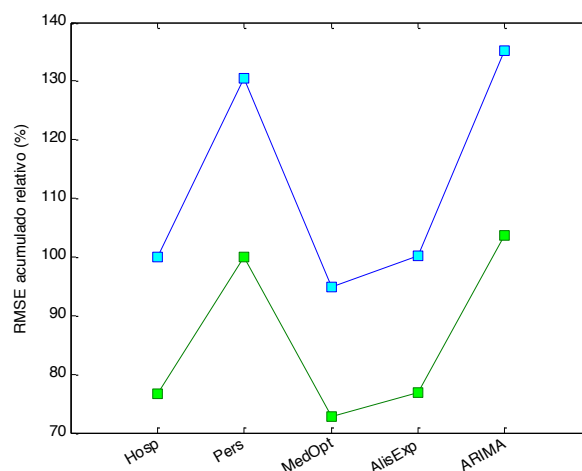
es decir, la suma del error (RMSE) para todos los fármacos. En la Figura 2 se recoge este error acumulado. Según este criterio, el método de la media móvil óptima (1820) mejora ligeramente al del hospital (1918), y mejora muy sensiblemente (2502) el método de la persistencia.

Figura 2. RMSE acumulado



En la Figura 3 se recoge el error acumulado tomando como valor 100 el del método del hospital (línea azul) o el del método de la persistencia (línea verde). Según este criterio (RMSE) el método de la media móvil óptima mejora en más de 5 puntos (94.88%) el método del hospital, y en casi 30 puntos (72.72%) el método de la persistencia.

Figura 3. RMSE acumulado relativo

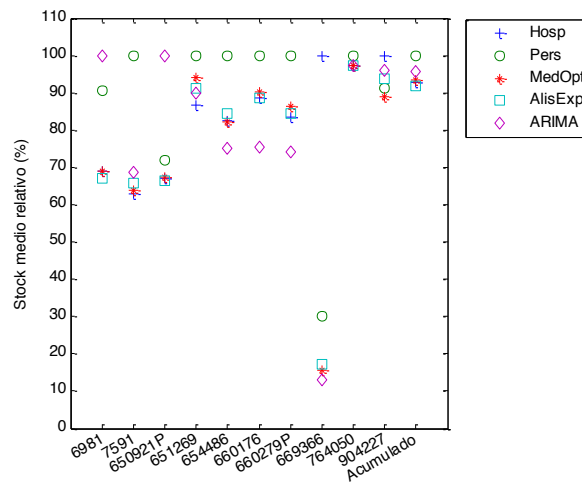


Si conocemos la política de aprovisionamiento, en vez del error (RMSE) podemos utilizar como métrica de comparación el stock medio. El resultado se recoge en la Figura 4. En esta gráfica se reflejan los valores del stock medio MS_{ij} para cada fármaco i y cada método j . Como los resultados son muy diversos de un fármaco a otro, para poder comparar los

resultados de todos los fármacos, el valor que se representa es un valor rMS_{ij} relativo al valor máximo para ese fármaco, de acuerdo con la expresión,

$$rMS_{ij} = \frac{MS_{ij}}{\max_j MS_{ij}} \quad (10)$$

Figura 4. Stock medio relativo

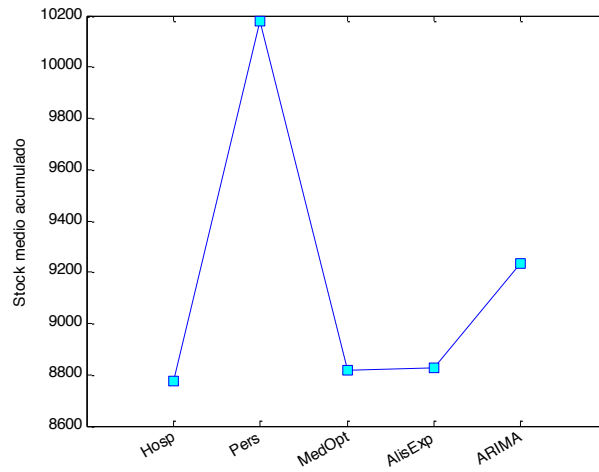


En el gráfico anterior podemos distinguir los mejores métodos para cada fármaco (con el criterio del stock medio) pero es difícil hacer una comparación global de métodos de predicción. Para lograrlo definiremos un MS acumulado aMS_j para cada método j que se expresa como

$$aMS_j = \sum_i MS_{ij} \quad (11)$$

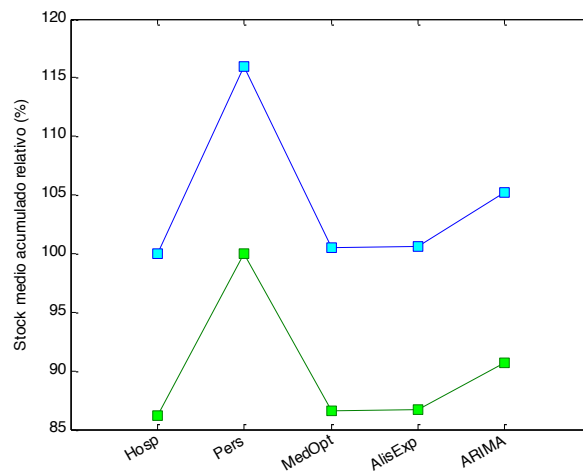
es decir, la suma del stock medio (MS) para todos los fármacos. En la Figura se recoge este stock medio. Según este criterio el método de la media móvil óptima (8816) prácticamente iguala al del hospital (8775), y mejora considerablemente el método de la persistencia (10180).

Figura 5. Stock medio acumulado



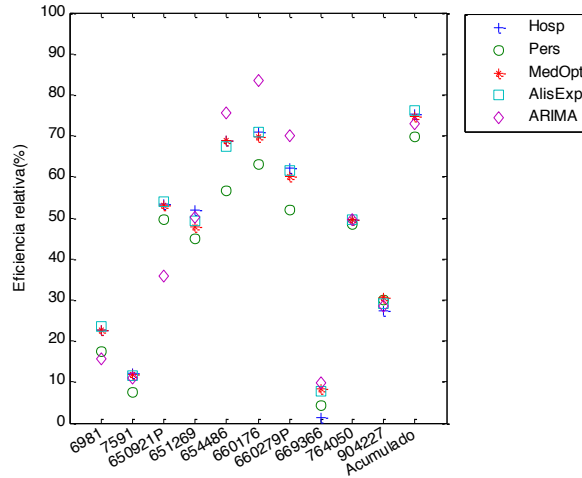
En la Figura se recoge este stock medio acumulado tomando como valor 100 el del método del hospital (línea azul) o el del método de la persistencia (línea verde). Según este criterio (MS) el método de la media móvil óptima prácticamente iguala al del hospital, y mejora en casi 15 puntos (86.61%) el método de la persistencia.

Figura 6. Stock medio acumulado relativo



Una forma alternativa de considerar el stock medio como métrica es mediante la eficiencia de la predicción. El resultado se recoge en la Figura. En esta gráfica aparecen los valores eficiencia η_{ij} para cada fármaco i y cada método j .

Figura 7. Eficiencia relativa

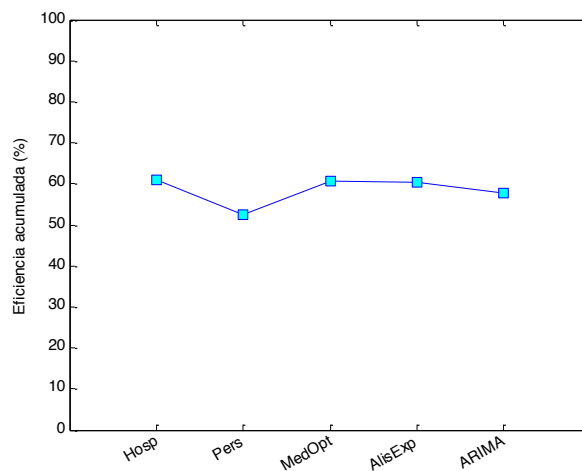


En el gráfico anterior podemos distinguir los mejores métodos para cada fármaco (con el criterio de la eficiencia) pero es difícil hacer una comparación global de métodos de predicción. Para lograrlo definiremos una eficiencia acumulada $a\eta_j$ para cada método j que se expresa como

$$a\eta_j = \frac{aMC}{2 aMS_j} = \frac{\sum_i MC_i}{2 \sum_i MS_{ij}} \quad (12)$$

es decir, la eficiencia equivalente al stock medio acumulado para todos los fármacos (aMS_j). En la Figura 8 se recoge esta eficiencia acumulada. Según este criterio el método de la media móvil óptima (60.58%) prácticamente iguala al del hospital (60.86%), y mejora en casi 10 puntos (52.46%) el método de la persistencia.

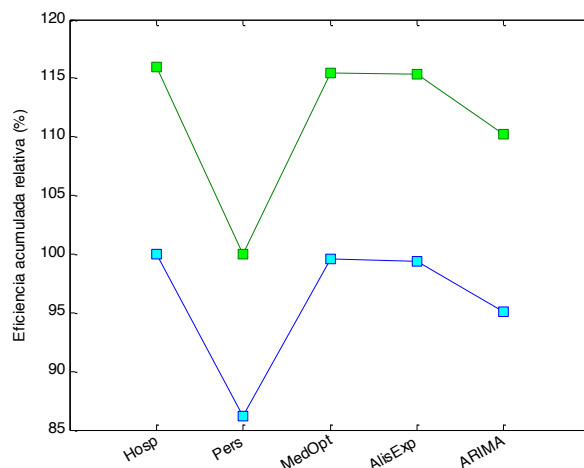
Figura 8. Eficiencia acumulada



En la Figura 9 se recoge esta eficiencia acumulada en términos relativos tomando como valor 100 la del método del hospital (línea azul) o la del método de la persistencia (línea

verde). Según este criterio de eficiencia, el método de la media móvil óptima prácticamente iguala al del hospital, y mejora en 15 puntos (115.5%) el método de la persistencia.

Figura 9. Eficiencia acumulada relativa



5. Conclusiones

Las principales conclusiones obtenidas son las siguientes:

El método de la persistencia es, en todos los casos, fácil y ampliamente superado por otras técnicas ensayadas.

Si se utiliza una técnica de predicción separada para cada fármaco, no existe una respuesta universal sobre cuál es el mejor método de predicción. Cabe señalar que el método de media móvil óptima es siempre mejor o igual que el de persistencia y que el del hospital, ya que estos son casos particulares de media móvil.

Si se utiliza la misma técnica para la predicción de todos los fármacos, el método del hospital ofrece unos muy buenos resultados. El método de media móvil óptima es el que tiene el mejor comportamiento global, ofreciendo un incremento de prestaciones de 5 puntos (criterio del RMSE) sobre el anterior.

Quedan abiertas diversas líneas de continuación de este trabajo que se pretenden abordar en el próximo futuro.

6. Bibliografía

Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.

Dima, I. C., & Man, M. (2015). *Modelling and Simulation in Management: Econometric Models Used in the Management of Organizations*. Springer.

Gardner, E. S. (2006). Exponential smoothing: The state of the art—Part II. *International journal of forecasting*, 22(4), 637-666.

Govindarajan, R., Perelló-Juncá, A., Parès-Marimón, R. M., Serrais-Benavente, J., Ferrandez-Martí, D., Sala-Robinat, R., ... & Gonzalez-Estrada, J. (2013). La gestión por procesos en la Farmacia Hospitalaria para la mejora de la seguridad del paciente. *Revista de Calidad Asistencial*, 28(3), 145-154.

- Guyon, I. (1997). A scaling law for the validation-set training-set size ratio. AT&T Bell Laboratories, 1-11.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, 22(4), 679-688.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). Exponential Smoothing Methods. In *Introduction to time series analysis and forecasting* (pp. 233-326). John Wiley & Sons.
- Olsen, C., (2012). Hospital Pharmacy Management. *Managing Access to Medicines and Health Technologies*, MDS-3, chap. 45.
- Thomopoulos, N. T. (2015). *Demand forecasting for inventory control*. Springer International Publishing.
- Thomopoulos, N. T. (2016). Forecasting. In *Elements of Manufacturing, Distribution and Logistics* (pp. 1-27). Springer International Publishing.
- Torreblanca, J. M. M., Tejera, B. I., García, M. I. F., del Prado Llergo, J. R., Cantarero, T. Á., & Camacho, E. F. (2012). Análisis y minimización del riesgo de rotura de stock aplicado a la gestión en farmacia hospitalaria. *Farmacia Hospitalaria*, 36(3), 130-134.
- Wilks, D. S. (2011). *Statistical methods in the atmospheric sciences* (Vol. 100). Academic press.