

Revisión de técnicas de análisis de decisión multicriterio (múltiple criteria decision analysis –MCDA) como soporte a problemas complejos: pronósticos de demanda*

Review of techniques of multiple criteria decision analysis (MCDA) as a support to complex problems: Demand predictions

Mario Fernando Acosta Ríos, Raúl Antonio Díaz Pacheco, Ángela Patricia Anaya Salazar

Resumen

El artículo presenta una revisión de la literatura orientada a las técnicas de análisis multicriterio como soporte para toma de decisiones empresariales orientadas a los empresarios PyME, por ser de interés para el proyecto de investigación que desarrolla el Grupo Nuevas Tecnologías, Trabajo y Gestión en innovación y capital social. Se enfatizó el aspecto de pronósticos de demanda debido a que

si se logra disminuir la variabilidad e incertidumbre que generan en la organización se disminuirá la complejidad de la toma de decisiones relacionadas con las diferentes áreas organizacionales. Dada su importancia se revisó literatura desde sus orígenes hasta técnicas avanzadas utilizadas hoy según el patrón de comportamiento de los datos. Estos avances se relacionan más con la aplicación de estos aspectos en el sector empresarial,

• Fecha de recepción del artículo: 6 de mayo de 2009 • Fecha de aceptación: 16 de junio de 2009.

MARIO FERNANDO ACOSTA RÍOS. Magíster en Ingeniería con énfasis en Ingeniería Industrial de la Universidad del Valle, Cali, Colombia. Docente del programa de Ingeniería Industrial de la USB Cali, Colombia. mfacosta@usbcali.edu.co. **RAÚL ANTONIO DÍAZ PACHECO.** Docente Diseño Industrial Universidad Nacional de Colombia – Sede Palmira, Colombia. Magíster en Ingeniería con énfasis en Ingeniería Industrial, UNIVALLE. radiaz@uao.edu.co. **ÁNGELA PATRICIA ANAYA SALAZAR.** Docente del programa de Ingeniería Industrial de la USB Cali, Colombia. Magíster en Ingeniería con énfasis en Ingeniería Industrial, Universidad de Puerto Rico. apanaya@usbcali.edu.co.

* Este artículo es un producto del proyecto de investigación: Diseño de un sistema de pronósticos de medicamentos para ítems clase A en una clínica de la ciudad de Cali.

para el mejoramiento de la competitividad a partir de decisiones estratégicas eficaces en panoramas de incertidumbre como los actuales, que con la frontera del conocimiento.

Palabras clave: Análisis de Decisión Multicriteria (MCDA), pronósticos de demanda, estado del arte pronósticos, redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos.

Abstract

This article presents a review of the literature based on multiple criteria analysis techniques as a support for business decision-making of SMEs entrepreneurs, since it is of great interest to the research project developed by the group *New Technologies, Labor and Management* in terms of innovation and social capital. The emphasis was on the issue of demand predictions because if the variability and uncertainty that they cause in the organization can be reduced, the complexity of decision-making related to the different organizational areas will be reduced as well. Given its importance, some literature was reviewed from its origins to the advanced techniques used today in the pattern of data behavior. These developments are more related to the implementation of these aspects in the business sector to improve competitiveness from effective strategic decisions made in uncertainty scenarios like the current ones, than to the edge of knowledge.

Keywords: Multiple Criteria Decision Analysis (MCDA), demand predictions, state of the art predictions, artificial neural networks, genetic algorithms.

Introducción

El punto de partida de la presente revisión de literatura relacionada con

pronósticos es que las empresas van evolucionando tanto internamente como con el entorno, y su funcionamiento es cada vez más difícil debido a la complejidad del comportamiento de la demanda. Por tal motivo, el personal a cargo de la toma de decisiones en ambientes complejos (más conocidos como Decision Makers –DM–) se ve frecuentemente en situaciones en las cuales debe tomarse una decisión entre múltiples opciones, y se presentan *trade offs* o conflictos de intereses entre los criterios.

A la par con el crecimiento de la complejidad empresarial en cuanto el número de opciones sobre las cuales se requiere tomar decisiones, se han desarrollado un conjunto de herramientas en las que se enfatizó la revisión de literatura denominadas Análisis de Decisión Multicriterio (*Multiple Criteria Decision Analysis* –MCDA–). El presente artículo trata de la documentación existente, que aborda tanto los temas clásicos como los avances en aquellos relacionados con el objeto de estudio con énfasis en los pronósticos como técnicas MCDA. Estos avances investigados están relacionados más que con la línea de frontera del conocimiento, con los avances propios en la aplicación de estas técnicas en el sector empresarial para el mejoramiento de la competitividad a partir de decisiones estratégicas eficaces en panoramas de incertidumbre como los actuales, y sobre todo en decisiones sectoriales principalmente pues no cuentan con este tipo de herramientas que pueden contribuir al desarrollo de capital social.

El presente artículo está vinculado al trabajo realizado y aprobado para optar al título de Magister en Ingeniería con énfasis en Ingeniería Industrial por los dos primeros autores titulado *Diseño de un sistema de pronósticos de medicamentos para ítems clase a en una clínica de la ciudad de Cali*, y complementado por el tercer autor para la posterior articu-

lación de la presente revisión con uno de los proyectos de investigación desarrollados por el Grupo de Investigación Nuevas tecnologías, Trabajo y Gestión del programa de Ingeniería Industrial de la Universidad de San Buenaventura Cali, en innovación y capital social, para su posterior contextualización en proyectos para las pequeñas y medianas empresas en los diferentes proyectos por su naturaleza de transversalidad en el tema abordado.

Planteamiento de la temática

La revisión de literatura se inició con un tema macro que fue necesario dimensionar, ya que las técnicas de decisión multicriterio engloban desde la psicología hasta políticas gubernamentales; y a la vez, explorar en el campo de interés para garantizar la aplicación de herramientas prácticas acordes con los avances en el sector empresarial.

En la literatura de MCDA se encuentran abordados a nivel macro tres tipos de situaciones problemáticas:

- Selección de la mejor alternativa.
- Clasificar las alternativas existentes de la mejor a la peor.
- Clasificar las alternativas en grupos homogéneos.

Durante las últimas tres décadas se han propuesto diferentes técnicas de clasificación multicriterio, entre las que se encuentra el Analytic Hierarchy Process (AHP) propuesto por Saaty (1980), pero solamente hasta hace muy poco se comenzó a explorar exhaustivamente en la búsqueda de nuevas alternativas en este campo.

Chen, Y (2006) presenta una clasificación de las técnicas de MCDA tanto clásicas como recientes para afrontar la



Donde se declara el último punto y extremo adonde llegó y pudo llegar el inaudito ánimo de Don Quijote, con la felicemente acabada aventura de los leones.

complejidad presente en las decisiones de clasificación en el entorno.

Los tres tipos de problemas de clasificación que se abordaron en la revisión de literatura son:

- La selección, para reducir un grupo de alternativas a uno más pequeño que muy probablemente contiene la mejor opción;
- La clasificación, para organizar las alternativas en unos grupos en el orden de preferencia, de modo que el DM pueda manejarlos más eficazmente;
- La clasificación nominal, para asignar alternativas a grupos nominales estructurados por el DM, de modo que el número de grupos y las características de cada grupo, parece apropiado al DM.

Recuperación bibliográfica

La presente revisión de literatura acerca del tema de pronósticos en su primera parte se realiza con base en cuatro factores que es necesario analizar al momento de aplicar una técnica de pro-

nóstico para predecir eventos futuros: tendencia, estacionalidad, ciclicidad y aleatoriedad.

De manera general la evaluación del pronóstico se realiza con base en factores como costo, implementación, interpretación; sin embargo, autores como Makridakis (*et al.*, 1978) reconocen que el factor más importante es la precisión, evaluada de acuerdo con la medición de los errores, ya sea la Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation –MAD–), el Error Cuadrático Medio (Mean Square Root –MSE–), el Error Medio Porcentual Absoluto (Mean Absolute Percentage Error –MAPE–), o la Señal de Rastreo (Tracking Signal).

A lo largo de la historia los pronósticos se han clasificado en cuantitativos y cualitativos; entre los cuantitativos encontramos la sub-clasificación entre modelos econométricos y las series de tiempo. Las investigaciones respecto a las series de tiempo se hacen con referencia en las técnicas de promedio simple, promedio móvil, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, suavización lineal o suavización exponencial de Holt, métodos estacionales, métodos de promedio móvil autorregresivos (ARMA), métodos de regresión simple y múltiple, métodos de pronósticos combinados, métodos de pronósticos con base en la aplicación de redes neuronales y análisis envolvente de datos (DEA). El análisis de los métodos anteriormente mencionados se ha realizado inicialmente comparando los resultados entre el pronóstico que se realiza por juicio de valor de humano versus algún método cuantitativo, o comparando el resultado entre varias técnicas; de esta última comparación Makridakis y Wheelwright concluyen que el resultado varía en función de los datos y periodos a pronosticar, entre otros datos.

Croston, J.D. (1972) propone un nuevo método para pronosticar los artículos de baja demanda en los cuales se presentan periodos de demanda cero (0), que generalmente se asocian a demandas no servidas, siendo esta la solicitud de un cliente que no encuentra el producto y se surte con otro proveedor o lo adquiere en otra ocasión. Entre las ventajas de aplicar el método están que permite un mejor control de los errores del pronóstico y aumenta la precisión en el cálculo del inventario de seguridad.

El método de pronóstico Box-Jenkins estacional lo aplican Chatfield, C. (*et al.* 1973). Para un caso de estudio de ventas con 72 observaciones mensuales, concluyen que este método requiere de un gran número (más de 100) de observaciones para que los resultados sean aceptables, que su implementación es difícil por la complejidad matemática y requiere un rendimiento computacional elevado.

Winkler, R. (*et al.*, 1983) tratan la combinación de diferentes métodos de pronósticos con el objetivo de evaluar el resultado de la aplicación de métodos individuales y combinados. Aplican la combinación inicialmente de 10 métodos a 1001 series de tiempo que abarcan diferentes sectores productivos y de servicios, diferentes métodos de pronósticos y horizontes de tiempo e inician haciendo referencia a que “la elección tradicional de pronosticar incluye la elección y juzgamiento del mejor entre los métodos disponibles y su aplicación de manera específica según la serie de tiempo y del tipo de aplicación”.

La evaluación de los resultados de los pronósticos combinados la realizan con base en el error medio porcentual absoluto MAPE y en grupos de combinación. Concluyen que el tratamiento de la información es fundamental para la aplicación de los pronósticos com-

binados y que siempre darán mejores resultados que los individuales.

Weiss, A.A. (*et al.*, 1984) cuestionan el trabajo de Makridakis acerca de los pronósticos combinados. En este trabajo una de las técnicas aplicadas es automática, es decir, se carga el programa en el computador y este genera resultados. Otra técnica es la personalizada, que requiere un análisis cuidadoso de los estados del modelo y de sus resultados. En el trabajo de Weiss se incluye la técnica ARIMA y los siguientes criterios de evaluación: error cuadrático medio, valor absoluto del error, y porcentaje del valor absoluto del error. Concluyen que el mejor método aplicado a las series de tiempo fue el modelo de pronósticos ARIMA y que a cada método que se aplique se le debe hacer seguimiento.

Bovas, A. (*et al.*, 1986) comparan el comportamiento de los modelos de Winters multiplicativo y aditivo y el modelo ARIMA; adicionalmente comparan los modelos de regresión, suavización y filtrado, de Kalman, con base en los coeficientes que presentan las funciones que describen el comportamiento de la serie de tiempo. Estas funciones pueden ser lineales, polinómicas, de tendencia, etc. Por ejemplo $(1-B)^d$ implica tendencia polinómica de grado $d-1$ e $(1-B^s)^p$ implica pronóstico periódico en función del periodo de estacionalidad s . Estos coeficientes son los que Bovas revisa en su trabajo. Concluyen que los coeficientes son tratados según la estacionalidad de los datos de Winters multiplicativo y en los modelos ARIMA son suavizados con $(1-B^{1/2})^2$.

Heejoon, K. (1986) realiza un estudio para evaluar cual método es mejor para definir variables: tener variables con datos a la mano o definir las variables de manera indirecta con base en variables previamente establecidas. De esta última opción son ejemplo el producto interno bruto, la reevaluación de la mo-

neda, etc. Estas dos variables agrupadas en datos trimestrales de Estados Unidos desde 1960-1980 se usan para pronosticar 1980-1984. El método de pronóstico aplicado es el ARIMA evaluado con base en la MAD, la MSE y la MAPE. Concluye que en este estudio las variables definidas indirectamente generan resultados más precisos de pronóstico que las variables definidas directamente.

Thompson, P.A. (*et al.*, 1986) aplican el método estadístico de pronósticos con base en la estadística de Bayes. Dicen del ARIMA que la definición de variables de inicio es muy complicada. El pronóstico bayesiano tiene como base la distribución de los datos para predecir las ocurrencias futuras. La serie de tiempo que se aplica son los datos trimestrales del PIB de los años 1980-1982 como base del pronóstico, y los datos trimestrales de 1968-1979 para estimar el modelo. Los resultados del método Box-Jenkins son comparados con el bayesiano en función de pronóstico promedio y la varianza. Concluye que este método se puede considerar como una extensión del Box-Jenkins.

Clemen, R.T. (1989) realiza una revisión bibliográfica de la investigación realizada en el campo de los pronósticos agregados aplicados en campos como psicología, estadística y ciencias de la administración. Hace énfasis en que la idea de combinar métodos de pronóstico es que los métodos únicos no son capaces de identificar aspectos "ocultos" de la serie de tiempo, mientras que los combinados muestran aspectos diferentes para la previsión.

También comenta que los pronósticos combinados producen mejores resultados que los pronósticos individuales. Identifica las aplicaciones de los pronósticos así: series de tiempo, modelos de regresión econométrica, juicio de expertos, psicología, estadística, mé-

todos clásicos, bayesianos, simulación, experimental, económicos, negocios.

En su estudio Fildes, R. (1989) analiza la aplicación de pronósticos individuales y combinados para 263 series de datos de una misma empresa del sector de manufactura, en la que una buena predicción permite el ahorro en costos. Comenta que para tiempos de entrega cortos los pronósticos combinados tienen buena precisión, en cambio para *lead time* largos es mejor el pronóstico individual y tiene en cuenta la variabilidad.

Entre las reglas que menciona está la de selección individual: se debe analizar cada serie y seleccionar el método que mejor describa la serie para pronosticar eventos futuros; y la selección de combinación: se debe analizar la población y seleccionar el método que mejor describa la población para pronosticar eventos futuros. La selección individual hace referencia al método Box-Jenkins. Las reglas operan en función de evaluaciones anteriores y posteriores del método de pronóstico aplicado tanto para métodos individuales como combinados. Se evalúa la decisión con base en la raíz del error cuadrático medio. Concluye que la selección del pronóstico combinado puede requerir varias “iteraciones” y que la selección de métodos individuales puede ser difícil de acuerdo con la inestabilidad de la serie de datos.

Factores como tendencia, estacionalidad y ciclicidad son generalmente tratados en la investigación del tema de pronósticos, como lo hacen Collopy, F. (*et al.*, 1992) en su estudio, pero las discontinuidades que pueden causar sorpresas no han sido abordadas en profundidad. En una encuesta realizada a expertos prácticos que aplican alguna técnica de pronósticos; éstos reconocen que las técnicas que más se aplican son la regresión simple y el Box Jenkins. Las discontinuidades tratadas en el estudio hacen referencia a los temas abordados

y no a la continuidad de los temas de investigación a lo largo de la historia.

Armstrong, J.S. (*et al.* 1995) inician su estudio aludiendo al realizado por Makridakis, S. (*et al.*, 1978) en el cual el criterio más importante para la selección de pronósticos es la precisión. Armstrong va más allá de la precisión y extiende la selección del pronóstico a factores como implementación, uso, aplicación, facilidad de uso de los datos, credibilidad, velocidad, ahorro de costos, horizonte de tiempo y condiciones adaptativas. Estos criterios también varían según si el evaluador es académico, empresarial, educador o investigador. En el estudio realizado a 322 expertos coinciden en que el criterio más importante es la precisión, en segundo lugar está el tiempo de realización del pronóstico y en tercer lugar aparece el costo ahorrado proveniente de la toma de decisiones.

Trece fueron los criterios que se tuvieron en cuenta para el estudio realizado por Armstrong, J.S. (*et al.* 1995). En un segundo estudio solamente se trabajaron los criterios de precisión, costo ahorrado proveniente de la toma de decisiones, flexibilidad, facilidad de uso y disponibilidad de los datos, facilidad de interpretación, rapidez de realización del pronóstico, agrupados en series de 2; nuevamente la precisión ocupa el primer lugar. Finalmente, aclara que la valoración de cada criterio depende de la técnica y el contexto de aplicación.

La primera referencia acerca de nuevos pronósticos con control Fuzzy aplicado a series de tiempo de corto plazo se hace sobre el trabajo de Ranaweera (*et al.*, 1996). Los resultados obtenidos son similares con los métodos estadísticos más complicados y las redes neuronales a través del *back propagation*. El estudio se aplica a la predicción de carga eléctrica necesaria por minutos, horas, días y semanas.

Ranaweera (*et al.*, 1996), inicialmente comentan las dificultades de los métodos tradicionales de pronóstico, ya sean estadísticos o no y destacan de las redes neuronales la habilidad para relacionar variables de entrada y de salida a través del aprendizaje de la red. La aplicación del control Fuzzy se realiza de acuerdo con los siguientes pasos:

1. Compilar tentativamente datos de variables de entrada y de salida a través del juicio de expertos o con análisis estadístico.
2. Normalizar los datos de entrada y de salida entre cero y uno.
3. Asociar los números fuzzy para cada variable. Esto se hace de manera aleatoria.
4. Definir para cada variable de entrada y de salida el número de funciones fuzzy asociadas.
5. De acuerdo con las funciones fuzzy, se determinan los valores asociados a cada variable de entrada y de salida.
6. Asignar las funciones de entrada y salida con el valor máximo de relación entre variable.
7. Construya una regla fuzzy para cada par de datos de entrada y salida, que serán entrenados en la red.

La evaluación del pronóstico se realiza con base en la MAPE.

Ranaweera (*et al.*, 1996) concluyen que, resaltando la flexibilidad de los modelos fuzzy con base en la aplicación de reglas lógicas, de fácil adaptación y comprensión por el experto en el tema, los resultados no difieren en gran proporción de los obtenidos por métodos convencionales.

Korpela, J. (*et al.*, 1996) pronostican la demanda con la aplicación del Proceso de Jerarquía Analítica (Analytic



Donde se cuenta la aventura del pastor enamorado, con otros en verdad graciosos sucesos.

Hierarchy Process –AHP–). Esta aplicación del AHP para pronósticos inicia haciendo referencia a la logística y su importancia en función de hacer las empresas más competitivas; seguidamente hace una introducción a los pronósticos y las diferentes técnicas ya mencionadas, como antesala al tema central. El AHP tiene como base tres principios: descomposición, juicio comparativo y síntesis de prioridades. Destaca la combinación de juicios objetivos y subjetivos en el pronóstico de la demanda y con respecto a los métodos tradicionales comenta: incluyen variables explicativas en términos cuantitativos, no permiten la creación de nuevas relaciones entre las variables y no advierten sobre los cambios de tendencia; ya que los pronósticos tienen como base solamente los datos pasados, son determinísticos y estructuralmente estables.

Con respecto al AHP y los pronósticos: el primero permite analizar la relación entre los factores de manera efectiva. Incluye el juicio cualitativo y subjetivo de expertos así como los

datos provenientes de varias fuentes. Parte del presente para prever el futuro; permite el análisis de sensibilidad y la documentación y comunicación del pronóstico para crear conciencia sobre la importancia del pronóstico.

Bunn, D.W. (*et al.*, 1999), realizan una comparación de diferentes métodos para obtener los factores estacionales de múltiples ítemes, que se puede realizar a través de métodos como: combinación de pronósticos y corrección de índices estacionales. Menciona desarrollos como: índices estacionales grupales (GSI), Dalhart (DGSI), Withycombe (WGSI) –combinación de datos históricos–, índices estacionales clásicos (ISI). De la combinación de estos métodos resultan los índices estacionales híbridos.

Después de realizar el análisis estadístico de obtención de los índices estacionales concluye que los GSI, CSI y SSI para series de tiempo cortas mejoran el rendimiento del pronóstico.

De Menezes, L.M. (*et al.*, 2000), hacen una revisión histórica a lo largo de treinta años de aplicación de pronósticos combinados y analizan los mismos en función de criterios como: varianza, asimetría y serie de correlación. Mencionan el trabajo de Bunn, D.W. (*et al.*, 1999), Clemen, R.T. (1989), Makridakis, S. (*et al.*, 1978) y se refieren al trabajo de Bates y Granger's como el origen de los métodos de pronósticos combinados. Los métodos combinados analizados en el estudio son: promedio móvil, Outperformance óptimo, óptimo adaptativo, regresión y regresión con restricciones de pesos, todos evaluados con base en la MSE.

Inicialmente analiza la aplicación empírica, la aplicación de la regresión, el método de juicio y otros métodos. Seguidamente estudia la distribución de los errores de pronósticos combinados. Es importante porque su análisis permite

tomar decisiones frente al riesgo y la incertidumbre (Bunn 1984).

Concluye que el problema de los pronósticos combinados es de DM (decision maker) y que se requiere una revisión constante y modelar diferentes iteraciones de combinaciones para seleccionar la mejor de acuerdo con el diagnóstico. Para futuras combinaciones se deben tener en cuenta reglas de combinación como por ejemplo Collopy, F. (*et al.*, 1992) y la retroalimentación.

Rojapadhye, M. (*et al.*, 2001) aplica el método de Holt-Winters para pronosticar la demanda de un hotel teniendo en cuenta que el problema es la incertidumbre de llegada diaria de huéspedes a un hotel. Este pronóstico debe permitir maximizar la ganancia, fijar la capacidad y diferir la estocasticidad, ente otros. Menciona brevemente las técnicas de pronóstico convencionales y algunas de sus ventajas de aplicación; en segunda instancia aplican pronóstico de largo y corto plazo de manera individual y combinada.

El método de pronóstico de largo plazo a aplicar es Holt-Winters como extensión del método EWMA (Exponentially Weighted Moving Average).

El método de pronóstico de corto plazo tiene en cuenta las reservaciones y cancelaciones.

La combinación de ambos métodos de pronósticos la realiza con base en algoritmos independientes como entrada y el resultado lo evalúa con base en la MAD y la MAPE

Segura, J.V. (*et al.*, 2000) tienen como objetivo realizar una hoja electrónica que permita calcular el pronóstico óptimo a través de la aplicación del modelo de pronóstico de Holt-Winters, aplicado a pronósticos de corto tiempo. El pronóstico es optimizado a través de la aplicación del Solver. Reconoce y

menciona las diferentes técnicas de inicialización de modelos de acuerdo con autores como Winters (1960), Granger and Newbold (1986), Larrañeta (1988), Makridakis, (1988); posteriormente obtiene los valores de las constantes alfa, beta y gamma; aplica los errores MAPE, RMSE (R: raíz); implementa la hoja de cálculo y aplica varios ejemplos, entre ellos el de Brown (1963), y para fijar el modelo usa los datos de los años 1951-1959 y predice el año siguiente. Concluye que la implementación de esta hoja de cálculo reduce el número de óptimos locales; también permite interpretar varios errores.

Sanders, N.R. (et al., 2009) recopilan información de 240 empresas de Estados Unidos con respecto a la satisfacción y el uso de diferentes software para realizar pronósticos. De entrada comenta que el 10.8% usa software comercial, el 48.0% usa hojas electrónicas, el 9.6% reporta el no uso de software para pronosticar y el 16% reporta insatisfacción con el uso del software.

De los que utilizan el software para pronosticar, sólo el 21.4% complementa el resultado del pronóstico con el juicio de valor. Para quienes usan el software la mejor medida de rendimiento es la MAPE. Concluye que entre los criterios para adquirir un software están la facilidad de uso y entender el resultado del pronóstico.

Shank (2003) desarrolla el método de pronóstico de redes neuronales para pronosticar la temperatura de rocío como trabajo de grado de maestría en ciencias en the University of Georgia. Desarrolla la tesis en capítulos que describen el pronóstico de la temperatura de rocío a través de red artificial neuronal, construcción de la red artificial neuronal y su funcionamiento y conclusiones. Describe las redes neuronales como programas de computación robustos que requieren un patrón de reconocimiento, clasifica-

ción y predicción (Bose y Liang, 1996; Haykin, 1999); adicionalmente describe las variables a pronosticar para predecir la temperatura de rocío. También aplica la técnica de *back propagation* y usa la MAE como criterio de evaluación.

Leven y Segerstedt (2004) tienen como propósito crear un procedimiento de pronóstico que sea válido para ítemes de rápido y lento movimiento. Aplican el método de Croston para realizar pronósticos de ítemes de bajo movimiento; sin embargo, aclaran que no todos los ítemes a pronosticar tienen una distribución normal y que la distribución Gamma según Burling (1975) es la más representativa para los ítemes de baja demanda, y asume demandas no negativas.

Analiza de manera rigurosa el método de Croston original y la modificación realizada por Segerstedt. Esta modificación del método original permite aplicarlo a ítemes de bajo movimiento y de movimiento normal. También analiza la distribución de la demanda para estimar el punto de reorden y niveles de *stockout*. La modificación la simula en visual basic de Excel, y genera como resultado una disminución del nivel de inventario. Como tema de investigación está el efecto de cambio de la función de densidad.

En su estudio, Chen y Hsu analizan inicialmente los métodos de pronósticos tradicionales y resaltan que no pueden representar variables del día a día que no sean cuantitativas. Describen la aplicación realizada en estudios anteriores con método Fuzzy aplicado a los pronósticos en el campo de inscripciones en la Universidad de Alabama.

El método propuesto inicia dividiendo el universo en intervalos iguales. Se determina la distribución estadística de cada intervalo para obtener así la relación lógicas Fuzzy; y finalmente

aplica reglas (las inscripciones son las diferencias de diferencias entre años) que permiten determinar la tendencia del pronóstico y así predecir las nuevas inscripciones. El algoritmo se programa en visual basic 6.0 y la evaluación de los errores se realiza con respecto al MSE.

Zou, H. (*et al.*, 2004) proponen un método bayesiano para combinar pronósticos que elimine los problemas que presentan los métodos tradicionales como son las múltiples iteraciones para seleccionar el mejor modelo y que la exactitud de los pronósticos es afectada por la extensión y configuración de cada iteración. Proponen un método para combinar pronósticos llamado AFTER, con base en los modelos individuales, y asignan un peso de forma que la variación de la precisión del pronóstico sea mínima con respecto al criterio seleccionado. Para el desarrollo de este modelo tiene en cuenta aspectos como: la evaluación de la precisión del pronóstico, el criterio de selección y la identificación del modelo aplicando simulación de Montecarlo a varios ejemplos. Finalmente, concluyen que este modelo de selección de pronóstico combinado disminuye la incertidumbre y estabiliza el modelo seleccionado.

Armstrong, J.S. (*et al.*, 2005) afirman que los pronósticos del futuro están influenciados por las fuerzas del entorno. Estas pueden generar alta incertidumbre, según las fuerzas causales. Obligan a descomponer el pronóstico para identificar dos o más componentes de la serie; implican tendencia en diferentes direcciones, y para cada componente se genera un pronóstico más preciso que el global. Clasifica las fuerzas causales en:

- Crecimiento: tendencia de los datos históricos hacia el incremento.
- Caída: tendencia de los datos históricos hacia abajo.

- Soporte: refuerzan la tendencia de los datos históricos.
- Oposición: La fuerzas están en oposición a la historia de los datos.
- Regresión: las fuerzas mueven la tendencia hacia el valor medio.
- No conocidas: los expertos en el tema no puedan separar la fuerza de los datos históricos.

Al detectar estas fuerzas en el método de pronóstico, la precisión aumenta. Aplican estas fuerzas a una empresa de seguros de Gran Bretaña en lo referente a muertes, heridas y accidentes de automóvil. Las fuerzas que identifican son el aumento de tráfico y el aumento de la seguridad y desarrollan otros ejemplos como producción de cigarrillos. Concluyen que el error del pronóstico realizado con base en fuerzas causales es menor que con los pronósticos tradicionales y el costo de aplicación es bajo, ya que las fuerzas son de fácil identificación.

Royes, G.F. (*et al.*, 2005) relacionan los pronósticos con la toma de decisiones multicriterio (Multiple Criteria Decision Making –MCDM–) y al respecto comentan que los métodos tradicionales en algunos casos no responden de manera efectiva al tratamiento de la incertidumbre y más si el campo de aplicación es ciencias sociales.

La solución al problema de la incertidumbre es la aplicación de Lógica Fuzzy (Fuzzy Logic –FL), ya que relaciona tanto los criterios objetivos como los subjetivos. Aplican la FL para un proceso electoral en Santa Catarina (Brasil-2000). Concluyen resaltando la versatilidad de FL para el análisis de decisiones multicriterio y la capacidad de trabajar en términos lingüísticos, apropiado para no expertos en programación.

Zottería, G. (et al., 2005) presentan en su estudio una nueva alternativa para realizar pronósticos a través del desarrollo de algoritmos aplicado a pronósticos agregados. El nivel de agregación depende de la demanda y el alcance del pronóstico. Aplican la técnica de clúster para determinar series de tiempo homólogas.

En el desarrollo del *paper* critican los trabajos de Armstrong, J.S. (et al., 1995) en función de que el nivel de agregación del pronóstico depende del nivel de evaluación del pronóstico. También comentan de los pronósticos jerárquicos que tienen dos componentes: el pronóstico hacia arriba y el pronóstico hacia abajo (Muir, 1979).

El algoritmo lo implementan en el sector de los comestibles en Europa a 5 productos en 38 establecimientos en periodo de 17 semanas; aplican regresión logarítmica para el pronóstico y es evaluado con la MAPE. Concluyen que la agregación por clúster requiere hipótesis que deben ser validadas por el modelo, gran cantidad de datos históricos que se deben desagregar durante la realización del pronóstico.

Sin embargo, otros autores como Kumar, M. (2005) tratan el tema de la agregación de pronóstico con clúster con el fin de disminuir la varianza del clúster y aumentar su tendencia. El método debe encontrar el número de clúster que minimice el total de MSE del pronóstico agregado. Y detallan diferentes algoritmos como hClust (Hierarchical Greedy Heuristic), kClust (Contiguous Clustering Heuristic).

Aplican el estudio con base en la empresa ProfitLogic Inc. (USA). Entre de las conclusiones están la efectividad de los pronósticos agregados por clúster y la aplicación de algoritmos para series polinomiales con respecto a la solución matemática.



Donde se cuentan las bodas de Camacho el Rico, con el suceso de Basilio el Pobre.

Bermúdez, J.D. (et al., 2006) presentan un modelo que apoya la toma de decisiones con base en pronósticos y el análisis de las series de tiempo, teniendo en cuenta los valores iniciales, tendencia y factores estacionales como generadores de buenos resultados, evaluados con base en MSE y el método de Holt-Winters (HW).

Comentan acerca de los métodos ARIMA, las ventajas de la suavización exponencial que genera buenos resultados para series de tiempo cortas. El método propuesto (primera etapa) se trabaja en el marco de la optimización para tener varias clases de métodos a clasificar y seleccionar, el mejor con parámetros de inicio HW, estabilización y reducción de los parámetros iniciales. En segunda instancia está un modelo que reduce el error y mantiene los valores encontrados en la primera etapa. La selección del modelo se realiza con base en la lógica Fuzzy.

Los errores analizados para la toma de decisión son: MAPE, RSME y MAD. Concluye que parámetros como valores iniciales, tendencia y factores estaciona-

les se pueden calcular de manera óptima mediante la aplicación de programación matemática. La combinación de la optimización con la generalización del HW es benéfica para el pronóstico.

El modelo propuesto por Jung, R.C. (*et al.*, 2006) tiene como base las series de tiempo cortas compuestas por números enteros y en las que se aplica el modelo INAR (Integer-valued autoregressive), que con respecto a los modelos de Markov son de segundo orden. Ejemplos de esta serie son el número de clientes que esperan a ser servidos, el número diario de ausencias al trabajo, etc. Cox (1981) divide estos modelos en dos categorías: modelos conducidos por observación y modelos manejados por parámetros y agrega que la lentitud de los procesos conecta las observaciones del pasado con las presentes.

El estudio tiene como propósito generar ideas sólidas de la dependencia de orden y los problemas que surgen al combinar pronósticos. Después de la estimación de los parámetros del modelo y la estimación de los errores se aplica la simulación de Montecarlo.

En el desarrollo del estudio describe en detalle la metodología de los datos y pronósticos INAR y concluye que su principal aporte es el uso de enteros de segundo orden para predecir valores en series de tiempo cortas.

Lawrence, M. (2006) describen en su artículo las investigaciones principales desarrolladas y la evolución del pensamiento de los expertos en este tema. Inicialmente el juicio estaba en contravía de la exactitud proporcionada por los métodos numéricos. A la fecha cada día surgen nuevas publicaciones científicas que intentan incorporar en mayor detalle el juicio humano. Describe el proceso de pronóstico de ventas de un producto como: Inicialmente, presencia o no de datos históricos, pro-

nósticos como soporte a los sistemas de decisiones (Decision Support Systems –DSS–), revisión y ajuste del pronóstico y finalmente ajuste del pronóstico.

Los datos son analizados desde dos puntos de vista: la historia de los datos (dominio contextual de los datos) y el efecto de todos los otros datos que puedan ayudar a entender el pasado, el presente y el futuro del objeto de estudio (dominio de los datos).

Sanders, N.R. (*et al.*, 2009) escriben un artículo que simula y evalúa los errores del pronóstico pero no desde la desviación estándar sino desde el efecto que tiene la tendencia del pronóstico en el error. Se realiza con base en la simulación pero se trabaja con datos reales. Es importante el impacto de los errores en los costos ya que oscilan entre un 10% y 30% de los costos de manufactura. Bowman (1963) aplica simulación con el software SAS y concluye que el error en la tendencia es más perjudicial que el error con base en la desviación estándar.

Huarng, K. (*et al.* 2006) aplican redes neuronales a los pronósticos con una serie de datos desde 1991-2003 y trabajaron con dos modelos: uno que es tomando todos los datos y otro que es tomando parte de un híbrido y aplica previamente un modelo de pronóstico conocido. Describe el proceso como en los siguientes pasos: fuzzificación, establecimiento de relaciones y desfuzzificación.

El desarrollo del modelo incluye las etapas de preparación de los datos, configuración de la red, selección y evaluación del modelo. El pronóstico se evalúa con base en el error absoluto y el RMSE. Después de correr el modelo concluyen que el método de propagación hacia atrás genera buenos resultados con el pronóstico y al analizar la gráfica de comparación de métodos de pronóstico aplicados se observa la precisión de método de redes neuronales.

Syntetos y Boylanb inician su paper con una descripción de los métodos tradicionales de pronósticos como promedio móvil, suavización exponencial simple y Croston aplicado a ítemes que presentan demanda intermite y proponen un nuevo método que evalúan con base en el nivel de servicio y el número de unidades en *stock*.

Cuestionan que todas las publicaciones se centran en el control de inventarios planteado por Silver, y suponen que el método de pronóstico aplicado es el adecuado. Factores como la variabilidad de la demanda y la variabilidad del tamaño de la demanda dificultan el pronóstico.

El método propuesto se aplica a 3000 SKU en una empresa del sector automotor, a la cual aplican el método de control de inventario de revisión periódica y analizan factores como el nivel de servicios y el nivel permitido de faltantes (stockout). El nivel de servicio es utilizado para correr la simulación y como criterio de evaluación de rendimiento del método propuesto. Concluyen que los métodos tradicionales y el propuesto se generan tres criterios de control para ítemes de demanda intermitente: nivel de servicio, nivel de escasez (β_2) y nivel de emergencia (β_3) y las fluctuaciones del pronóstico de la demanda intermitente afectan el nivel de servicio.

Gardner, Jr.E.S. (2006) hace en su artículo un recorrido por los estudios existentes acerca del método de suavización exponencial simple hasta la fecha. Inicialmente realizan un barrido rápido por la historia de las publicaciones que dieron origen a este método (1950-1960), seguidamente trata el tema de la formulación del suavización exponencial y clasifica las diferentes versiones de acuerdo con la presencia de estacionalidad (aditiva o multiplicativa) y tendencia (aditiva, DA, multiplicativa) y sus posibles combinaciones.

Seguidamente analiza las formulaciones equivalentes y la renormalización de los índices estacionales. Para cada uno de los métodos propuestos existe una base estadística y la mayoría tiene su versión en los métodos ARIMA. Describe las diferentes alternativas de selección del método de suavización exponencial (diferencias de varianzas, reglas de decisión, análisis discriminante); seguidamente referencia los sistemas expertos como el de C&A, que generan 99 reglas que caracterizan las series de tiempo y el dominio del conocimiento; también analiza la información disponible para seleccionar el criterio, así como el desempeño operacional y el beneficio económico, como también la identificación versus la selección, métodos de prueba y la fijación de los parámetros iniciales. Seguidamente trata las aplicaciones de los pronósticos al control de inventario y sus diferentes formulaciones. Para terminar, describe los temas de aplicación real de los pronósticos a la fecha.

Singh, S.R. (2007) inicia el estudio reconociendo que el principal problema de los pronósticos Fuzzy es la precisión del pronóstico, y propone un método con base en parámetros que mejoren el rendimiento computacional y simplifiquen el pronóstico. Describe las aplicaciones de Chen (1996, 2002) y Song (2003) y otros. Luego describe la metodología Fuzzy para pasar algoritmo computacional propuesto y evalúa los resultados con base en el MSE. Otras aplicaciones de Fuzzy en el campo de los pronósticos son las de Wang, W. (2007) con base en sistemas dinámicos y un predictor que evite los mínimos locales, y los de Gascón *et al.* (2007), quienes aplican Fuzzy en el sector farmacéutico para determinar la posible demanda con respecto a factores macroeconómicos.

Green, K.C. (*et al.*, 2007) proponen un método que estructure el juicio de los expertos para la realización de pronósticos con base en una lista de analogías

que se han aplicado en casos de guerra y decisiones estratégicas. El procedimiento implica el reconocimiento de tarjetas que describen la situación, selección de expertos, identificación y descripción de la analogía, y razón de similitud.

Finalmente, el administrador deriva el pronóstico y para cada paso describe el material que se tiene que preparar. Concluye que para los expertos es difícil hacer analogías cuando se presenta un conflicto de situaciones; la dificultad se disminuye en un 60% cuando el experto genera analogías con base en su experiencia.

Seetha, H. (et al., 2007) elaboran un estudio que consiste en una aplicación de las redes neuronales en el pronóstico de la demanda de la carga de consumo eléctrico en una serie de tiempo corta (pronosticar para horas o días), aplicando el método de propagación hacia atrás. (Fuzzy back propagation network –Fuzzy BP–). El modelo está compuesto por 51 entradas y 24 salidas. Los resultados se compararon con el modelo Fuzzy realizado en MLP Network. Destaca la importancia en los resultados del pronóstico del análisis de los datos históricos y la información disponible al momento de realizar el pronóstico.

Inicialmente describen que en este campo se han aplicado métodos como suavización exponencial, ARIMA, análisis multivariado, regresión lineal y no lineal y los resultados no han sido satisfactorios, lo cual conduce a la aplicación de las redes neuronales (neural networks) que hace posible el establecimiento de relaciones entre las entradas y las salidas que permiten disminuir la incertidumbre en ambientes dinámicos. Las publicaciones tratan la manipulación de los datos de entrada y de salida, la identificación de reglas con base en la historia y la combinación de lógica Fuzzy y redes neuronales para crear pronósticos combinados. Por lo tanto la

aplicación del Fuzzy BP para pronosticar la carga 24 horas adelante es novedosa y se compara con MLP Network.

También describe los diferentes algoritmos, la implicación del Fuzzy BP y el aprendizaje de la red. De otro lado, describe claramente cómo armar la red en este caso. El resultado del modelo es evaluado con base en la MAPE. Concluye que el entrenamiento óptimo en este caso es de 20 patrones. El algoritmo propuesto no es complicado computacionalmente.

Cheng, Ch. (et al. 2008) realizan una aplicación del control Fuzzy para pronosticar el número de pacientes externos en un hospital. La novedad del estudio consiste en trabajar todo el modelo con matrices de transacción; inicialmente comenta las aplicaciones de pronósticos con los métodos de serie de tiempo tradicionales y seguidamente resalta la capacidad del modelo Fuzzy de trabajar con valores lingüísticos con base en ello propone dos nuevos métodos: el de expectativa y el de modo de selección de grado.

En el desarrollo del modelo, describe las series de tiempo Fuzzy y la importancia de pronosticar la visita de los pacientes externos de la clínica. Posteriormente detalla la explicación del modelo y la aplicación de cada matriz paso a paso y analiza el resultado del pronóstico en función del Error Cuadrático Medio (Mean Square Root –MSE–) y de la Tasa de Error Absoluto Medio (Mean Absolute Error Rate –MAER–). Concluye que la aplicación de las matrices de transacción permite el trabajo con variables lingüísticas y el método de selección de grado aumenta la precisión del pronóstico.

Teunter, R. (et al. 2008) redactan un artículo titulado *Sobre la tendencia del método de pronóstico de Croston*, el cual ha sido comentado por autores como

Syntetos, A.A. (et al., 2006), Léven, E. (et al., 2004) y otros que han realizado modificaciones del método de Croston básico, y comenta cómo en algunos casos se ha ignorado el efecto de la tendencia en la probabilidad de ocurrencia de la demanda. El tratamiento que hace al método de Croston es de comparación entre las modificaciones más representativas, a saber: CR, SB, SY y LS; inicialmente describe cada uno y posteriormente hace una comparación numérica de los métodos. Concluye que el método de SY es el que mejor trata la tendencia y el rendimiento es superior de acuerdo con la comparación realizada.



Donde se cuentan mil zarandajas tan impertinentes como necesarias al verdadero entendimiento desta grande historia.

Tendencias en el campo del conocimiento

Guoqiang, Zhang (et al. 1998) escriben sobre el tremendo auge de la aplicación de redes neuronales artificiales (Artificial Neural Networks –ANN–) en pronósticos. Los autores plantean los resultados de la revisión del estado del arte, la cual se afirma que fue extensiva pero no exhaustiva, debido al rápido crecimiento de la literatura. Los principales hallazgos resultantes de la revisión que permitieron seleccionar esta técnica frente a otras opciones como el control Fuzzy, fueron, entre otros:

- Las redes neuronales artificiales son aplicables satisfactoriamente en pronósticos debido a sus características únicas como son la adaptabilidad, la no-linealidad, la habilidad para mapear funciones arbitrarias, entre otras, lo cual lleva a obtener resultados satisfactorios.
- Se han desarrollado una cantidad considerable de investigaciones en la aplicación de redes neuronales a pronósticos. Los hallazgos de estas investigaciones son inconclusos en cuanto a determinar en qué casos es

mejor la aplicación de ANN que los métodos de pronósticos clásicos.

- El rendimiento de las ANN puede verse afectado por múltiples factores, por lo cual no existen investigaciones sistemáticas sobre esta particularidad. Por tal motivo, la metodología más aplicada por los investigadores es la de ensayo y error, debido a las inconsistencias en la literatura.

Las redes neuronales artificiales ofrecen tanto una alternativa promisoría frente a los métodos tradicionales lineales de pronósticos, como un alto grado de incertidumbre. Los autores plantean unos interrogantes que requieren ser resueltos en investigaciones futuras para vislumbrar un horizonte con más certidumbre en la aplicación de las ANN.

Las preguntas son:

- ¿Cómo hacen los modelos de ANN, series de tiempos autocorrelacionadas, para producir mejores resultados que los métodos lineales tanto convencionales como no convencionales?

- Dado un problema específico de pronósticos, ¿cómo podemos construir sistemáticamente una red apropiada que sea más acorde con el problema?
- ¿Cuál es el mejor método de entrenamiento o algoritmo para problemas de pronósticos, particularmente para problemas de series de tiempo?

Al igual que los métodos de pronósticos convencionales, las ANN tienen tanto fortalezas como debilidades. Si bien es cierto que el campo de aplicación es bastante amplio, referenciando a Gorr (1994) plantean que las ANN son más apropiadas en situaciones en las que se cuenta con una gran cantidad de datos históricos; en problemas con estructura no lineal y en problemas de series de tiempo multivariados.

Para obtener un mejor resultado de la aplicación de las ANN en problemas de pronósticos, es necesario comprender qué es lo que puede y lo que no puede hacer una ANN. Para ello se requiere enfatizar en algunos puntos:

- Las ANN son métodos lineales *per se*. Para procesos lineales estáticos con poca variabilidad, pueden no ser mejores que los métodos estadísticos lineales.
- Las ANN son “cajas negras”. Éstas no explicitan la forma como explican y analizan la relación entre los *inputs* y los *outputs*. Esto causa dificultad en la interpretación de los resultados de las redes.
- No existen métodos estructurados para identificar qué estructura de red puede aproximarse a la función, mapeando los *inputs* en *outputs*. Por ello, los métodos de ensayo y error son utilizados frecuentemente.
- Las ANN usualmente requieren más datos y tiempo en el computador para su entrenamiento.

Conclusiones

El análisis de la historia de los pronósticos permite llegar a diversas conclusiones:

- Pronósticos sin dominio del conocimiento, es decir, el analista de pronósticos no conoce acerca de lo que se está pronosticando. Se permite la comparación entre métodos estadísticos. Las investigaciones han tratado temas como:
- Influencia de las características de los datos (tendencia, estacionalidad, aleatoriedad, discontinuidad).
- Modelos de presentación del pronóstico. Diferentes gráficos utilizados para presentar el pronóstico.
- Experiencia. En ocasiones este juicio está en contravía con relación a los resultados generados por el pronóstico.
- Impacto de la pérdida de función. Hace referencia al tratamiento de los errores desde el punto de vista de la simetría.
- Pronósticos como actividad de grupo. La precisión del pronóstico grupal es mayor que la del pronóstico individual. Sin embargo, son pocos los estudios que tratan este tema.
- Influencia del dominio del conocimiento en el pronóstico. El personal es consciente de la naturaleza de la serie de tiempo y del contexto asociado.
- Entender el conocimiento del dominio: hace referencia al conocer alguna información relevante fuera de la serie de tiempo.
- Ingresos o beneficios por acción del pronóstico. (Forecasting Earnings per Share (EPS)). Este tipo de

- pronóstico es más preciso que los pronósticos de juicio.
- Pronóstico de ventas. El desarrollo histórico lo ha dividido en dos grupos: el primer grupo no presenta entradas adicionales a los datos y el segundo grupo es aquel que incorpora el conocimiento del dominio a la previsión estadística.
 - Probabilidad en intervalos de predicción en los pronósticos. Aplicado preferiblemente al sector económico y financiero, el estudio de probabilidad e intervalos de predicción permite disminuir la incertidumbre.
 - Probabilidad del pronóstico. El estudio de las probabilidades permite facilitar el entendimiento del comportamiento de las variables del pronóstico.
 - Evaluación de las probabilidades del pronóstico. La evaluación de las probabilidades del pronóstico está en función del cumplimiento de la probabilidad con lo real y la frecuencia relativa entre la predicción y lo acontecido.
 - Probabilidad de los expertos en los pronósticos. El seguimiento a las predicciones de los expertos con su probabilidad asociada ha sido objeto de estudio en estos últimos veinticinco años.
 - Construcción de las probabilidades del pronóstico. Cómo construir la probabilidad de los pronósticos de forma que no desajuste el modelo y dé cómo resultado probabilidades pobres.
 - Perspectivas proveedor-usuario. La relación usuario-proveedor del pronóstico, genera efectos positivos en el resultado del pronóstico.
 - Intervalos de predicción. Consiste en establecer fronteras superiores e inferiores con base en el pronóstico y en la probabilidad. Se ha investigado la evaluación y el juicio de expertos acerca de los intervalos relación usuario-proveedor.
 - Mejoramiento de los juicios de los pronósticos. La pregunta clave en esta sección es: ¿Qué se tiene que aprender para mejorar la precisión de los pronósticos? La respuesta es: Retroalimentación, aplicación de métodos de descomposición, pronósticos combinados, tomar consejo, corrección, ajustes críticos a los pronósticos estadísticos, asegurar que los proveedores de pronósticos tengan conocimiento técnico.

Bibliografía

- ADAM, E. y EBERT, R. (1991). *Administración de la producción y de las operaciones*. México, D.F.: Ed. Prentice Hall.
- ALTAY, G. y ERDAL, E. (1998). *Multicriteria inventory classification using a genetic algorithm*. *European Journal of Operational Research*. Vol. 105, pp. 29-37.
- ARMSTRONG, J.S. y Yokuma, J.T. (1995). *Beyond accuracy comparison of criteria used to select forecasting methods*. *International Journal of Forecasting*. Vol. 11, No. 4. pp. 591-597.
- _____; COLLOPY, F. y YOKUM J.T. (2005). *Decomposition by causal forces: a procedure for forecasting complex time series*. *International Journal of Forecasting*. Vol. 21, No. 1. pp. 25-36.
- BASHEER, I.A y HAJMEER, M. (2000). *Artificial Neural Networks: fundamentals, computing, design and application*. *Journal of Microbiological Methods*. Vol 43 pp 3-31.

- BERMÚDEZ, J.D.; SEGURA, J.V. y VERCHERA, E.A. (2006). *Decision support system methodology for forecasting of time series based on soft computing*. *Computational Statistics & Data Analysis*. Vol. 51, No. 1, pp. 177-191.
- BOVAS, A. y JOHANNES, L. (1986). *Forecast functions implied by autoregressive integrated moving average models and other related forecast procedures*. *International statistical review*. Vol. 54, No. 1. pp. 51-66.
- BUFFA, E. y SARIN, R. (1995). *Administración de la producción y de las operaciones*. México, D.F.: Ed. Limusa.
- BUNN, D.W. y VASSILOPOULOS, A.I. (1999). *Comparison of seasonal estimation methods in multi-item short-term forecasting*. *International Journal of Forecasting*. Vol. 15, No. 4, pp. 431-443.
- CLEMEN, R.T. (1989). *Combining forecasts: A review and annotated bibliography*. *International Journal of Forecasting*. Vol. 5, No. 4. pp. 559-583.
- COLL, V. y BLASCO, O.M. (2006). *Evaluación de la eficiencia mediante el análisis envolvente de datos*. Universidad de Valencia.
- COLLOPY, F. y ARMSTRONG, J.S. (1992). *Expert opinions about extrapolation and the mystery of the overlooked discontinuities*. *International Journal of Forecasting*. Vol. 8, No. 4, pp. 575-582.
- CROSTON, J.D. (1972). *Forecasting and stock control for intermittent demands*. *Operational Research Quarterly* (1970-1977). Vol. 23, No. 3, pp. 289-303.
- CHATFIELD, C. y PROTHERO, D.L. (1973). *Box-Jenkins seasonal forecasting: problems in a case-study*. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*. Vol. 36, No. 3, pp. 295-336.
- CHEN, Y. (2006). *Multiple Criteria Decision Analysis: Classification Problems and Solutions*. Department of Systems Design Engineering. Tesis doctoral. University of Waterloo. Canadá.
- CHENG, Ch. y WANG, J.Ch. (2008). *Forecasting the number of outpatient visits using a new fuzzy time series based on weighted-transitional matrix*. *Expert Systems with Applications*. Vol. 34, No. 4, pp. 2.568-2.575.
- DE MENEZES, L.M.; BUNN, D.W. y TAYLOR, J.W. (2000). *Review of guidelines for the use of combined forecasts*. *European Journal of Operational Research*. Vol. 120, No. 1, pp. 190-204.
- DE MOYA, A. y NIÑO VÁSQUEZ, L.F. (2006). *Representación y clasificación de datos geoespaciales usando redes neuronales*. Colombia: Universidad Nacional de Colombia, Laboratorio de Sistemas Inteligentes.
- DOMÍNGUEZ, J.A. et al. (1995). *Dirección de operaciones. Aspectos tácticos y operativos en la producción y los servicios*. Madrid: Editorial Mc Graw Hill.
- FILDES, R. (1989). *Evaluation of aggregate and individual forecast method selection rules*. *Management Science*. Vol. 35, No. 9, pp. 1056-1065.
- GARDNER, Jr.E.S. (2006). *Exponential smoothing: The state of the art-Part II*. *International Journal of Forecasting*. Vol. 22, No. 4, pp. 637-666.

- GASCÓN, F. *et al.* (2007). *On macroeconomic characteristics of pharmaceutical generics and the potential for manufacturing and consumption under fuzzy conditions. Artificial Intelligence in Medicine.* Vol. 41, No. 3, pp. 223-235.
- GREEN, K.C. y ARMSTRONG, J.S. (2007). *Structured analogies for forecasting. International Journal of Forecasting.* Vol. 23, No. 3, pp. 365-376.
- GUOQIANG, Z.B. *et al.* (1998). *Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. International Journal of Forecasting.* Vol. 14, pp. 35-62.
- HEEJOON, K. (1986). *Univariate ARIMA Forecasts of Defined Variables. Journal of Business & Economic Statistics.* Vol. 4, No. 1, pp. 81-86.
- HILERA, J.R. y MARTÍNEZ, V.J. (1995). *Redes neuronales artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones.* Editorial Rama.
- HOWARD, A y EAVES, C. (2002). *Forecasting for the Ordering and Stock-Holding of consumable spare parts.* Tesis doctoral. Department of Management Science. Lancaster University.
- HUARNG, K. y YU, T.H. (2006). *The application of neural networks to forecast fuzzy time series. Physica A: Statistical mechanics and its applications.* Vol. 363, No. 2, pp. 481-491.
- JUNG, R.C. y TREMAYNE, A.R. (2006). *Coherent forecasting in integer time series models. International Journal of Forecasting.* Vol 22, No. 2, pp. 223-238.
- KORPELA, J. y TUOMINENB, M. (1996). *Inventory forecasting with a multiple criteria decision tool. International Journal of Production Economics.* Vol. 45, No. 1-3, pp. 159-168.
- KUMAR, M. (2005). *Combining Forecasts using Clustering.* Rutgers Center for Operational Research. Rutgers University. New Jersey.
- LAWRENCE, M. *et al.* (2006). *Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. International Journal of Forecasting.* Vol 22, No. 3, pp. 493-518.
- LEVÉN, E y SEGERSTEDT, A. (2004). *Inventory control with a modified Croston procedure and Erlang distribution. International Journal of Production Economics.* Vol. 90, No. 3, pp. 361-367.
- MAKRIDAKIS, S.; MICHELE y MOSER, Claus. (1978). *Accuracy of Forecasting: An empirical investigation. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General).* Vol. 142, No. 2, pp. 97-145.
- MARTÍNEZ, D. (2004). *Redes neuronales artificiales y mapas autoorganizados. Sistemas Expertos e Inteligencia Artificial.* 3º I.T.I.G. Universidad de Burgos.
- O'BRIEN PALLAS, L. *et al.* (2001). *Forecasting models for human resources in health care. Journal of Advanced Nursing.* Vol. 33, No. 1, pp. 120-129.
- RAMANATHAN, R. (2003). *An Introduction to Data Envelopment Analysis: A tool for performance measurement.* New Delhi: Sage Publications.
- RANAWEERA, D.K. *et al.* (1996). *Fuzzy logic for short term load forecasting. International Journal of Electrical Power & Energy Systems.* Vol. 18, No. 4, pp. 215-222.
- ROJAPADHYE, M. y BEN GHALLIA, M. (2001). *Forecasting uncertain*

- hotel room demand. Information Sciences.* Vol. 132, No. 1-4.
- ROYES, G. F. y BASTOS, R.C. (2005). *Uncertainty analysis in political forecasting. Decision Support Systems.* Vol. 42, No. 1, pp. 25-35.
 - SAATY, T.L. (1980). *The analytic hierarchy process.* New York: Editorial McGraw-Hill.
 - SANDERS, N.R. y GRAMANB, G.A. (2009). *Quantifying costs of forecast errors: A case study of the warehouse environment.* Omega. Vol. 37, No. 1, pp. 116-125.
 - SEETHA, H. y SARAVANAN, R. (2007). *Short term electric load prediction using fuzzy BP.* Journal of Computing and Information Technology. Vol. 3, pp. 267-282.
 - SEGURA, J.V. y VERCHER, E. (2000). *A spreadsheet modeling approach to the holt winters optimal forecasting.* European Journal of Operational Research. Vol. 131, No. 2, pp. 375-388.
 - SHYI-MING, C y CHIA-CHING, H. (2004). *A new method to forecast enrollments using fuzzy time series.* International Journal of Applied Science and Engineering. Vol. 2, pp. 234-244.
 - SINGH, S.R. (2007). *A simple method of forecasting based on fuzzy time series.* Applied Mathematics and Computation. Vol. 188, No. 1, pp. 472-484.
 - SYNTETOS, A.A. y BOYLANB, J.E. (2006). *On the stock control performance of intermittent demand estimators.* International Journal of Production Economics. Vol. 103, No. 1, pp. 36-47.
 - TEUNTER, R. y SANI, B. (2008). *On the bias of Croston's forecasting method.* European Journal of Operational Research. En impresion.
 - THOMPSON, P. A. y ROBERT B. M. (1986). *A bayesian approach to forecasting from univariate time series models.* Journal of Business & Economic Statistics. Vol. 4, No. 4, pp. 427-436.
 - VALAREZO, A. y QUEZADA, D. (2007). *Antecedentes y funcionamiento de redes neuronales artificiales.* Sistemas informáticos y computación. Universidad Técnica Particular de Loja. Ecuador.
 - WANG, W. (2007). *An adaptive predictor for dynamic system forecasting.* Mechanical Systems and Signal Processing. Vol. 21, No. 2, pp. 809-823.
 - WARNER, B. y MISRA, M. *Understanding Neural Networks as Statistical Tools.* American Statistical Association. Vol 50, No. 4, pp. 284-293.
 - WEISS, A.A. y ANDERSEN, A.P. (1984). *Estimating time series models using the relevant forecast evaluation criterion.* Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General). Vol. 147, No. 3, pp. 484-487.
 - WINKLER, Robert L. y MAKRIDAKIS, Spyros. (1983). *The combination of forecasts.* Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General). Vol. 146, No. 2, pp. 150-157.
 - ZOU, H y YANG, Y. (2004). *Combining time series models for forecasting.* International Journal of Forecasting. Vol. 20, pp. 69-84.
 - ZOTTERIA, G.; KALCHSCHMIDT, M. y CANIATO, F. (2005). *The impact of aggregation level on forecasting performance.* International Journal of Production Economics. Vol. 93, pp. 479-491.