

**UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS**

**FACULTAD 2**

**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA Y GESTIÓN DE SOFTWARE**



**MODELO MULTIVARIADO DE PREDICCIÓN DEL *STOCK* DE PIEZAS DE  
REPUESTO PARA EQUIPOS MÉDICOS**

**Tesis en opción al grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas**

**MSc. Zoila Esther Morales Tabares**

**La Habana**

**2016**

**UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS**

**FACULTAD 2**

**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA Y GESTIÓN DE SOFTWARE**



**MODELO MULTIVARIADO DE PREDICCIÓN DEL *STOCK* DE PIEZAS DE  
REPUESTO PARA EQUIPOS MÉDICOS**

**Tesis en opción al grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas**

**Autora: MSc. Zoila Esther Morales Tabares**

**Tutores: Dr. C. Yailé Caballero Mota**

**Dr. C. Efrén Vázquez Silva**

**Dr. C. Alcides Cabrera Campos**

**La Habana**

**2016**

## **AGRADECIMIENTOS**

A mis tutores Dra. Yailé Caballero Mota, Dr. Efrén Vázquez Silva y Dr. Alcides Cabrera Campos por enseñarme que el sacrificio es un buen aliado del éxito. Especialmente, agradecer al Dr. Efrén Vázquez por su inestimable ayuda y colaboración durante todo el proceso de elaboración de esta investigación, por su perseverancia no solo en su labor como investigador y profesor, sino también en su calidad humana que constituyen un referente para mí.

Me gustaría agradecer a los ingenieros y especialistas Grabiél Coello, de la XETID y Sebastián Perera Vandrell, del CNE por su ayuda en el desarrollo del modelo y en el experimento. A ambos, gracias por su paciencia conmigo durante el proceso.

Asimismo, agradecer a mis profesores del PEFCI por su constante dedicación y contribución para el desarrollo de esta investigación, en especial a los Doctores Vivian, Febles y Rosa.

A Susel García y Manuel Álvarez por su ayuda en el diseño metodológico de la tesis y en la base de datos respectivamente.

A mis compañeros del SIGICEM, especialmente a Dennys J. Hernández Peña por su ayuda durante el diagnóstico y validación de los resultados.

A mis compañeros de trabajo de la Facultad 2 por apoyarme durante la investigación.

A mis suegros Mery, Tomás y Yoan, mis familiares, vecinos de Bonachea y amigos por sus consejos, su perspectiva y su amor incondicional, por darme confianza y motivarme para alcanzar esta meta.

A todos muchas gracias.

## **DEDICATORIA**

*A Dios, quien me dio la fe, fortaleza, salud y esperanza para lograr esta meta.*

*A mis padres, que son amor, dedicación y consagración.*

*A mi bebé travieso, Carlos Alberto que llena de alegría mi vida.*

*A Tomás, quien con su apoyo constante y amor incondicional ha sido amigo y compañero inseparable, fuente de inspiración en todo momento.*

## SÍNTESIS

La demanda del *stock* de piezas de repuesto es una de las mayores fuentes de incertidumbre y la selección del mejor método de predicción para cada referencia es un problema complejo. Los métodos a utilizar en su pronóstico se seleccionan de acuerdo a la cantidad de datos y los diferentes patrones de comportamiento. En la última década el desarrollo de modelos matemáticos para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto ha dado proyección a un sin número de aplicaciones en diversas esferas de la sociedad, con la utilización de técnicas de análisis de series de temporales, métodos causales de regresión y técnicas de *Soft-Computing*. Sin embargo, se ha observado la carencia de aplicaciones prácticas para el pronóstico del *stock* de piezas de repuesto de equipos médicos, en relación con las proposiciones teóricas relevantes desarrolladas en esta área de aplicación. Además, las soluciones existentes no siempre logran mejorar la exactitud de los pronósticos, debido a la preferencia por la utilización de métodos de alta complejidad. En la presente investigación se propone el modelo MPREDSTOCK para el proceso de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos mediante la Regresión Lineal Múltiple como método de solución. El modelo incluye algoritmos que permiten la predicción del *stock* de piezas y disponibilidad técnica de un equipo médico, el cálculo de su confiabilidad operacional y la frecuencia de fallas de una de sus piezas y forma parte del “Módulo Predicción y gestión de stock” del Sistema de Gestión para Ingeniería Clínica y Electromedicina (SIGICEM). Además, se propone una guía para su implementación, que facilita la extensión a cualquier equipo de la producción o los servicios. Con la aplicación de métodos científicos y estadísticos se comprobó la contribución del modelo a la mejora de la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos de Cuba.

## ÍNDICE

INTRODUCCIÓN .....	1
CAPÍTULO I. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DE LA INVESTIGACIÓN .....	10
1.1. El proceso de pronóstico de la demanda del <i>stock</i> de piezas de repuesto .....	10
1.1.1. Métodos de pronóstico .....	12
1.1.2. Pasos para el proceso de pronóstico .....	21
1.1.3. Exactitud del pronóstico .....	24
1.1.4. Modelos de pronóstico del <i>stock</i> de piezas de repuesto .....	27
1.1.5. Indicadores del mantenimiento .....	32
1.1.6. Técnicas de muestreo para la gestión de datos .....	37
1.1.7. Sistemas informáticos para el pronóstico del <i>stock</i> de piezas de repuesto .....	39
1.2. Predicción del <i>stock</i> de piezas de repuesto para equipos médicos .....	42
1.2.1. Predicción del <i>stock</i> de piezas de repuesto para equipos médicos en Cuba .....	43
CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO I .....	44
CAPÍTULO II. MODELO MULTIVARIADO DE PREDICCIÓN DEL <i>STOCK</i> DE PIEZAS DE REPUESTO PARA EQUIPOS MÉDICOS .....	45
2.1. Diagnóstico inicial .....	45
2.2. Indicadores y métodos para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto para equipos médicos de Cuba .....	50
2.2.1. Selección de la muestra .....	50
2.2.2. Selección de los indicadores .....	52
2.2.3. Método para el pronóstico .....	55
2.3. MPREDSTOCK: Modelo multivariado de predicción del <i>stock</i> de piezas de repuesto para equipos médicos .....	57
2.3.1. Componente de información .....	62
2.3.2. Componente técnico .....	65
2.3.3. Componente de negocio .....	68
2.4. Guía de implementación del MPREDSTOCK .....	76
CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO II .....	78
CAPÍTULO III. EVALUACIÓN DEL MODELO .....	79
3.1. Proceso de validación de los resultados .....	79
3.1.1. Experimento uno .....	81
3.1.2. Experimento dos .....	81
3.2. Estudio de caso .....	81

3.3.	Análisis de los resultados .....	86
3.3.1.	Resultados del experimento uno .....	86
3.3.2.	Resultados del experimento dos.....	87
3.4.	Módulo “Predicción y gestión de stock” para el SIGICEM.....	89
3.5.	Satisfacción del usuario con respecto al MPREDSTOCK.....	91
	CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO III .....	95
	CONCLUSIONES .....	96
	RECOMENDACIONES .....	97
	BIBLIOGRAFÍA .....	98
	PRODUCCIÓN CIENTÍFICA DE LA AUTORA .....	121

### INTRODUCCIÓN

En la actualidad los pronósticos han adquirido gran relevancia, debido a la necesidad de anticipar tendencias y predecir el comportamiento de variables significativas, las cuales pueden ser integradas en los modelos de las empresas para la planificación de los recursos (Blanco, 2011).

El pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto juega un papel fundamental en la estrategia de numerosas organizaciones de manufactura o servicios (De la Fuente *et al.*, 1994). Los términos *stock* o existencias, se utilizan para referirse a los artículos que permanecen almacenados en la empresa a la espera de una posterior utilización, en algunos casos para el correcto y continuo funcionamiento de equipos de la producción o los servicios (Carreño, 2011).

En cualquier sector de la sociedad, las piezas necesarias para el mantenimiento pueden ser difíciles de adquirir, por limitaciones de presupuesto o dificultades cuando son compradas en el exterior. En este sentido, se han desarrollado soluciones (Muñoz, 2009; Castillo, 2013; Cruz *et al.*, 2014; Saleh, 2014) para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto a pesar de ser un proceso complejo, debido a su comportamiento intermitente (Croston, 1972; Syntetos *and* Boylan, 2001; Syntetos *and* Boylan, 2005).

Existen diversos métodos para estimar la demanda intermitente, los cuales se seleccionan en dependencia de la cantidad de datos y los diferentes patrones de comportamiento. Estos métodos se clasifican en: cualitativos y cuantitativos. En los últimos años, se han aplicado ambos tipos de métodos para pronosticar la demanda en diversas áreas. Métodos sencillos y elementales como las medias móviles o alisado exponencial hasta otros sofisticados y complejos, de tipo causal como los de regresión y técnicas de *soft-computing*: lógica difusa, algoritmos genéticos y redes neuronales artificiales (Wang *et al.*, 2007; Natarajan

*et al.*, 2007; Liangjun *et al.*, 2009; Zheng *and* Tang, 2009; Niju *and* Radhamani, 2010; Ramezani *et al.*, 2012; Gebreslassie *et al.*, 2012; Castillo, 2013; Jana *et al.*, 2013; Shuklaab *et al.* 2013; Laporte *and* Coelho, 2013; Chan *et al.*, 2014; Mao *et al.*, 2014; Arabzad *et al.*, 2014; Huber *et al.*, 2015; Srivastav *and* Agrawal, 2015; Chrysochoou *et al.*, 2015).

En la literatura no existe un consenso sobre qué método es mejor que otro; simplemente depende de cada situación. No obstante, algunos investigadores han realizado grandes esfuerzos en la búsqueda de un método óptimo para predecir la demanda intermitente (Faccio, 2010; Teunter *et al.*, 2009; Luna *and* Ballini., 2011; Bacchetti *and* Saccani, 2012; Bergman, 2014; Petropoulos *and* Kourentzes, 2014; Syntetos *et al.*, 2015; Hemeimat *et al.*, 2016).

La mayoría de las investigaciones utilizan el método de (Croston, 1972) y la metodología (Box *and* Jenkins, 1976), aunque se ha potenciado en la actualidad el uso de las redes neuronales artificiales (Ekramifard *and* Mohammadjafari, 2015; Izquierdo *and* Montenegro, 2015). Por otro lado, algunos autores (Godoy, 2008; Montemayor, 2012) optan por la utilización de métodos causales cuando los datos muestran una relación causa-efecto, para lo cual las técnicas de regresión lineal son las más adecuadas.

Todo pronóstico lleva implícito un margen de error y en dependencia de su magnitud, será el grado de exactitud de la estimación. El término exactitud se refiere a la ausencia de sesgos o de errores sistemáticos. Indica el intervalo en el cual un valor de una medida tiene probabilidades muy altas de encontrarse (95% generalmente) y es expresada en valor relativo (Flores *et al.*, 2007). Para cuantificar las mejoras obtenidas en un pronóstico se aplican diversos indicadores definidos en la literatura a nivel mundial (Poler *et al.*, 2009; Boada *and* Millán; 2011; Farrera, 2012; Corres *et al.*, 2014): error estándar de la

estimación (*SEE*), desviación media absoluta (*MAD*), error cuadrático medio (*RMSE*), porcentaje del error medio absoluto (*MAPE*), error medio absoluto (*MAE*), desviación Standard (*SD*), entre otros. Algunos indicadores son medidos de acuerdo al método de pronóstico empleado, como es el caso de los métodos cuantitativos de tipo causal, en los que se mide el coeficiente de determinación corregido  $\bar{R}^2$  y coeficiente de correlación lineal de Pearson ( $\gamma$ ).

En la última década el desarrollo de modelos matemáticos para el pronóstico de la demanda, ha dado proyección a un sin número de aplicaciones en diversas esferas de la sociedad: la industria petroquímica, la aviación, telecomunicaciones, empresas de ventas y distribución de automóviles, industria minera del cobre, entre otras (Regattieri *et al.*, 2005; Hua *et al.*, 2006; Godoy, 2008; Huang *et al.*, 2010; Jianfeng *et al.*, 2011; Zhou, *et al.*, 2012; Chackelson, 2013; Rosas *and* Cortes, 2013; Frazzon *et al.*, 2014; Vasumathi *and* Saradha, 2015). Sin embargo, se ha denotado la carencia de aplicaciones prácticas para el pronóstico del *stock* de piezas de repuesto de equipos médicos, en relación con las proposiciones teóricas relevantes desarrolladas para el proceso de pronóstico de la demanda de piezas de repuesto.

### **Formulación del problema**

Los dispositivos médicos son bienes con un efecto directo sobre la vida humana. Exigen una inversión considerable y muchas veces tienen altos costos de mantenimiento. Por lo que es importante contar con un programa de mantenimiento planificado y gestionado adecuadamente, ya que los recursos necesarios para el mantenimiento son difíciles de proyectar. Para hacerlo se requieren antecedentes de mantenimiento y conocimiento acerca de cuándo un equipo puede fallar (OMS, 2012).

En la planificación de un programa de mantenimiento es posible prever qué piezas será necesario reemplazar y con qué frecuencia, consultando las recomendaciones del fabricante. Aunque la demanda de piezas de repuesto para equipos médicos puede variar, con relación a las condiciones geográficas que presenta cada región, de acuerdo a la localización de la institución de salud o por otras causas de índole social o político (Rosas *and* Cortes, 2013).

En Cuba, la búsqueda de un método adecuado para el pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos, ha resultado complejo en los últimos años. Más del 50% de los equipos médicos exceden los 10 años de explotación, por ende, el incremento de afectación o rotura se hace cada vez más creciente. Unido a este planteamiento, la diversidad de equipos médicos y su heterogeneidad en cuanto a marcas y modelos dificulta la búsqueda de un método genérico para el pronóstico demandado del *stock* de piezas de repuesto.

El Centro Nacional de Electromedicina (CNE), centro rector normativo metodológico del Sistema Nacional de Salud (SNS), ha realizado pronósticos visionarios junto a técnicas de regresión para la predicción del *stock* de piezas de repuesto en equipos médicos. Para los pronósticos visionarios, los especialistas del CNE se apoyan en las prescripciones de los fabricantes de los equipos, más la experiencia adquirida en la gestión de las tecnologías de atención sanitaria.

A través del uso de la técnica de regresión simple se realizaron los pronósticos con los indicadores: históricos de fallas y *stock* planificados en años precedentes. Este proceso se lleva a cabo desde el año 2010; para su ejecución se unifica la información enviada desde los centros provinciales de ingeniería clínica y electromedicina del país. Como consecuencia de algunos centros de electromedicina de gestionar la información en el

software Reportech y otros a través del Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina (SIGICEM), los datos no están estandarizados. Lo que trajo como consecuencia que no se pudieran analizar otros indicadores que mostraran relación de causa-efecto con el indicador *stock* anual (Hernández, 2011; Morales, 2011; Perera, 2010; Franco, 2014).

Debido a la información no estandarizada en un mismo sistema de gestión para la ejecución de los pronósticos, muchas de las compras de piezas de repuesto se han realizado con un estimado que no se ajustan a la realidad nacional, lo cual conlleva al fracaso en la etapa de aplicación. Además, las soluciones informáticas utilizadas para la planificación de piezas de repuesto no cubren todo el espectro de indicadores a considerar en la planificación, ya que no se sustentan en propuestas metodológicas, las cuales se basan en métodos para el pronóstico de la demanda intermitente de piezas de repuesto (Croston, 1972; Box and Jenkins, 1976; Syntetos and Boylan, 2005; Rosas *and* Cortes, 2013; entre otras). Por este motivo, con los métodos actuales de automatización del pronóstico no se han obtenido los resultados esperados en cuanto a la mejora de la exactitud de las predicciones.

La situación anteriormente descrita atenta contra la optimización de los niveles de *stock* en estos tiempos de crisis mundial y refleja la necesidad de buscar una posible solución a la misma. Es por ello que se formuló el siguiente **problema de investigación**: ¿Cómo mejorar la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos?

El **objeto de estudio** lo constituye: el proceso de pronóstico de la demanda de piezas de repuesto, el cual se enmarca en el **campo de acción**: la predicción de la demanda del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

Se propone como **objetivo general de la investigación**: desarrollar un modelo multivariado que mejore la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

En correspondencia con el mismo se trazaron los siguientes **objetivos específicos**:

1. Establecer los principales referentes teórico-metodológicos que sustentan el proceso de pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto.
2. Caracterizar el proceso de pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en Cuba.
3. Determinar los componentes y relaciones para el modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.
4. Implementar el modelo multivariado en el Sistema de Gestión para Ingeniería Clínica y Electromedicina para la automatización de los pronósticos del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.
5. Constatar en la práctica la contribución del modelo multivariado a la mejora de la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos de Cuba.
6. Elaborar la guía de implementación del modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

Para alcanzar el objetivo propuesto y teniendo como base el problema a resolver, se formuló la siguiente **hipótesis**: la fundamentación y aplicación de un modelo multivariado para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos contribuirá a la mejora de la exactitud del pronóstico.

En el desarrollo de la investigación se utilizaron un conjunto de **métodos científicos**, todos bajo la concepción dialéctico – materialista como método general. Como parte de los **métodos teóricos** utilizados se encuentran:

- Histórico – lógico: para la determinación de antecedentes, tendencias y regularidades del objeto de estudio y el campo de acción.
- Método sistémico: para el desarrollo de las herramientas de software, y lograr que los elementos que conforman las mismas constituyan un todo que funcione de manera armónica.
- Análisis – síntesis e Inducción – deducción: para la determinación de las generalidades y especificidades en el objeto de estudio y el campo de acción; así como en la fundamentación teórica y elaboración del diseño del modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

Se utilizaron como **métodos empíricos**: la entrevista a profundidad para sujetos-tipos y el análisis documental.

A su vez, se utilizaron también los **métodos matemáticos-estadísticos**: modelación y experimento estadístico.

La **contribución a la teoría** se logra con:

- El desarrollo de un modelo multivariado para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos mediante el método de Regresión Lineal Múltiple.
- El desarrollo de algoritmos que permiten la predicción del *stock* de piezas y disponibilidad técnica de un equipo médico, el cálculo de su confiabilidad operacional y la frecuencia de fallas de una de sus piezas.

Por su parte, los **aportes prácticos** lo constituyen:

- El “Módulo predicción y gestión de *stock*” como parte del Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina (SIGICEM).
- La guía de implementación del modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

La **novedad científica** de la investigación lo constituye: el desarrollo y fundamentación de un nuevo modelo multivariado para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos mediante la Regresión Lineal Múltiple como método de solución, que incluye un conjunto de algoritmos para la predicción del *stock* de piezas de repuesto, la disponibilidad técnica de un equipo médico, el cálculo de su confiabilidad operacional y la frecuencia de fallas de una de sus piezas, lo que contribuye a la mejora de la exactitud de las predicciones.

Además de los aportes prácticos anteriores, se desarrollaron como resultado cinco aplicaciones informáticas de alto valor agregado:

- El Módulo gestión de órdenes de servicio del SIGICEM v2.0.1 (Castañeda *and* Muñoz, 2012).
- El Módulo predicción y gestión de *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos del SIGICEM v2.0.1 (Morales, 2011).
- El Módulo control de piezas del SIGICEM v2.0.1 (Díaz *and* Muñoz, 2012).
- El Módulo mantenimiento del SIGICEM v2.0.1 (Martínez *et al.*, 2013).
- El Módulo gestión tecnológica del SIGICEM v2.0.1 (Fernández *et al.*, 2013).

Estas aplicaciones son empleadas en la actualidad por el Centro Nacional de Electromedicina de Cuba.

### **Estructura del documento**

El documento de tesis está estructurado en tres capítulos:

**Capítulo I. Fundamentación teórica de la investigación.** Se abordan los principales referentes teóricos sobre el proceso de predicción de la demanda de piezas de repuesto. También se caracteriza la predicción de la demanda del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos de manera general y en el Sistema Nacional de Salud de Cuba. Además, se describen los indicadores de para medir la exactitud del pronóstico.

**Capítulo II. Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.** Se describe el modelo multivariado desarrollado para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos mediante el método de Regresión Lineal Múltiple. Se presentan los principios básicos que guían su utilización y la estructura general del modelo. También, se propone una guía de implementación, como aplicación práctica del Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

**Capítulo III. Evaluación del modelo.** Se analizan los resultados de la aplicación práctica del modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en Cuba.

El documento culmina con las conclusiones, recomendaciones, bibliografía, producción científica de la autora y los anexos.

# **Capítulo I. Fundamentación teórica de la investigación.**

## **CAPÍTULO I. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DE LA INVESTIGACIÓN**

En el presente capítulo se abordan los principales referentes teóricos y estado del arte que fundamentan la investigación. Se describen los temas relacionados con el proceso de pronóstico de la demanda de piezas de repuesto: conceptos, métodos, modelos, sistemas informáticos y los pasos a ejecutar en correspondencia con el patrón de datos de la serie de tiempo, sobre la cual se desea inferir. También, se especifican los indicadores para medir la exactitud de los pronósticos; así como los indicadores del mantenimiento que inciden en el proceso. Posteriormente, se caracteriza la predicción de la demanda del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos de manera general y en el Sistema Nacional de Salud de Cuba, atendiendo a las necesidades de la investigación.

### **1.1. El proceso de pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto**

Las organizaciones utilizan los pronósticos de manera explícita o implícita. La actividad de planeación por lo general exige hacer estimaciones de las variables relevantes en un ambiente cada vez más incierto. En este sentido la experiencia del especialista encargado de tomar decisiones juega un papel importante que puede y debe complementarse con bases cuantitativas sólidas proporcionadas por los métodos matemáticos para pronosticar (Farrera, 2012).

El pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto juega un papel fundamental en la estrategia de numerosas organizaciones de manufactura o servicios (De la Fuente, 2014). Los términos *stock* o existencias, se utilizan para referirse a los artículos que permanecen almacenados en la empresa a la espera de una posterior utilización, en algunos casos para el correcto y continuo funcionamiento de equipos de la producción o los servicios. Las razones de mantener los *stocks* están relacionadas con las mejoras del servicio al cliente (Carreño, 2011).

La demanda ha sido conceptualizada por diferentes expertos de mercadotecnia y economía (Kotler, 1995; Bueno, 2007; Fischer *and* Espejo, 2011; Rivera *and* De Garcillán, 2012). Sin embargo, la autora de la presente investigación hace énfasis en el concepto enunciado por Rivera y De Garcillán (2012), donde expresan: "...la demanda es una cuantificación de los deseos del mercado y está condicionada por los recursos disponibles del consumidor. Si conocemos el comportamiento pasado de la demanda, así como las variables que influyen podemos utilizarlas para pronosticar la demanda en el futuro".

El proceso de pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto se caracteriza por ser un proceso complejo, debido al comportamiento intermitente de la demanda. Este comportamiento de la demanda aparece de forma esporádica, con algunos períodos de tiempo que no muestran ninguna demanda en absoluto. Cuando se produce la demanda, puede que no sea de una sola unidad o de un tamaño constante, por lo que se dificulta su predicción y los errores pueden ser costosos en términos de existencias obsoletas o demanda insatisfecha (Croston, 1972; Syntetos *and* Boylan, 2005).

Con el transcurso de los años se ha denotado un gran esfuerzo por los investigadores en la búsqueda de un método óptimo para predecir la demanda intermitente (Faccio, 2010; Teunter *and* Duncan, 2009; Bacchetti *and* Saccani, 2012; Petropoulos *and* Kourentzes, 2014; Bergman, 2014; Syntetos *et al.*, 2015; Hemeimat *et al.*, 2016). La mayoría de las investigaciones se han inclinado por la utilización del método de Croston, modelos autorregresivos o de medias móviles (*ARIMA*) y como alternativa a estos métodos estadísticos se ha potenciado el uso de las redes neuronales artificiales (RNA). Por lo que se evidencia que para este tipo de pronóstico de la demanda no se hace uso de los modelos causales.

Autores como Boylan y Syntetos, (2008) hacen una crítica del enfoque causa-efecto, debido a que se asume que la variable dependiente está influenciada únicamente por la variable independiente(s) especificada, lo cual puede no ser el caso. Sin embargo, otros autores (Minnaard, 2010; Hoyos *and* Poler, 2013) consideran que si se identifican factores subyacentes que tienen influencia sobre la variable a pronosticar puede resultar favorable para lograr un mejor pronóstico de la demanda. Por tal motivo, es necesario analizar las características de la demanda en el contexto sobre el cual se quiere inferir para seleccionar el método más adecuado en su pronóstico.

**1.1.1. Métodos de pronóstico**

La demanda se pronostica según la disponibilidad de datos históricos a partir de la utilización de métodos cualitativos y cuantitativos. Los métodos cualitativos se utilizan cuando los datos son escasos, por lo que involucran intuición y experiencia. Por el contrario, los métodos cuantitativos se utilizan bajo tres condiciones: existe información del pasado, la información puede cuantificarse en forma de datos y se supone que el patrón del pasado se repetirá en el futuro (Makridakis *et al.*, 1998).

Tabla 1. Métodos más utilizados para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto. Adaptado de los autores: Chakelson (2013); Sepúlveda y otros (2015)

<b>Métodos Pronóstico de la demanda</b>			
<b>Métodos cualitativos</b>	<b>Métodos cuantitativos</b>		
- Método Delphi. -Consenso de un panel. -Pronóstico visionario.	<b>Análisis de series de tiempo</b>	<b>Modelos causales</b>	<b>Métodos basados en <u>Soft-computing</u></b>
	-Medias móviles -Suavizado exponencial -Metodología Box-Jenkins. -Método aproximado	-Modelos de regresión. -Modelos econométricos	-Lógica difusa -Redes neuronales artificiales -Algoritmos genéticos

**Métodos cualitativos:** se utilizan por lo general para realizar pronósticos a largo plazo. Estos métodos parten de las opiniones de expertos, como plantea Montemayor (2012).

- a) Método Delphi: se selecciona un panel de expertos y un coordinador del panel. El coordinador envía a los expertos una secuencia de cuestionarios preguntando sobre el tema de estudio. Las respuestas del primer cuestionario se usan para producir el siguiente cuestionario. La principal limitante de esta técnica es que es posible que no se llegue a un consenso. En caso de que esto ocurra se pueden tener tres tipos de escenarios: optimista, pesimista y conservador.
- b) Consenso de un panel: se basa en la suposición de que varios expertos puedan llegar a un mejor pronóstico que una persona. La información del panel de expertos se presenta abiertamente hasta llegar a un consenso. Se requiere un mínimo de dos reportes durante el tiempo que dura el ejercicio, no hay secreto entre las opiniones de cada uno de los expertos y se favorece la comunicación. Su principal desventaja es si un experto con más experiencia o prestigio impone su punto de vista de acuerdo a sus propios intereses, puede sesgar la opinión de los demás.
- c) Pronóstico visionario: consiste en hacer una predicción usando intuición personal, juicio y cuando es posible hechos acerca de diferentes escenarios del futuro. Se caracteriza por ser una técnica muy subjetiva e imaginativa, por lo que no se utilizan métodos científicos. La base de este método es la experiencia y el prestigio del experto a quien se le pide el pronóstico.

### **Métodos cuantitativos**

**Análisis de series de tiempo:** las técnicas clasificadas en el grupo de análisis de series de tiempo se usan cuando se dispone de datos de varios años sobre un producto o una línea de productos, cuando las relaciones y tendencias son claras y relativamente estables.

El objetivo de estos métodos es descubrir el patrón subyacente en la serie de datos históricos y extrapolar ese patrón al futuro (Montemayor, 2012). Entre los métodos más utilizados se encuentran:

- a) Método de promedios móviles: se utiliza para pronósticos a corto plazo, frecuentemente en el control de inventarios cuando el número de artículos que maneja la empresa es muy grande. Consiste en tomar un conjunto de valores observados, encontrar su promedio y usar este promedio como el pronóstico del siguiente período. Este nuevo promedio se usa como el pronóstico del siguiente período (Syntetos *and* Boylan, 2005).

$$M_t = \frac{x_T + x_{T-1} + x_{T-2} + \dots + x_{T-N+1}}{N} \quad (1)$$

donde,

- $M_t$ : promedio móvil
  - T: período actual
  - $x$ : demanda
  - N: períodos hasta el período  $T - N + 1$
- b) Método suavización exponencial: técnica similar a la técnica promedio móviles excepto que a los datos más recientes se les da mayor ponderación. Por lo que el nuevo pronóstico es igual al pronóstico anterior más una corrección proporcional al último error observado (Vidal, 2003).

$$S_T = \alpha x_T + (1 - \alpha)S_{T-1} \quad (2)$$

donde,

- $S_T$ : pronóstico al final del período T.
- $\alpha$  : constante de suavización exponencial ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ).
- $S_{T-1}$ : pronóstico del período anterior.
- $x_T$ : demanda real.

- c) Metodología Box-Jenkins: método de autocorrelación (*ARIMA*, Autorregresivo, integrado y media móvil) que se usa para identificar las series de tiempo subyacentes y para ajustar el mejor modelo. Se necesita para su aplicación aproximadamente 60 puntos de datos del pasado. Limitado debido al costo de los productos que requieren de pronósticos muy exactos a corto plazos.
- d) Método aproximado: es una corrección del método de Croston., Algunos autores (Willemain *et al.*, 1994; Sani and Kingsman, 1997) demostraron que en ocasiones los resultados obtenidos de la aplicación de este método no son positivos. Es por este motivo, es que otros autores (Syntetos and Boylan, 2001) investigaron las causas del comportamiento del método de Croston y encontraron un error matemático en el procedimiento desarrollado por Croston. Para contrarrestar este comportamiento los autores propusieron un nuevo estimador para la demanda media.

$$\bar{y}_t = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{z_n}{p_n} \quad (3)$$

donde

- $\bar{y}_t$ : hace referencia al instante de revisión.
- $z_n$ : observaciones de demanda distintas de cero.
- $p_n$ : período entre dos demandas consecutivas.
- $\alpha$  : constante de alisado, toma valores entre 0.1 y 0.2.

Los métodos cuantitativos de análisis de series de tiempo utilizan el patrón de la serie para realizar pronósticos. Sin embargo, mediante estos no es posible identificar los factores que influyen en la variable bajo estudio por ser métodos univariados.

**Modelos causales:** los modelos causales asumen que el factor que va a ser pronosticado exhibe una relación causa-efecto con una o más variables independientes. Estos métodos tienen como propósito descubrir la forma de la relación entre las variables y usarla para

valores futuros de la variable dependiente (Montemayor, 2012). Entre los más utilizados están:

- a) Modelos de regresión: tratan de estimar o predecir el valor de una variable dependiente en función de valores conocidos de variables explicativas. Sin embargo, de ninguna forma se establece una relación formal causa-efecto, solo se trata de una relación matemática empírica. Existen muchos tipos de modelos de regresión, como por ejemplo: lineal, cuadrático, polinomial, exponencial, logarítmico, entre otros. El modelo más simple es el de regresión lineal, el cual trata de explicar mediante una relación funcional de tipo lineal los cambios en la variable dependiente debido a los cambios en las variables explicativas.

Según Linares y otros (1986), los modelos de regresión lineal se clasifican en: regresión simple y regresión múltiple. En la regresión lineal simple hay una sola variable de regresión independiente  $X$  y una sola variable aleatoria dependiente  $y$ . Los datos pueden representarse mediante pares de observaciones  $\{(X_i, y_i); i = 1, 2, \dots, n\}$ .

En varios problemas de investigación donde se aplica el análisis de regresión se necesita más de una variable independiente (explicativa) en el modelo de regresión. Por tal motivo, para predecir una respuesta se requiere un modelo de regresión múltiple. Para el caso de  $k$  variables independientes  $X_1, X_2, \dots, X_k$  la media de  $y|X_1, X_2, \dots, X_k$  está dada por el modelo de regresión lineal múltiple:

$$\mu_{y|X_1, X_2, \dots, X_k} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k \quad (4)$$

y la respuesta estimada se obtiene de la ecuación de regresión de la muestra:

$$\hat{y} = b_0 + b_1 X_1 + \dots + b_k X_k \quad (5)$$

donde cada coeficiente de regresión  $\beta_i$  se estima por  $b_i$  de la muestra con el uso del método de mínimos cuadrados ordinarios:

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_{1i} & \cdots & \sum_{i=1}^n X_{ki} \\ \sum_{i=1}^n X_{1i} & \sum_{i=1}^n X_{1i}^2 & \cdots & \sum_{i=1}^n X_{1i}X_{ki} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n X_{3i} & \sum_{i=1}^n X_{1i}X_{3i} & \cdots & \sum_{i=1}^n X_{ki}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n X_{1i}y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n X_{ki}y_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

De acuerdo a esta formulación matricial la ecuación de regresión queda de la siguiente forma:

$$y = Xb + u \quad (7)$$

donde,

- $X$ : matriz de las variables independientes ( $k$  variables).
- $b$ : vector de coeficientes que deben ser estimados.
- $u$ : vector de las perturbaciones del modelo, cuyo valor esperado es cero.
- $y$ : vector de observaciones.

Una vez aplicado el método de mínimos cuadrados ordinarios a un conjunto de datos se procede a la estimación del vector de coeficientes a través de la siguiente expresión:

$$b = (X'X)^{-1}X'y \quad (8)$$

Posteriormente, a partir de la estimación de los coeficientes se obtienen las predicciones asociadas a las observaciones muestrales:

$$\hat{y} = \hat{b}_0 + \hat{b}_1X_{1i} + \hat{b}_2X_{2i} + \hat{b}_3X_{3i} \quad (9)$$

Las diferentes técnicas existentes de análisis multivariado (regresión lineal múltiple, regresión logística, análisis clúster, análisis de correspondencia, análisis factorial, entre otros) permiten manejar un mayor conjunto tanto de variables como de registros para lograr una mayor explicación del fenómeno. El uso de una u otra técnica depende de la

naturaleza de las variables, pues definen a las técnicas como de dependencia o de interdependencia.

En cuanto a los fines que se persiguen los métodos multivariados pueden clasificarse en dos grandes grupos: métodos descriptivos y métodos decisionales (Anexo 1).

En el caso de los métodos descriptivos se aplica tanto para uno o varios conjuntos de variables, donde estas pueden ser de tipo cualitativas o cuantitativas. De ser más de un conjunto de variables se aplica la técnica análisis canónico. Si se tiene un solo conjunto de variables de tipo cuantitativas, se utilizan los métodos: componentes principales y coordenadas principales, en caso contrario se aplica el método factorial de correspondencia.

En el caso de los métodos decisionales se aplican para cuando existe una o más variables dependientes para cada elemento, ya sean variables de tipo cuantitativas como es el caso del método de regresión múltiple. Si las variables son de tipo cualitativas se aplica el método análisis discriminante. Para el caso, que las variables son tanto cuantitativas como cualitativas se aplica el método análisis de varianza multivariada.

Montemayor (2012) considera que los modelos de regresión tienen como ventaja fundamental identificar factores (variables explicativas) que influyen en la variable bajo estudio con la intención de controlarlos y realizar pronósticos.

b) Modelos econométricos: combinación de métodos estadísticos, económicos y datos para responder a preguntas sobre cuestiones económicas empíricas. Se ocupan del estudio de estructuras que permiten analizar características o propiedades de una variable económica (endógena) utilizando como causas explicativas otras variables económicas (exógenas). Estos modelos se ocupan de la recolección y análisis de datos

económicos no experimentales (datos retrospectivos u observacionales), por lo que el investigador es recolector pasivo de los datos.

El modelo de regresión múltiple es el pilar fundamental de este tipo de modelos, aunque su enfoque e interpretación es notablemente diferente. La premisa básica que subyace a estos modelos es la maximización de la utilidad.

Debido al sistema de ecuaciones inherentes en estos modelos se pueden expresar mejor que las ecuaciones de regresión en cualquier contingencia, por tanto, son mucho más exactos para predecir puntos de cambios (Novales, 2010; Wooldridge, 2010, Esteban, 2013). Sus limitaciones son propias de la teoría económica, ya que forma parte de una estructura compleja integrada por aspectos institucionales, sociales, políticos, sociológicos, entre otros.

### **Métodos basados en Soft-computing**

- a) Lógica difusa: es una lógica multivaluada que permite representar matemáticamente la incertidumbre y la vaguedad, proporcionando herramientas formales para su tratamiento. Acota un grupo de variables de entrada en una salida utilizando instrucciones lógicas (*if-then*). Sus reglas son obtenidas de los datos históricos a partir de algoritmos de aprendizaje.

Como principales ventajas de esta técnica con respecto a los métodos de pronóstico convencionales (Jiménez, 2015) se tienen: la capacidad para el modelado de problemas no lineales. Su aplicación a casos donde prácticamente resulta imposible tener un modelo matemático que represente adecuadamente la realidad. En situaciones donde la base de información sea el lenguaje natural; además donde es posible y necesario pasar gradualmente entre dos valores extremos, con lo cual permita identificar lo que hace falta mejorar.

Según Jiménez (2015), la lógica difusa se limita frente a métodos tradicionales de pronósticos, como los modelos de regresión, en el tiempo de ejecución de los algoritmos y la dificultad al identificar las funciones de pertenencia para cuantificar la información.

b) Redes Neuronales Artificiales (RNA): es una estructura compuesta por un número de unidades interconectadas (neuronas artificiales). Cada unidad posee una característica de entrada/salida e implementa una computación local o función. La salida de cualquier unidad está determinada por su característica de entrada/salida, su interconexión con otras unidades, y probablemente de sus entradas externas. Entre las principales redes neuronales artificiales se tienen: perceptrón multicapa, red de elementos lineales adaptativos, red con conexiones hacia adelante (*Feedforward*), red con conexiones hacia adelante con retardos temporales, red recurrente, entre otras (Sánchez and Alanis, 2006).

La principal ventaja de la RNA es que pueden ser utilizadas para la resolución de problemas de predicción y clasificación sin cumplir con los supuestos teóricos que siguen las técnicas estadísticas de linealidad, normalidad, homocedasticidad, independencia, entre otros (Chen and Chen, 2009; Huang *et al.*, 2010; Yuan and Lee, 2011; Ekramifard and Mohammadjafari, 2015; Fernández *et al.*, 2014; Izquierdo and Montenegro, 2015).

Como limitaciones fundamentales de las RNA frente a otros métodos convencionales es que la calidad de las soluciones dadas por la red elegida no puede ser siempre garantizada, debido a su naturaleza de caja negra y otras casusas como: interferencia catastrófica, sobreaprendizaje y mínimos locales. Por otra parte, tampoco ofrecen información explícita sobre la importancia relativa de los predictores (Sánchez and Alanis, 2006).

c) Algoritmos genéticos (AG): son métodos adaptativos que se utilizan para resolver problemas de búsqueda y optimización. Su objetivo principal es tomar soluciones

existentes para problemas del mundo real y evolucionarlas para obtener nuevas soluciones que sean mejores que las anteriores. La evolución de las soluciones depende en gran medida de una adecuada codificación de las mismas.

Sus principales ventajas frente a métodos de pronóstico convencionales son: no necesitan conocimientos específicos sobre el problema a resolver, realizan cambios aleatorios en sus soluciones candidatas y luego utilizan la función de aptitud para ver si esos cambios producen una mejora. Son intrínsecamente paralelos; es decir, pueden explorar el espacio de soluciones en múltiples direcciones a la vez y tienen la habilidad de manipular muchos parámetros simultáneamente (Eiben *and* Smith, 2003).

Sus principales desventajas frente a los métodos de pronóstico convencionales es que no deben ser utilizados en problemas resolubles de manera analítica, pues se ha demostrado que las técnicas convencionales ofrecen la única solución exacta. Además son utilizados para encontrar la solución óptima, aunque se requiere más tiempo y potencia computacional frente a métodos de optimización directa (Liangjun *et al.*, 2009).

A pesar de todas las investigaciones realizadas hasta la actualidad, la demanda es una de las mayores fuentes de incertidumbre y la selección del mejor método de previsión para cada referencia continúa siendo un problema complejo (Errasti, 2010; Montemayor, 2012; Farrera, 2012). Debido a esto algunos autores han demostrado que la integración de métodos cuantitativos puede mejorar el resultado del pronóstico (Armstrong *and* Collopy, 1992; Wang *et al.*, 2007, Natarajan *et al.*, 2007; Correa *and* Montoya, 2013; Karathiya *et al.*, 2012; Chackelson, 2013; Esteban *et al.*, 2014).

### **1.1.2. Pasos para el proceso de pronóstico**

Hanke (2006) plantea que para la elaboración de pronósticos se debe seguir un proceso lógico a través de los siguientes pasos:

- 1) Formulación del problema y recolección de datos.
- 2) Manipulación y limpieza de datos.
- 3) Construcción y evaluación del modelo.
- 4) Aplicación del modelo.
- 5) Evaluación del pronóstico.

Paso 1: la formulación del problema y la recolección de datos se tratan como un paso único debido a que están íntimamente relacionados. El problema determina los valores de datos adecuados. Si se considera una metodología cuantitativa de pronóstico, los datos relevantes deben estar disponibles y ser correctos. A menudo, la tarea de obtener y recopilar los datos es desafiante y consume mucho tiempo. Si no se dispone de los datos adecuados el problema tiene que ser redefinido o emplear una metodología no cuantitativa de pronóstico.

Paso 2: manipulación y limpieza de datos, con frecuencia es necesario. En el proceso de pronóstico es posible tener demasiados datos o muy pocos. Algunos datos pueden ser irrelevantes al problema, otros pueden tener valores omitidos que deban estimarse. Algunos datos tendrán que expresarse en unidades diferentes de las originales. Quizás, otros datos deban procesarse previamente (por ejemplo, los que se acumulan de diversas fuentes). Otros datos solamente son adecuados durante ciertos períodos históricos (por ejemplo, al pronosticar el *stock* de piezas de repuesto no considerar datos históricos de equipos médicos que han causado baja técnica).

Paso 3: construcción y evaluación del modelo, implica adecuar los datos recolectados en un modelo de pronósticos que sea adecuado en términos de minimización del error de pronóstico. Cuanto más simple sea el modelo, resulta mejor para obtener la aceptación del proceso de pronóstico por parte de los administradores que toman las decisiones en la empresa.

Al seleccionar el método de pronóstico adecuado a los datos se deben considerar las distintas clases de patrones de datos. Los patrones que se presentan con mayor frecuencia en la serie de datos históricos son: horizontal, tendencia, estacional y cíclico.

- Patrón horizontal o serie estacionaria: cuando los datos fluctúan alrededor de un nivel constante o medio. Los métodos cuantitativos que pueden considerarse para pronosticar series horizontales o estacionarias son los métodos basados en series de tiempo y basados en *Soft-Computing*.
- Patrón de tendencia: cuando las observaciones de datos crecen y disminuyen en un período largo. Las técnicas cuantitativas recomendadas para el pronóstico de este patrón son: métodos de análisis de series de tiempo, método causal de regresión simple y las técnicas basadas en *Soft-Computing*.
- Patrón cíclico: cuando las observaciones exhiben aumentos y caídas que no se refieren a un período fijo. Se recomienda para el pronóstico de este patrón el método de análisis de series de tiempo Box-Jenkins, modelos causales de regresión múltiple y econométricos y las técnicas basadas en *Soft-Computing*.
- Patrón estacional: cuando las observaciones se ven influidas por factores temporales. Para el pronóstico de este patrón se recomienda el método de análisis de series de tiempo Box-Jenkins, modelo causal de regresión múltiple y las técnicas basadas en *Soft-Computing*.

Paso 4: aplicación del modelo, consiste en los pronósticos reales del modelo que se generan una vez que se han recolectado y quizás reducido solo a los datos adecuados. Frecuentemente, los pronósticos de períodos recientes en los que se conocen los valores históricos reales se utilizan para verificar la precisión del proceso.

Paso 5: evaluación del pronóstico, implica comparar los valores del pronóstico con los valores históricos reales. En este proceso algunos de los valores de datos más recientes se retienen del grupo de datos que se analiza.

Algunos autores (Errasti, 2010; Fildes *and* Petropoulos, 2015) plantean que al elegir el método de pronóstico es importante considerar posibles indicadores para evaluar la exactitud del método. En ocasiones los modelos de pronóstico más complejos y con buen ajuste producen mayores errores que los modelos de pronóstico más sencillos y con peor ajuste, por lo que es necesario encontrar un equilibrio entre la complejidad del método de previsión y su bondad de ajuste.

En un estudio reciente, los autores Green y Armstrong (2015) demostraron que la exactitud del pronóstico en muchos campos no ha logrado mejorar y no por la falta de conocimiento sobre cómo predecir mejor, sino debido a la preferencia por la complejidad (estado o cualidad de ser complejo en su forma, estructura) en los métodos de previsión. Debido a esto, estos autores recomiendan que los procedimientos de pronóstico siempre deben ser lo suficientemente simples para facilitar la comprensión de los usuarios, reducir la probabilidad de errores y ayudar a la toma de decisiones.

Basado en este planteamiento, se abordan a continuación algunos indicadores para medir la exactitud del pronóstico propuestos en la literatura a nivel mundial.

### **1.1.3. Exactitud del pronóstico**

Flores y otros (2007), refieren que la exactitud es la ausencia de sesgos o de errores sistemáticos. Indica el intervalo en el cual un valor de una medida tiene probabilidades muy altas de encontrarse (95% generalmente) y es expresada en valor relativo.

Cuando se realiza un modelo de pronóstico, luego de aplicado el modelo uno de los pasos a cumplir es la evaluación del pronóstico para responder a interrogantes como:

- ¿Con qué exactitud se ajusta el modelo a la serie de datos históricos?
- ¿Con qué exactitud el modelo pronostica el futuro?

Una de las formas que existe para saber si un pronóstico dará buenos resultados es mediante la medición de su error. El error de aproximación o error numérico, es una medida del ajuste de la medida o cálculo de una magnitud con respecto al valor real o teórico que tiene dicha magnitud (Boada *and* Milland, 2011). La literatura provee diversas formas para medir el error del pronóstico: desviación media absoluta (*MAD*), error cuadrático medio (*RMSE*), porcentaje del error medio absoluto (*MAPE*), error medio absoluto (*MAE*), error típico de la estimación (*SEE*), entre otras. Los métodos más empleados son:

La *MAD* es una forma sencilla y útil de medir el error. Es el promedio de todos los errores de la proyección, independientemente de que los errores sean positivos o negativos. Esta medida es más útil cuando el analista quiere medir el error del pronóstico en las mismas unidades que la serie original (Hancke *et al.*, 2006; Corres *et al.*, 2014).

$$MAD = \sum_{t=1}^n \frac{|O_t - F_t|}{n} \quad (10)$$

donde,

$F_t$ : pronóstico

$O_t$ : observación

$n$  : cantidad de períodos considerados

El *RMSE* se obtiene de pronosticar los residuos al cuadrado. Asigna más ponderación a los errores grandes (Corres *et al.*, 2014).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{(O_t - F_t)^2}{n}} \quad (11)$$

El *MAPE* proporciona una indicación porcentual de cuán grandes son los errores de pronóstico en comparación con los valores reales de la serie. Normaliza los cálculos de error y permite comparar los errores en el pronóstico para distintas series de tiempo.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|O_t - F_t|}{O_t} \quad (12)$$

Otra de las medidas de exactitud utilizadas específicamente en los modelos de regresión lineal es el coeficiente de determinación corregido.

El coeficiente de determinación corregido ( $\bar{R}^2$ ) tiene la propiedad de ser neutral frente a la introducción de variables adicionales (Martínez, 2005).

$$\bar{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-k-1} \quad (13)$$

donde

$k$ : número de términos independientes.

$n$ : tamaño de la muestra.

Para  $k > 1$  el ( $\bar{R}^2$ ) es menor que el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), lo cual implica que a medida que el número de variables independientes aumenta,  $\bar{R}^2 < R^2$ . El  $R^2$  es una magnitud no negativa, aunque en algunos casos su valor es negativo debido a que las variables se relacionan en sentido inverso; para estos casos  $\bar{R}^2$  se interpreta como si su valor fuese cero.

### 1.1.4. Modelos de pronóstico del *stock* de piezas de repuesto

En la última década el desarrollo de modelos matemáticos para el pronóstico de la demanda ha dado proyección a un sin número de aplicaciones en diversas esferas de la sociedad (industria petroquímica, aviación, empresa de telecomunicaciones, empresas de ventas y distribución de automóviles, industria minera del cobre, entre otras). En el campo de la informática existen diversos trabajos que exploran el desempeño de los modelos matemáticos de pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto, en especial de los métodos: de Croston, análisis factorial, Poisson, medias móviles, redes neuronales artificiales, entre otros.

Regattieri y otros (2005) formularon un modelo de predicción para pronosticar la demanda intermitente o grumosa de piezas de repuestos para aeronaves, tratada también por Syntetos y otros (2005). Utilizaron como métodos en la solución: medias ponderadas y el método de Croston (1972). Los autores justifican la elección de estos métodos porque son los que más se ajustan a la serie de datos históricos de la compañía aeronáutica Alitalia, aluden que ese tipo de demanda cuando ocurre presenta gran variabilidad.

Hua y otros (2006) desarrollaron un modelo híbrido para la predicción de la demanda intermitente de piezas de repuesto para una empresa petroquímica de China con máquinas de soporte vectorial y regresión logística. Este modelo permite evaluar de forma simplificada la autocorrelación de las series temporales de la demanda y la relación de las variables explicativas de la demanda de piezas de repuesto. Los autores aluden que para el contexto en el cual se realiza el pronóstico, las máquinas de soporte vectorial hacen un mejor pronóstico para la demanda de repuesto intermitente que los métodos de suavizado exponencial y el de arranque de Markov de Croston.

Godoy (2008) por su parte, propuso un modelo de interacción de elementos de confiabilidad e inventarios de seguridad de partes y repuestos de equipos críticos y semi-críticos de una planta operadora de crudo. En la concepción del modelo se realizó un análisis factorial con el objetivo de demostrar cómo la dimensionalidad de los *stock* máximos y mínimos impactan en los costos. El análisis realizado por la autora permitió evaluar la capacidad de respuesta del modelo en su interacción con elementos particulares relacionados con el mantenimiento, como: la confiabilidad operacional, probabilidad de fallas, consecuencias de no disponibilidad, cantidad de repuesto instalados por equipos, cantidad de horas de operación del equipo, precio unitario, tiempo de entrega, entre otras.

Asimismo, Huang y otros (2010) formularon un modelo que evalúa las piezas de repuesto según cuatro clases de criticidad como parte de las operaciones de mantenimiento, asociado con el nivel de servicio que puede ser definido como la probabilidad de que existe escasez por reposición. Para ello, hace uso de una red neuronal artificial de retro-propagación en conjunto con el método de Delphi. El modelo permite la detección y extracción de relaciones e interacciones no lineales entre las variables predictoras: previsibilidad de los fallos, necesidad funcional para equipos, autoconfiabilidad, ambiente de operación, intensidad de operación, entre otras.

Por otra parte, Jianfeng y otros (2011) diseñaron un modelo de optimización de piezas de repuesto para el mantenimiento en la gestión de inventarios sujeto a una distribución de Poisson. Este modelo se basa en las políticas de gestión de inventarios para la previsión de la demanda, en el cual ordena el tiempo de espera como una constante para predecir el inventario básico. Luego de la predicción de la demanda utilizan el Proceso Analítico Jerárquico, como técnica multicriterio para clasificar las piezas de repuesto por clases. Dentro de los criterios se incluye la compra de plazo de ejecución, número de

proveedores, consumo anual, mantenimiento crítico, incertidumbre de la demanda de forma implícita, costo de compra y el costo unitario.

Zhou y otros (2012) desarrollaron un modelo multinivel (*Multi-Echelon*) basado en métricas para optimizar el inventario de piezas de repuesto de aeronaves con demanda no estacionaria. Para la concepción del modelo seleccionaron las unidades sustituibles en línea. Luego emplearon la distribución binomial negativa para reflejar con mayor exactitud la variación en los procesos de fallos de una pieza, cuando el valor de la relación de la varianza media fuera mayor que uno. Finalmente, aplicaron el método de análisis marginal siguiente para encontrar la posición óptima de las piezas de repuesto entre bases y depósito. Con la aplicación del modelo los autores demostraron que, para describir el proceso de la demanda no estacionaria de piezas de repuesto para aeronaves, la distribución binomial negativa era más razonable que la distribución de Poisson.

Chackelson (2013) propuso un modelo de diseño de almacenes que incluye fases, herramientas y mejores prácticas. El mismo se ejecuta a partir de un sistema experto, el cual realiza una clasificación de las referencias que refleja los patrones de la demanda, relaciona el *stock* de seguridad con el nivel de servicio objetivo, define el método de previsión más adecuado y sugiere la mejor estrategia de aprovisionamiento en función del cálculo de una serie de indicadores de desempeño: coste, productividad y calidad.

Rosas y Cortes (2013) propusieron un modelo para la planeación de la demanda de los inventarios de medicamentos y dispositivos médicos de uso en pacientes hospitalizados en una institución prestadora de salud. La metodología seguida por el autor para categorizar la demanda fue en base a cuatro niveles: por tipo de demanda, por coeficiente de variación, por tendencia y por intervalo medio de ocurrencia (Syntetos *and* Boylan, 2005). Esta categorización de la demanda permite seleccionar el método de pronóstico

que más se ajuste al patrón de datos de la serie, ya sea para sistemas de gestión de inventarios de revisión continua o periódica. Los métodos de pronóstico recomendados por el autor son de tipo univariados.

Frazzon y otros (2014) desarrollaron un modelo matemático de programación lineal entera mixta para mejorar el pronóstico de piezas de repuesto en la cadena de suministro. Los datos utilizados en el modelo son provenientes de la información técnica proporcionada por los sistemas inteligentes de mantenimiento. El modelo no incluye el dominio de los servicios de mantenimiento operacional (preventivo, correctivo y predictivo), que es un paso importante en la cadena de suministro de piezas de repuesto.

Vasumathi y Saradha (2015) propusieron un modelo para mejorar el pronóstico de la demanda intermitente en las industrias productoras de piezas de repuesto. El modelo se desarrolló a partir del método matemático de Bisección de Croston propuesto por Syntetos y Boylan (2005). Los resultados obtenidos a partir de la aplicación del modelo fueron contrastados con el método estándar para la predicción de demandas intermitentes desarrollado por Croston (1972). Los autores concluyeron que el método de Bisección de Croston puede ser mejor predictor de la demanda en las industrias de producción de piezas de repuesto.

En la revisión de la literatura sobre el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto, muchas investigaciones proponen métodos cualitativos y cuantitativos de pronóstico, así como modelos matemáticos, cuyos resultados han sido implementados en soluciones de software en los últimos años. Sin embargo, las aplicaciones prácticas se quedan muy rezagadas con respecto a las proposiciones teóricas relevantes en esta área. En particular la predicción de la demanda de piezas de repuesto para equipos médicos es un tema en el cual no se ha hecho mucho énfasis en los últimos años, debido a las características de estas tecnologías, en cuanto a heterogeneidad de marcas y modelos.

Los autores Rosas y Cortes (2013) explican que la demanda de medicamentos y piezas de repuesto para equipos médicos puede variar con relación a las condiciones geográficas que presenta cada región de acuerdo a la localización de la institución de salud y que depende si la institución está ubicada en una zona geográfica con subdesarrollo económico o en una región económicamente desarrollada; si en la región se presentan problemas de índole social, político, militar; si existen ausencias de infraestructuras médicas y de políticas sanitarias adecuadas para mejorar la calidad de vida de sus habitantes. Por lo que es evidente, que las técnicas de gestión adoptadas en las soluciones informáticas para el pronóstico de piezas de repuesto en contextos como: la industria petroquímica, telecomunicaciones, aviación, empresas de ventas y distribución de automóviles, industria minera del cobre y otras, difieren de la forma de gestión de las piezas de repuesto para equipos médicos.

También, los modelos analizados utilizan métodos de pronóstico que ignoran la información de variables causales, como los de análisis de series de tiempo y de *Soft-computing*, cuando según el principio filosófico y científico de causalidad refiere: que todo evento tiene una causa. La mejor forma de entender y explicar un fenómeno, es conocer sus causas para prevenir o controlar los efectos. En este sentido, autores como Godoy (2008), Huang y otros (2010) y Jianfeng y otros (2011) desarrollaron sus modelos de pronóstico a partir de indicadores que se relacionan con las actividades de mantenimiento, como: confiabilidad operacional, probabilidad de fallas, consecuencias de no disponibilidad, costo unitario de las piezas, entre otros. Estos indicadores son genéricos en las actividades de mantenimiento, por lo que se deben considerar en cualquier pronóstico de la demanda de piezas de repuestos (Christensen, 2007; Melo *et al.*, 2009; OMS, 2012; Azoy, 2014).

### 1.1.5. Indicadores del mantenimiento

La gestión del mantenimiento a través de sistemas automatizados permite la clasificación y caracterización de la información de acuerdo a los requerimientos específicos de cada usuario. Además, brinda la posibilidad de analizar y tomar de decisiones a partir de indicadores definidos mundialmente en procesos importantes como la planificación de la demanda del *stock* de piezas de repuesto.

En la literatura se define una amplia gama de indicadores para evaluar la gestión del mantenimiento. El valor de estos indicadores se utiliza como un valor comparativo o un nivel de referencia con el fin de adoptar acciones correctivas, modificativas y predictivas según el caso que lo amerite.

Los indicadores del mantenimiento más utilizados en la gestión de equipos de la producción o los servicios son: tiempo medio entre fallas (*MTBF*), tiempo medio de reparo (*MTTR*), disponibilidad técnica, confiabilidad operacional, frecuencia de mantenimiento, frecuencia de fallas, costo unitario, entre otros (Amendola, 2004; Christensen, 2007; Melo *et al.*, 2009; Godoy, 2008). A continuación, se describen cada uno de ellos:

***MTBF***: indica el intervalo de tiempo más probable entre un arranque y la aparición de un fallo; es decir, es el tiempo medio transcurrido hasta la llegada del evento fallo.

***MTTR***: es la medida de la distribución del tiempo de reparación de un equipo o sistema. Este indicador mide la efectividad en restituir la unidad a condiciones óptimas de operación una vez que la unidad se encuentra fuera de servicio por un fallo dentro de un período de tiempo determinado.

**Disponibilidad técnica**: es una función que permite estimar en forma global el porcentaje de tiempo total en que se puede esperar que un equipo esté disponible para cumplir la

función para la cual fue destinado. Se basa en la distribución de fallas y la distribución de tiempo de reparación.

Este indicador se define como:

$$D = \frac{MUT}{MUT+MTTR} \quad (13)$$

donde,

D: disponibilidad

MUT: tiempo medio en operación

MTTR: tiempo medio de reparo

El pronóstico de la disponibilidad técnica es esencial en la prevención de ocurrencias de fallas de equipos o dispositivos. La ocurrencia de fallas puede modelarse como un proceso estocástico, ya que los mismos transitan por varios estados en un tiempo finito. Los modelos de Markov constituyen métodos estadísticos utilizados para modelar procesos y situaciones generales de este tipo, pues se basan en las probabilidades de ocurrencia de etapas bien definidas dentro del comportamiento de tales procesos y en observaciones indirectas de estos.

Estos modelo han sido utilizados en la segmentación y evaluación de series temporales (Pérez, 2010), en espacios de disimilaridad como alternativas para la selección de prototipos (Álvarez *and* Henao, 2007), para modelar la dinámica de poblaciones, sistemas de espera, control de inventarios, mantenimiento, reemplazo de equipos y como apoyo a la toma de decisiones en la ingeniería, la medicina, la administración (Carter *and* Price, 2001; White, 1988; Sonnenberg *and* Beck, 1993) entre otras aplicaciones (Rodríguez *and* Bautista, 2006; Marcano, 2010; Prada, 2013; Jordan *and* Talkner, 2000; Aliferis *et al.*, 2003; Peña *et al.*, 2006; Yaramakala *and* Margaritis, 2005).

También los modelos de markov permiten otra forma de cálculo de la esperanza de vida de equipos o dispositivos, debido al número finito de estados por los que transitan durante

determinado período de tiempo, denominados ciclos; que pueden ser representados en días, meses, años, entre otros (Vega, 2004).

Una cadena de Markov corresponde a una clase específica de proceso estocástico en el ámbito de modelos probabilísticos (Pérez, 2010; Bertsekas *and* Tsitsiklis, 2002; Ross, 2000).

Un proceso estocástico se define como una colección de variables aleatorias:  $\{X_1, X_2 \dots X_t\}$ , donde el subíndice  $t$  toma valores de un conjunto  $T$  dado, usualmente  $0 \leq t \leq T$ .

La variable  $X$  representa una característica de interés que se mide en un instante  $t$ .

Regularmente, el estudio del comportamiento de un sistema durante un período suele llevar al análisis de un proceso estocástico con la siguiente estructura: en instantes específicos del tiempo  $t$ , el sistema se encuentra exactamente en una posición de un número finito de estados mutuamente excluyentes y exhaustivos  $0; 1; 2 \dots S$ . Los períodos en el tiempo pueden encontrarse a intervalos iguales o su esparcimiento puede depender del comportamiento general del sistema en el que se encuentra sumergido el proceso estocástico.

De esta forma, la representación matemática del sistema físico es la de un proceso estocástico  $\{X_i\}$ , donde las variables aleatorias se observan en  $t = 1; 2 \dots T$  y donde cada variable aleatoria puede tomar el valor de cualquiera de los  $S + 1$  enteros  $0; 1; 2 \dots S$  que caracterizan los estados del proceso.

Se dice que un proceso estocástico tiene la propiedad de Markov cuando solo del estado presente se puede obtener información del comportamiento futuro del proceso, esto es: sus estados futuros son independientes de los estados pasados, mientras que en un proceso

estocástico sin la propiedad de Markov, dada una distribución de variables aleatorias  $\{X_k, k = 1, 2 \dots n\}$ , la probabilidad de que una variable aleatoria  $X_j$  esté en el estado  $x_j$  es  $P[X_j = x_j | \{X_k\}, k \neq j]$ . Esto significa que la probabilidad de que dicha variable  $X_j$  esté en el estado  $x_j$  depende de los valores de todas las demás variables aleatorias  $X_k$ .

La propiedad de Markov enuncia que, siendo  $\{X(t), t \geq 0\}$  un proceso estocástico continuo en el tiempo con valores de  $t$  enteros y no negativos, se dice que dicho proceso es un proceso discreto de Markov (cumple la propiedad de Markov) sí, para  $n \geq 0$  y en los instantes  $0 < t_0 < t_1 < \dots < t_n < t_{n+1}$  y en los estados  $i_0, i_1 \dots i_{n+1}$  cumple que:

$$P_r(X(t_{n+1}) = i_{n+1} | X(t_n) = i_n) = P_r(X(t_{n+1}) = i_{n+1} | X(t_n) = i_n) \quad (14)$$

La probabilidad de cambiar desde el estado  $i$  hasta el estado  $j$ ,  $\Pr(j|i)$  está dada por el elemento  $a_{ij}$  de dicha matriz.

$$A = \Pr = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots \\ & \ddots & & \vdots & \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} & \dots \end{pmatrix} \quad (15)$$

La probabilidad de transición se define según la propiedad de Markov de la siguiente manera:

$$a_{ij} = \Pr(X_{n+1} = x | X_n = x_n) \quad (16)$$

El vector de probabilidades iniciales asociado a la cadena de secuencias estará representado por un vector fila  $\pi$  invariante de  $1 \times 3$ , bajo la aplicación de la matriz de transición. Su mayor autovalor es siempre 1.

$$\pi A = \pi \quad (17)$$

**Confiabilidad operacional:** es la probabilidad de que un equipo cumpla una misión específica bajo condiciones de uso determinadas en un período determinado. El estudio de confiabilidad es el estudio de fallos de un equipo o componente.

La probabilidad de que un componente, sistema o equipo falle en el intervalo de cero (0) a  $t$  está dada por Espinosa (2011):

$$F(t) = \int_0^t f(x)dx \quad (18)$$

La curva de fallas está dividida en tres partes (Anexo 2). La primera se caracteriza por una razón de fallas decreciente y representa el período durante el cual los componentes de mala calidad son eliminados. La segunda parte, se caracteriza a menudo por una razón de fallas constante, se considera el período de vida útil en que solo ocurren fallas accidentales. La tercera parte se caracteriza por un incremento en la razón de fallas y es el período durante el cual las fallas se deben principalmente al desgaste.

En el ámbito operacional la confiabilidad operacional ( $C_o$ ) se calcula en función de los tiempos de mantenimiento (Anexo 3):

$$C_o = \frac{MTBF}{MTBF+MTTR} \quad (19)$$

donde,

Tiempo Medio entre Fallas (por sus siglas en inglés *MTBF*).

Tiempo Medio de Reparación (por sus siglas en inglés *MTTR*).

**Frecuencia de mantenimiento:** es un indicador que expresa el aumento de la fiabilidad de los equipos médicos, reducción de fallos, reducción de costos por fallos, aumento del tiempo de vida útil de los equipos y garantía de la seguridad de estos. Se expresa como:

$$FMtto = \frac{\sum TRTC}{\sum TCR} \quad (20)$$

donde,

*FMtto*: frecuencia de mantenimiento.

*TRTC*: tiempo de realización de los trabajos de tipo correctivo.

*TCR*: trabajo de tipo correctivo realizado.

**Frecuencia de fallas de las piezas:** es un indicador que expresa los posibles errores de operación, fallas por causas externas y fallas propias de la tecnología. En una serie de datos históricos puede ser calculada a partir de la media aritmética:

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}; \quad (21)$$

donde,

$\bar{X}$  representa la frecuencia de fallas de la pieza.

$x_i$  representa la cantidad de roturas o defectos por año.

$n$  constituye la cantidad de años en el que el equipo o componente ha transitado por los estados: defectuosos o rotos.

**Costo unitario:** es el valor promedio que a cierto volumen de producción cuesta producir una unidad del producto. Por su parte (Del Río González, 2011) lo define como el valor de un artículo en particular:

$$CUnit = \frac{CTP}{CP} \quad (22)$$

donde,

*CUnit*: costo unitario.

*CTP*: costo total de producción (suma de los costos fijos y variables).

*CP*: cantidad producida.

#### 1.1.6. Técnicas de muestreo para la gestión de datos

La aplicación de técnicas de muestreo en la gestión de datos durante el proceso de pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto amplía las posibilidades y flexibilidad respecto a la información que puede obtenerse. De esta manera la selección

de una muestra puede producir resultados más exactos que la enumeración completa. Existen diversas técnicas de muestreo: aleatorio simple, para proporciones y porcentajes, aleatorio estratificado, sistemático, por conglomerados o racimo, entre otras (Hernández *et al.* 1998).

Las técnicas de muestreo más utilizadas en la aplicación de los métodos de pronóstico cuantitativos son:

- a) Muestreo aleatorio estratificado: La población de  $N$  unidades se dividió primero en subpoblaciones de  $N_1, N_2, \dots, N_L$  unidades respectivamente. Estas subpoblaciones, no se solapan y en su conjunto comprenden a toda la población, por tanto,  $N_1 + N_2 + \dots + N_L = N$ .

Las subpoblaciones se denominan estratos. Para obtener todo el beneficio de la estratificación, los valores de los  $N_L$  deben ser conocidos. Una vez determinados los estratos se extrae una muestra de cada uno. Las extracciones deben hacerse independientemente en los diferentes estratos. Los tamaños de muestras dentro de los estratos se denotan con  $n_1, n_2, \dots, n_L$ , respectivamente. Luego se toma una muestra aleatoria simple en cada estrato.

- b) Muestreo por conglomerado o racimo: consiste en un grupo o conglomerado de unidades más pequeñas llamado elementos o subunidades. Las comparaciones entre unidades deben hacerse siempre para la clase de muestreo que se usa en la práctica o para las clases de muestreo que se consideren.

El tamaño de la muestra se define como:

$$n = \frac{n'}{1 + n'/N} \quad (23)$$

donde,

$N$  = tamaño de la población

$n'$  = tamaño de la muestra sin ajustar.

$n$  = tamaño de la muestra.

### **1.1.7. Sistemas informáticos para el pronóstico del *stock* de piezas de repuesto**

En muchas aplicaciones de los pronósticos, las tecnologías de la información y las comunicaciones (TIC) son indispensables. Con frecuencia, las empresas tienen que preparar pronósticos para diferentes productos, en los cuales los analistas tienen que examinar las series de tiempo que corresponden a cada producto. Para determinar el proceso de pronóstico eficientemente se han desarrollado paquetes estadísticos que incluyen análisis de regresión (Paquete Estadístico para las Ciencias Sociales, *SPSS*; *MINITAB*, *MATLAB*, *Weka*) y sistemas informáticos. Algunos de los sistemas informáticos permiten la gestión de inventarios y el pronóstico de demandas intermitentes.

*LOKAD*, software propietario para el pronóstico de inventarios en el comercio: es una combinación de software más expertos. Desarrollado en Francia, potenciado por la computación en la nube. Opera sobre el sistema operativo *Windows 7* o superior. Diseñado para el pronóstico de la demanda intermitente. Sus áreas de aplicaciones son: sector comercial, redes minoristas, pronóstico de inventarios para piezas de recambio, fábricas y sector aeronáutico. Incluye los métodos de pronóstico: Box-Jenkins, alisado exponencial, modelo autorregresivo. Su principal limitación es que los pronósticos avanzados no pueden calcularse en tiempo real, de modo que los expertos de Lokad organizan y programan todos los cálculos, de manera que los resultados están listos cuando la empresa los necesite (LOKAD, 2016).

*Vanguard Software*, solución propietaria para el pronóstico y la planificación. Desarrollado en Carolina del Norte, Estados Unidos. Opera sobre el sistema operativo

*Windows 7* o superior. Permite realizar pronósticos para piezas de repuesto con demanda errática. Tiene incluido el modelado y la simulación, técnicas de inteligencia artificial, modelado asistido visualmente y previsión analítica avanzada. Sus áreas de aplicación son: transporte, empresas de dispositivos electrónicos, empresas de dispositivos médicos (ROCHE), comercio, sector aeronáutico, compañías de telecomunicaciones, entre otras. Una de las limitaciones de este software, es que se puede obstaculizar el pronóstico de la demanda cuando se solicitan piezas de repuesto críticas. Incluye los métodos de pronóstico: simulación de Monte Carlo, análisis de árboles de decisión, automatización del conocimiento con sistema experto, métodos híbridos, modelos de regresión, medias móviles, alisado exponencial, entre otros (Vanguard, 2016).

Otros sistemas informáticos realizan los pronósticos de la demanda de piezas de repuesto según las actividades de mantenimiento planificadas, como por ejemplo:

Sismac, software de mantenimiento asistido por computador: software propietario desarrollado en Ecuador por la empresa Sismac. Es completamente paramétrico y amigable al usuario, lo que ofrece una gran versatilidad para adaptarse a cualquier empresa. Opera sobre el sistema operativo *Windows 7* o superior. Permite dar seguimiento a las órdenes de trabajo; llevar un registro de fallas de los bienes para la asignación de piezas de repuestos a emplear en los mantenimientos. Sus áreas de aplicaciones son: empresas eléctricas, de cementos, alimentos, hospitales, entre otras (Sismac, 2015).

Otros sistemas informáticos han sido desarrollados para áreas específicas, como el sector de la salud:

Software ReporTech (Gestión de Tecnología Médica): desarrollado en la Universidad de Pinar del Río, Cuba. Es utilizado por algunos centros de salud en Cuba para el control de inventarios, desarrollado sobre la plataforma *Microsoft Visual Studio .NET 2003*, con una base de datos desarrollada con *Microsoft Office Access 2003*. Opera sobre *Windows*

XP/Vista/7. Es utilizado para establecer patrones comparativos en cualquier fecha del año y diagnosticar el estado del inventario por provincias. Utiliza como elemento base las órdenes de servicio o los reportes, las entradas al almacén central, tanto para acciones de distribución planificadas como imprevistas (Cabrera, 2007).

SIGICEM, Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina. Desarrollado por la Universidad de Ciencias Informáticas, Cuba. Cumple con conceptos exigidos internacionalmente: organización, planificación, control y análisis, relacionados con la gestión de la tecnología médica. Asegura la continuidad del proceso de gestión tecnológica del equipamiento médico, a través del perfeccionamiento y automatización de todos los procesos llevados a cabo por el Centro Nacional de Ingeniería Clínica y Electromedicina. Consolida la actividad de vigilancia postmercado a partir de niveles estructurales y organizativos del Sistema Nacional de Salud. Está estructurado por componentes, que responden a tendencias arquitectónicas de actualidad y desarrollados con herramientas y tecnologías de software libre (Plataforma *LAMP* y en todas las versiones del sistema operativo Windows). Garantiza la generalización de nomencladores y procesos a utilizar por el personal técnico basado en estándares internacionales, avalados en Cuba por el Centro de Control de Equipos Médicos (CCEEM). Actualmente el SIGICEM está desplegado en todos los centros de electromedicina de Cuba (SIGICEM, 2016).

La selección de un sistema informático depende del grado de satisfacción de los requerimientos específicos del área de aplicación, las calificaciones del proveedor y los costos de la solución. Debido a que una apropiada selección de un sistema informático garantizará la protección, integridad, confidencialidad, accesibilidad y auditabilidad de la

información. De esta manera se puede mantener bajo control todas las operaciones en los distintos procesos del negocio.

### **1.2. Predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos**

Un equipo médico exige calibración, mantenimiento, reparación, capacitación del usuario y desmantelamiento, actividades que por lo general están a cargo de ingenieros clínicos. Los equipos médicos se usan con un fin determinado de diagnóstico y tratamiento de enfermedades o de rehabilitación después de una enfermedad o lesión (OMS, 2012).

En la planificación de un programa de inspección y mantenimiento preventivo (IMP) es posible prever qué piezas será necesario reemplazar y con qué frecuencia, consultando las recomendaciones del fabricante. Consecuentemente, sobre la base del número de dispositivos en la institución, las piezas de repuesto que se usan para el mantenimiento preventivo se pueden encargar con muchos meses de anticipación, lo que permite aprovechar los descuentos por volumen, si los hubiera y minimizar los costos de envío. Por tanto, los repuestos estarán a mano cuando se les necesite. Esta práctica mejora la fiabilidad y disponibilidad de los dispositivos, además permite el aumento de la productividad del personal de mantenimiento.

En muchos países, las dificultades para adquirir repuestos a un precio razonable y en el momento oportuno son considerables. Sin embargo, si se sabe qué se precisará y se conocen los costos asociados será posible planificar el mantenimiento e informar a los administradores con anticipación para reasignar fondos a las áreas cruciales (OMS, 2012).

Debido a las complejas características de los equipos médicos y la gran heterogeneidad de marcas se dificulta el uso de métodos cuantitativos para el pronóstico del *stock* de piezas de repuesto. Por tal motivo, la OMS (2012) refiere que algunos países (Gangotena and Morales, 2009; Castillo, 2013; Cruz *et al.*, 2014; Saleh, 2014; Hernández, 2011)

inclinan sus esfuerzos en desarrollar soluciones para la predicción del mantenimiento y el reemplazo de equipos para reducir los costos por concepto de adquisición de piezas de repuesto.

### **1.2.1. Predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en Cuba**

Cuba cuenta con un total de 115 490 equipos médicos, de los cuales el 54 % se adquirió antes del 2003 (Muñoz, 2014). Es por esta razón, que se hace necesario tener un registro de todo el equipamiento existente, la descripción de estos, cuáles son los elementos que lo componen, a qué área de trabajo pertenecen, cómo y dónde fueron adquiridos. Poseer además un control de su vida útil; como por ejemplo cantidad de roturas, cantidad de piezas que se le han cambiado y tener en cuenta las novedades de la tecnología para el cambio conveniente o no de estas; es decir, analizar si los equipos modernos que han salido al mercado son provechosos para el país, en dependencia del clima y la durabilidad (Perera, 2014).

La universalidad del sistema y su accesibilidad a la totalidad de la población incrementan el régimen de explotación al que han estado sometidos los equipos. La depreciación por los años de utilización y el incremento de los precios en el mercado para las nuevas tecnologías y las piezas de repuesto, han influido en el coeficiente de disponibilidad técnica y el propósito de mantener los servicios previstos en cada una de las instituciones. Además, existen otras causas que contribuyen al deterioro y rotura de los equipos médicos, entre ellas: la afectación del fluido eléctrico y malas maniobras del operador (Perera, 2010; Muñoz, 2014; Franco, 2014). Todos estos riesgos traen como consecuencia la predicción de un *stock* de seguridad para los mantenimientos correctivos, inventario reservado para satisfacer la demanda que excede de la cantidad que fue pronosticada para un período (Chopra, 2010).

Lo expresado anteriormente, muestra que la búsqueda de un método adecuado para el pronóstico de la demanda en Cuba del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos resulta compleja, debido a que más del 50% de los equipos tienen más de 10 años de explotación, por ende, el incremento de afectación o rotura se hace cada vez más creciente. Unido a este planteamiento, la diversidad de equipos médicos y su heterogeneidad de marcas y modelos dificulta la búsqueda de un método genérico para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto. Es por ello, que fue necesario analizar el comportamiento histórico de la demanda por cada línea de equipos para identificar las causas que inciden de manera general en la demanda de piezas de repuesto.

### **CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO I**

- La demanda del *stock* de piezas de repuesto al ser intermitente genera gran incertidumbre, por lo que es importante definir las causas que originan el fenómeno para realizar un análisis pormenorizado de los patrones de datos, que permita una selección adecuada del método de pronóstico.
- La evaluación de la exactitud del pronóstico mediante indicadores definidos en la literatura (MAD, RMSE, MAPE, MAE, SD, entre otros) facilita la comprobación del ajuste del modelo a la serie de datos históricos.
- El análisis de los modelos y sistemas informáticos de pronóstico sobre la demanda intermitente consultados en la literatura, evidenció un enfoque hacia sectores específicos de la sociedad, denotándose una carencia desde el punto de vista teórico y práctico en el pronóstico del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

**Capítulo II. Modelo  
multivariado de predicción  
del stock de piezas de  
repuesto para equipos  
médicos.**

## **CAPÍTULO II. MODELO MULTIVARIADO DE PREDICCIÓN DEL *STOCK* DE PIEZAS DE REPUESTO PARA EQUIPOS MÉDICOS**

En el capítulo se describe el modelo multivariado desarrollado mediante el método de Regresión Lineal Múltiple, propuesto para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos. Se presentan los principios básicos que guían su utilización y la estructura general del modelo. También, se describe el flujo de trabajo propuesto, así como se explican los pasos efectuados en su desarrollo. Finalmente, se propone una guía de implementación, como aplicación práctica del Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

### **2.1. Diagnóstico inicial**

Para caracterizar la planificación del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en Cuba se realizó un diagnóstico en el que participaron 24 especialistas en electromedicina (Anexo 4); de los cuales el 75 % cuenta con más de 10 años trabajando en los centros de electromedicina, el 58, 33% tienen de 5 a 10 años trabajando en la gestión tecnológica de equipos médicos (Anexo 5 y 6).

Actualmente, el 100% de los encuestados participan en la planificación del *stock* anual de piezas de repuesto para la tecnología médica. Debido a la experiencia y conocimiento en esta área de la salud, les permite desempeñarse como expertos en gestión tecnológica. Los especialistas pertenecen al Centro Nacional de Electromedicina (CNE) y a los Centros Provinciales de Ingeniería Clínica y Electromedicina (CPE), lo que representa un 88,23 % del total de centros de electromedicina de todo el país, pues no se analizaron las provincias de Mayabeque y Artemisa por su reciente creación.

El diagnóstico estuvo dirigido a:

- a) Caracterizar la planificación del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos atendiendo al crecimiento vertiginoso de la producción e instalación de equipos, la disponibilidad de estos y las políticas de inventario seguidas según la planificación de mantenimiento por parte de los fabricantes.
- b) Comprobar el cumplimiento de las políticas de gestión de inventarios establecidas por la Organización Mundial de la Salud (OMS).
- c) Evaluar el estado del proceso de informatización de la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en los centros de ingeniería clínica y electromedicina, a partir del uso de modelos de pronóstico.

Todos estos aspectos fueron analizados al aplicar diferentes métodos y técnicas de investigación como son:

Análisis documental: se realizó un estudio de las tesis doctorales (Daza, 2008); (Valero, 2010); (Espíritu, 2013); (Chackelson, 2013) y bibliografía actualizada (Huang, 2010); (Jianfeng, 2011); (Valencia, 2012); (Senpugta, 2014) y otras.

Encuesta: la encuesta (Anexo 4) posibilitó la comprobación del cumplimiento de las políticas de gestión de inventarios establecidas por la OMS.

Entrevista a profundidad: la entrevista (Anexo 7) fue realizada a 24 especialistas de electromedicina con experiencia en la atención tecnológica al equipamiento médico en las unidades de salud del país.

Investigación-acción: permitió la identificación mediante la acción del problema específico que se trata de resolver. Durante su aplicación se detectaron las principales

causas que limitan el aumento de la exactitud en la planificación del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

Observación participante: la autora de la investigación fue participante activa en una gran parte de los procesos de desarrollados.

### **Resultados obtenidos en el diagnóstico**

Se elaboró un diagrama causa-efecto (Anexo 8) como parte del diagnóstico realizado, agrupándose las deficiencias e insuficiencias destacadas en la planificación de *stock*. La aplicación de esta técnica arrojó los siguientes resultados: insuficiente control y gestión logística de equipos médicos a partir de sistemas automatizados, debido a la incapacidad de seguimiento de las órdenes de servicio en los sistemas existentes. Debido a esto los planes de mantenimiento se encauzan mayormente al reemplazo de componentes con fallas incipientes o que han alcanzado su período de desgaste.

La compra de piezas de repuesto para equipos médicos no se ajusta a las necesidades existentes debido a la insuficiente capacitación del personal encargado de la planificación del *stock* de piezas, provocando un aumento de piezas ociosas en los almacenes de los centros de electromedicina. De acuerdo a estas deficiencias se dificulta garantizar la disponibilidad de los equipos ante eventos inesperados, causados por afectación del fluido eléctrico, fallas propias de la tecnología y por malas maniobras del operador.

Con la aplicación de la encuesta (Anexo 4) a especialistas de los centros provinciales de electromedicina (CPE) y del CNE, se pudo comprobar que el 100% de los encuestados afirman que se recopilan los datos iniciales del inventario de los equipos médicos existentes en las unidades de salud del país cuando son adquiridos por compra o donación. Un 87% afirma que los datos de los equipos son actualizados periódicamente ante cambio de ubicación, tarea de mantenimiento o reparación del aparato. Igualmente, el 100 % de

los encuestados afirman que se realizan como mínimo semestralmente auditorías o revisión del inventario de equipos.

En cuanto al uso de sistemas computarizados de gestión de inventarios el 58% de los encuestados afirman que se utilizan para una mejor gestión del inventario y el registro de datos históricos sobre las reparaciones de los equipos médicos. El 42% manifestó que les dan seguimiento a las órdenes de servicio a partir de los sistemas automatizados. Asimismo, el 97% de los encuestados afirma que el inventario como herramienta incorporada a los sistemas computarizados existentes en las unidades de salud del país aún no facilitan el cálculo de previsiones para la elaboración de presupuesto, por lo que se dificulta obtener la cantidad de piezas demandadas para el mantenimiento de los equipos.

Por su parte, un 23% afirmó que los datos históricos de los mantenimientos permiten evaluar si un equipo médico ya no es reparable. Un 77% afirmó que el análisis de las necesidades en las unidades de salud contribuye a detectar excesos en el inventario, proporcionar tratamientos e intervenciones a los equipos médicos es.

Ante las dificultades expuestas anteriormente un 100 % de los encuestados consideró la necesidad de implementar un mecanismo que facilite el cálculo de las previsiones de piezas de repuesto, con el propósito de garantizar una mejor atención tecnológica de los equipos médicos. Además, consideraron la tenencia de un sistema computarizado con la capacidad de dar seguimiento a las órdenes de servicio para una mejor gestión de las reparaciones y mantenimientos de los equipos.

c) Evaluar el estado del proceso de informatización de la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en los centros de ingeniería clínica y electromedicina, a partir del uso de modelos de predicción.

Teniendo en cuenta la entrevista a profundidad aplicada a 24 especialistas de los centros de electromedicina (Anexo 7) para obtener información referente al proceso de informatización de la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos. Se obtuvieron los siguientes resultados:

En cuanto al estado del proceso de informatización, un 100% de los especialistas manifestó que existe un control del inventario a nivel nacional y que anualmente se realiza la planificación de piezas de repuesto a cualquier nivel (nacional o provincial). Asimismo, la totalidad de estos afirmó que actualmente no se utilizan modelos de predicción anual del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos. Por lo que, un 97% alegó sobre la necesidad de perfeccionar la planificación del *stock* de piezas de repuesto a partir de sistemas automatizados, incorporando nuevas estrategias que se ajusten a las características de la tecnología y permitan mejorar la exactitud en la planificación.

### **Breve descripción del problema**

El CNE ha realizado pronósticos visionarios junto a técnicas de regresión para la predicción del *stock* de piezas de repuesto en equipos médicos. Este proceso se lleva a cabo desde el año 2010; para su ejecución se unifica la información enviada desde los centros provinciales de ingeniería clínica y electromedicina del país. Como consecuencia de algunos centros de electromedicina de gestionar la información en el software Reportech y otros a través del Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina, los datos no estaban estandarizados. Lo que trajo como consecuencia que no se pudieran analizar otros indicadores que mostraran relación de causa-efecto con el indicador *stock* anual (Perera, 2010; Hernández, 2011; Morales, 2011; Franco, 2014). Debido a la información no estandarizada en un mismo sistema de gestión para la ejecución de los pronósticos, muchas de las compras de piezas de repuesto se han realizado con un estimado que no se ajustan a la realidad nacional, lo cual conlleva al

fracaso en la etapa de aplicación. Además, las soluciones informáticas utilizadas para la planificación de piezas de repuesto no cubren todo el espectro de indicadores a considerar en la planificación, ya que no se sustentan en propuestas metodológicas, las cuales se basan en métodos para el pronóstico de la demanda intermitente de piezas de repuesto (Croston, 1972; Box and Jenkins, 1970; Syntetos and Boylan, 2005; Rosas *and* Cortes, 2013; entre otras). De esta manera con los métodos actuales de automatización del pronóstico no se han obtenido los resultados esperados en cuanto a la mejora de la exactitud de las predicciones.

## **2.2. Indicadores y métodos para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto para equipos médicos de Cuba**

### **2.2.1. Selección de la muestra**

En el proceso de identificación de las causas se analizaron 30 843 reportes de los años comprendidos del 2004 al 2014, donde quedó definida como unidad análisis o población 488 equipos médicos de todas las especialidades electromédicas, disponibles en el Sistema Reportech.

Los reportes analizados pertenecen a 488 equipos médicos del territorio nacional, los cuales fueron considerados como unidad de análisis, constituyendo esta la población en estudio. Esta población comprende equipos médicos de todas las especialidades electromédicas (Anexo 10), sobre la cual se pretende generalizar los resultados obtenidos en el análisis realizado con datos históricos de la pieza Módulo de THB/SO<sub>2</sub> del equipo médico analizador de gases en sangre, marca ROCHE, modelo COBAS b121.

Según los criterios abordados por Hernández y otros (1998) sobre la selección de una técnica de muestreo de acuerdo al tipo de problema, se utilizó para la selección de la

muestra la técnica de muestreo por racimos (acápite 1.1.6), para lo cual se tuvo en cuenta las características de la población, en cuanto a diversidad y heterogeneidad de marcas y modelos en las distintas especialidades electromédicas.

El procedimiento de selección de la muestra se describe a continuación:

$$n' = \frac{S^2}{V^2} \quad (24)$$

$$S^2 = p(1 - p) = 0,083(1 - 0,083) = 0,076$$

$$V = (0,015)^2 = 0,000225$$

$$n' = \frac{0,076}{0,000225} = 337,77 \approx 338$$

$$n = \frac{n'}{1 + n'/N} = \frac{338}{1 + 338/488} = 200$$

donde

$N$ : tamaño de la población de 488 equipos médicos.

$\bar{Y}$ : valor promedio de una variable = 1, un equipo médico por especialidad.

$S_e$ : error estándar (0,15).

$V^2$ : varianza de la población.

$S^2$ : varianza de la muestra expresada como la probabilidad de ocurrencia de  $\bar{Y}$ .

$n'$ : tamaño de la muestra sin ajustar.

$n$ : tamaño de la muestra.

Se distribuyeron los 200 elementos muestrales de  $n$ , de acuerdo con la distribución de la población en 12 racimos o estratos en correspondencia con las especialidades electromédicas existentes.

Tabla 2. Estratificación de la muestra poblacional por especialidades electromédicas

Estrato	No. de equipos	$fh = 0,409$	$nh$
1	55	(0,409)	22
2	89	(0,409)	36
3	58	(0,409)	24
4	21	(0,409)	9
5	35	(0,409)	14
6	39	(0,409)	16
7	20	(0,409)	8
8	87	(0,409)	36
9	19	(0,409)	8
10	9	(0,409)	4
11	27	(0,409)	11
12	29	(0,409)	12
	$N = 488$		$n = 200$

Estratificación de la muestra:

$$fh = \frac{n}{N} = \frac{200}{488} = 0,409$$

Luego se seleccionó un equipo médico en cada estrato de forma aleatoria y sin repetición y se seleccionaron al azar tres piezas de cada equipo, para un total de 36 piezas (Anexo 9).

### 2.2.2. Selección de los indicadores

Se aplicó una entrevista a profundidad a seis expertos del CNE encargados de la gestión tecnológica equipos médicos a nivel de país (Anexo 12), los cuales identificaron como causas de la demanda del *stock* anual: 1) la disponibilidad técnica y 2) la frecuencia de fallas de la pieza.

Los expertos argumentaron con respecto a estas causas que el equipo médico deja de estar disponible cuando se presentan fallas propias de la tecnología, por afectación del fluido eléctrico y por malas maniobras del operador, lo que implica una disminución de la confiabilidad el equipo al no poder cumplir con las funciones establecidas. Luego se requiere de las actividades de mantenimiento para mitigar las fallas, en las que se solicitan gastables, ya sea para lubricación del equipo, *stock* de piezas o ambos. En ocasiones el tiempo de reparación del equipo se afecta si no se cuenta con un *stock* de seguridad en el

almacén o por los altos costos de adquisición de la pieza en el mercado (Perera, 2010; Franco, 2014).

Las causas identificadas por los expertos del CNE corroboran que la demanda del *stock* de piezas de repuesto se origina como parte de las actividades de mantenimiento, ya sea para prevenir o corregir fallas en los equipos médicos. Este criterio coincide con algunos autores (Godoy, 2008; Huang *et al.*, 2010; Jianfeng *et al.*, 2011), los cuales propusieron modelos para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto teniendo en cuenta indicadores relacionados con el mantenimiento de los equipos.

Además de los dos indicadores anteriores, se toman como referencia de los modelos de pronóstico analizados, los propuestos por Godoy (2008) 3) confiabilidad operacional y 4) frecuencia de mantenimiento. Por otra parte, se tomó como referencia del modelo propuesto por Jianfeng y otros (2011) el indicador: 5) costo unitario.

Los cinco indicadores propuestos por Godoy (2008), Jianfeng y otros (2011) y expertos del CNE parecen estar relacionados con el comportamiento de la demanda del *stock* de piezas de repuesto, relación que necesita ser comprobada. Para evaluar este comportamiento se decidió escoger el coeficiente de correlación lineal de Pearson ( $\rho$ ), utilizándose datos históricos del año 2004 al 2014, correspondientes a la pieza Módulo de THB/SO2 del equipo médico analizador de gases en sangre, marca ROCHE, modelo COBAS b121.

## Capítulo II. Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos

Tabla 3. Datos históricos de la pieza Módulo de THB/SO2 del analizador de gases en sangre ROCHE COBAS b121

Año	StockA	FFallas	Costo U. (USD)	FMtto	CO	DT
2014	60,00	30,00	3 519,00	1	0,88	98,00
2013	25,00	20,00	3 700,00	1	0,84	85,00
2012	35,00	27,00	3 900,00	2	0,86	84,00
2011	20,00	15,00	3 644,00	1	0,75	87,00
2010	80,00	48,00	4 033,00	1	0,88	90,00
2009	25,00	13,00	3 853,00	2	0,80	92,70
2008	30,00	15,00	3 565,00	1	0,80	85,50
2007	25,00	23,00	4 005,00	1	0,73	89,00
2006	15,00	9,00	3 852,00	1	0,70	90,00
2005	40,00	,00	4 017,00	1	1,00	91,00
2004	40,00	30,00	3 378,00	1	0,85	95,00

donde:

- FFallas: frecuencia de fallas
- Costo U: costo unitario
- FMtto: frecuencia de mantenimiento
- CO: confiabilidad operacional
- DT: disponibilidad técnica

Correlaciones

		stock	fallas	COp	Dtec	CostoU	FrecMtto
stock	Correlación de Pearson	1	,738**	,603*	,664*	,086	-,153
	Sig. (bilateral)		,009	,050	,026	,802	,653
	N	11	11	11	11	11	11
fallas	Correlación de Pearson	,738**	1	,078	,204	-,077	-,035
	Sig. (bilateral)	,009		,821	,548	,821	,919
	N	11	11	11	11	11	11
COp	Correlación de Pearson	,603*	,078	1	,405	,094	,021
	Sig. (bilateral)	,050	,821		,216	,784	,950
	N	11	11	11	11	11	11
Dtec	Correlación de Pearson	,664*	,204	,405	1	,040	-,567
	Sig. (bilateral)	,026	,548	,216		,907	,069
	N	11	11	11	11	11	11
CostoU	Correlación de Pearson	,086	-,077	,094	,040	1	,237
	Sig. (bilateral)	,802	,821	,784	,907		,482
	N	11	11	11	11	11	11
FrecMtto	Correlación de Pearson	-,153	-,035	,021	-,567	,237	1
	Sig. (bilateral)	,653	,919	,950	,069	,482	
	N	11	11	11	11	11	11

\*\* La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

\* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Figura 1. Correlaciones bivariadas entre los indicadores a utilizar en el pronóstico del stock de piezas de repuesto para equipos médicos.

Los resultados obtenidos en el análisis de correlación bivariada evidenciaron que los indicadores: frecuencia de fallas de la pieza, confiabilidad operacional y disponibilidad técnica muestran una relación significativa con el *stock* anual, con un  $p\_valor \leq 0,05$ . Por lo que se decidió no incluir en el modelo dos de los indicadores: costo unitario y

frecuencia de mantenimiento. Además, los coeficientes de correlación entre las variables explicativas del *stock* anual en todos los casos resultaron ser no significativos  $p\_valor > 0,05$ , por lo que se descartan problemas de colinealidad. Este comportamiento se manifiesta para el resto de las piezas seleccionadas de la muestra en estudio (Anexo 13).

A partir del análisis realizado se consideran como variables explicativas del *stock* anual, las siguientes: frecuencia de fallas de la pieza, confiabilidad operacional y disponibilidad técnica del equipo.

Unido al análisis anterior se observó que el *stock* anual de pieza Módulo de THB/SO2 no muestra un patrón de tendencia, ya que crece y decrece de forma consistente en un período promedio de tres años, con un comportamiento cíclico, con decrecimiento y crecimiento del *stock* por 25 y 40 piezas respectivamente, lo que dificulta la aplicación de métodos de series temporales para realizar el pronóstico de la demanda del *stock* de piezas (Anexo 14). Por lo que se hace necesaria la evaluación de la serie de datos históricos del *stock* anual de la pieza en análisis con otros métodos cuantitativos de pronóstico.

### **2.2.3. Método para el pronóstico**

Se realizó una evaluación de los datos con otros métodos cuantitativos de pronóstico: regresión lineal múltiple (*LRM*) y algunos para pronósticos y clasificación de la Inteligencia Artificial, en específico: con una red Perceptrón multicapa (*MLP*) y árboles de decisión (*REPTree*). En la misma se utilizó la herramienta Weka 3.7.10 con el objetivo de seleccionar el método que más se ajusta a los datos experimentales de la pieza Módulo de THB/SO2 del equipo médico analizador de gases en sangre, marca ROCHE, modelo COBAS b121. La comparación se realizó a partir de los indicadores de exactitud: coeficiente de correlación, error medio absoluto, raíz del error medio cuadrático, error absoluto relativo.

Tabla 4. Comparación del método de regresión múltiple con técnicas de aprendizaje supervisado.

Medidas de evaluación	Técnicas		
	<i>LRM</i>	<i>MLP</i>	<i>REPTree</i>
<i>R</i>	<b>0,9776</b>	0,9205	-0,1341
<i>MAD</i>	<b>3,0481</b>	5,8759	17,542
<i>RMSE</i>	<b>3,8301</b>	7,1882	23,7268
<i>MAPE</i>	<b>21,0525</b>	39,3502	99,7312

En la tabla 4 se muestran las medidas de evaluación obtenidas como resultado de la comparación del método de regresión lineal múltiple con algunas técnicas para pronósticos y clasificación de la Inteligencia Artificial, se observó que los mejores resultados se alcanzaron con el método de regresión lineal múltiple, ya que arrojó los mayores valores del coeficiente de determinación y menores indicadores de error. Las medidas de evaluación que más se acercan a la regresión lineal múltiple son las obtenidas por la red Perceptrón multicapa.

Los resultados anteriores permitieron seleccionar el método de regresión lineal múltiple para pronosticar el *stock* de la pieza de repuesto Módulo de THB/SO2 del equipo médico analizador de gases en sangre, marca ROCHE, modelo COBAS b121.

La ecuación estimada es:

$$\hat{y} = -153,200 + 0,937X_1 + 91,652X_2 + 1,564X_3 \quad (25)$$

donde:

$\hat{y}$  : *stock* anual (stock).

$X_1$ : frecuencia de fallas de la pieza (FF).

$X_2$ : confiabilidad operacional del equipo médico (CO).

$X_3$ : disponibilidad técnica del equipo médico (DT).

Tabla 5. Resultados de la regresión lineal múltiple

<i>Modelo</i>	<i>Coef.</i>	<i>Error típ.</i>	<i>t</i>	<i>Sig.</i>	<i>Inter. conf. para <math>\beta</math></i>		$\bar{R}^2$	<i>p_valor</i>
	$\beta$				<i>Lím. Inf.</i>	<i>Lím. Sup.</i>		
Constante	-153,200	21,506	-7,124	0,000	-204,054	-102,346	<b>0,937</b>	<b>0,000<sup>a</sup></b>
FF	0,937	0,121	7,765	0,000	0,651	1,222		
CO	91,652	19,816	4,625	0,002	44,794	138,510		
DT	1,564	0,372	4,200	0,004	0,684	2,445		

a. Variables predictoras: (Constante), FF, CO, DT

b. Variable dependiente: stock

En la tabla 5 se muestra que el ajuste del modelo es bueno, ya que el valor del  $\bar{R}^2 = 0,937$  es cercano a uno; es decir, el 93,7% de la variabilidad de la variable stock a su promedio es explicado por el modelo de regresión ajustado. Por tanto, el modelo lineal es adecuado para describir la relación que existe entre las variables dependiente y predictoras (*p\_valor* es aproximadamente cero).

De acuerdo a los resultados del diagnóstico y el análisis estadístico realizado para la selección del método de pronóstico según el patrón que muestran los datos históricos de la demanda de piezas de repuesto de equipos médicos, se ratifica la necesidad de desarrollar un modelo multivariado mediante la regresión lineal múltiple, como método para la predicción del *stock* de piezas de repuesto, que permita mejorar la exactitud en los pronósticos.

### **2.3. MPREDSTOCK: Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos**

Para la concepción metodológica del Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos (MPREDSTOCK) se tuvo en cuenta las consideraciones expuestas en el capítulo I sobre el proceso de pronóstico de la demanda

de piezas de repuesto, los resultados del diagnóstico y el análisis de la serie de datos históricos de las piezas . Los aspectos considerados de acuerdo al análisis previo fueron:

- 1) Cumplimiento de las políticas de gestión de inventarios establecidas por la Organización Mundial de la Salud (OMS).
- 2) Estado del proceso de informatización de la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en los centros de ingeniería clínica y electromedicina.
- 3) Necesidad de los centros de ingeniería clínica y electromedicina de contar con un modelo para la predicción del *stock* de piezas de repuesto de equipos médicos, ajustable según las características de la tecnología.

El MPREDSTOCK cuenta con una estructura abierta porque establece intercambio con el entorno general y específico: macroentorno y microentorno, respectivamente. En el caso del microentorno o entorno específico permite el intercambio con clientes, proveedores e intermediarios. Por otra parte, la interacción con el macroentorno o entorno general se establece de forma indirecta a través de: factores económicos, tecnológicos, ambientales y político-legales.

Está constituido por tres componentes: información, técnico y de negocio. Las cualidades que lo distinguen son: flexibilidad, integralidad, facilidad de uso y mejora continua. Se sustenta bajo los principios de:

- 1) La actualización permanente mediante la retroalimentación de la información que nutre al modelo.
- 2) El enfoque a procesos para definir las actividades necesarias que permitan alcanzar el resultado deseado, identificar las posibles entradas y salidas, así como la evaluación de posibles riesgos.

- 3) El enfoque hacia la gestión para identificar, entender y gestionar un conjunto de procesos interrelacionados, que permita mejorar la eficiencia en la gestión tecnológica de equipos médicos.
- 4) El enfoque hacia la toma de decisiones, basado en el análisis de datos y de la información.

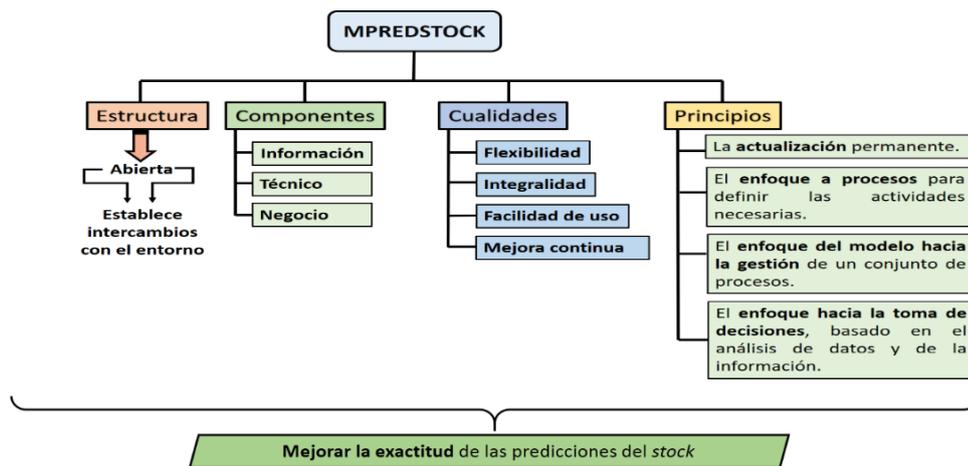


Figura 2. Estructura, componentes, cualidades y principios del MPREDSTOCK. Fuente: elaboración propia.

La utilización del MPREDSTOCK incluye tres fases: evaluación del pronóstico del año precedente, aplicación del modelo y evaluación y ajuste de la planificación del año consecutivo al actual.

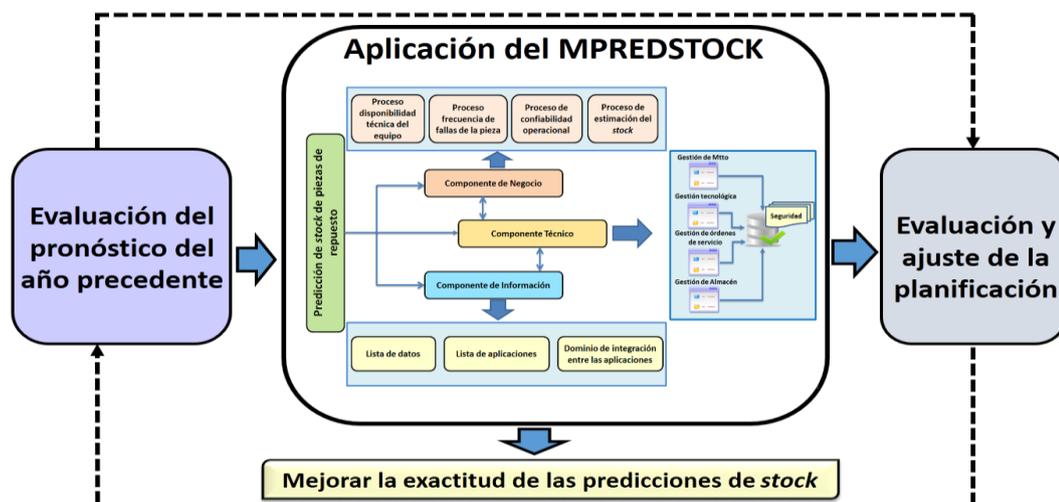


Figura 3. Fases que comprende el MPREDSTOCK. Fuente: elaboración propia.

### Fase I: evaluación del pronóstico del año precedente

En esta fase se chequea si la planificación del año anterior ha sido satisfactoria; es decir, si los reportes por fallas han sido solucionados de acuerdo al plan en un 95% o superior; de ser así se mantiene en el presente año la planificación precedente. Posteriormente, se chequean las cantidades máximas y mínimas de piezas que hay en existencia en el almacén, con el propósito de mover las mismas al inventario de seguridad para contingencias, finalizando así el plan para el próximo año.

Si la fase I no cumple con los requisitos descritos anteriormente, se procede a la ejecución de la fase II.

### Fase II: aplicación del MPREDSTOCK

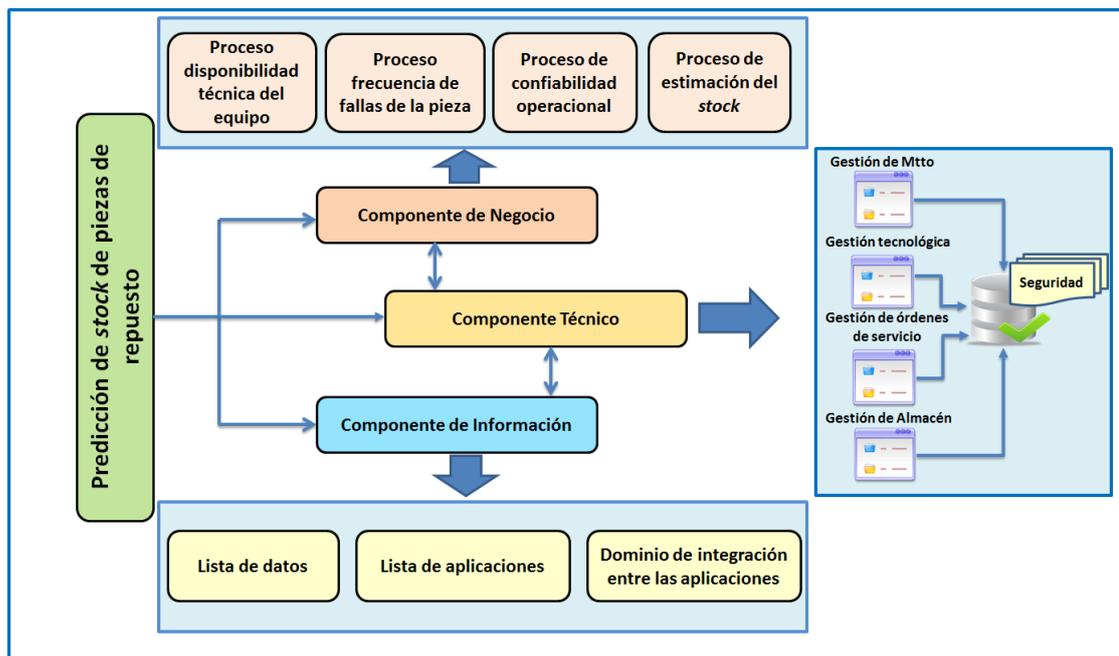


Figura 4. Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos. Fuente: elaboración propia.

En esta fase se ejecuta el MPREDSTOCK. El modelo tiene como entrada: la especialidad, marca, modelo, denominación de equipo y descripción de la pieza a planificar.

El MPREDSTOCK inicia con la ejecución del componente de información. Este constituye el de más bajo nivel en el modelo, pero tiene una marcada importancia porque es donde se encuentra la lista de datos que se manejan para las estimaciones del *stock*, la relación existente entre ellos y en qué aplicaciones se encuentran.

- Lista de datos que se manejan: órdenes de servicio, mantenimientos planificados y despiece de equipos.
- Lista de aplicaciones que gestionan los datos especificados: Módulo Gestión de Órdenes de Servicio, Módulo Gestión Tecnológica, Módulo Gestión de Mantenimiento, Módulo Gestión de Almacén y Módulo Predicción y Gestión de *Stock*.

A partir del dominio de integración entre las aplicaciones se gestionan las variables (*stock* anual, frecuencia de fallas de la pieza, confiabilidad operacional y disponibilidad técnica) definidas en el MPREDSTOCK en base a los datos y su integración.

El dominio de integración de aplicaciones se lleva a cabo en el componente técnico. En el mismo se realiza el procesamiento de los datos y a su vez se responde a las peticiones realizadas en el componente de negocio para la ejecución de los procesos: predicción de la disponibilidad técnica del equipo, cálculo de la frecuencia de fallas de la pieza, cálculo de la confiabilidad operacional y estimación del *stock* anual de la pieza de repuesto correspondiente al equipo médico en análisis.

La interacción de cada uno de los componentes que conforman el modelo permite generar una salida que es el plan del *stock* de piezas al año consecutivo al actual, en aras de satisfacer los reportes de piezas de repuesto de equipos médicos, ya sea para mantenimiento, reparación o recambio.

### Fase III: evaluación y ajuste de la planificación del año consecutivo al actual

El plan de adquisición de piezas de repuesto se planifica sobre un 90% del monto total asignado para la adquisición de las piezas de repuesto (Franco, 2014). Cuando se predice el *stock* de una pieza en el MPREDSTOCK, la cantidad a solicitar puede ajustarse según las existencias en el almacén como parte del *stock* de seguridad para contingencias o por pronóstico visionario.

Cuando se tiene el plan del *stock* de piezas de todos los equipos médicos se evalúa y ajusta según las prioridades del Ministerio de Salud Pública (MINSAP) y de acuerdo al financiamiento (efectivo o crédito bancario) asignado por el estado cubano al Centro para el Control Estatal de Medicamentos, Equipos y Dispositivos Médicos (CECMED), para que este realice las compras de las piezas de repuesto en el mercado internacional.

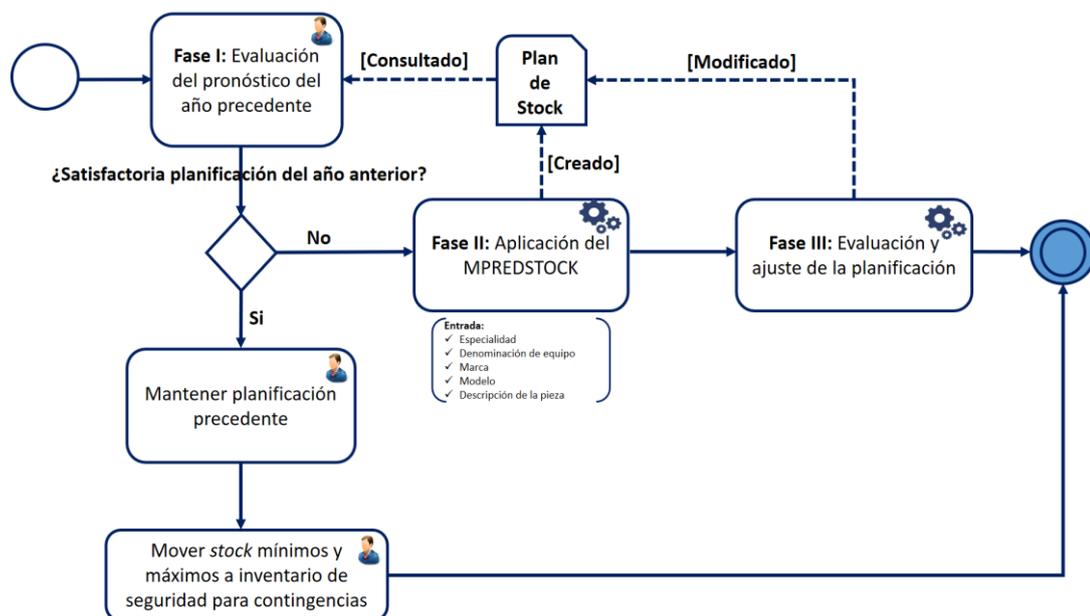


Figura 5. Fases del MPREDSTOCK. Fuente: elaboración propia

#### 2.3.1. Componente de información

**Gestión de datos:** durante la concepción del componente de información para la conformación de la lista de datos se aplicó el paso 2 descrito en el acápite 1.1.2 (figura

3), con el objetivo de garantizar su disponibilidad, precisión, completitud y seguridad (Mato, 2005). Los datos utilizados por los procesos que integran el componente de negocio provenían de dos fuentes distintas: la base de datos del Sistema de Gestión para Ingeniería Clínica y Electromedicina (SIGICEM) que involucra datos actuales y la base de datos del software Reportech que involucra datos históricos; ambas del Centro Nacional de Electromedicina de Cuba. Por tal motivo, los datos no estaban estandarizados, por lo que surgió la necesidad de acuerdo al dominio del problema, extraer los datos necesarios para ubicarlos en una única fuente de información.

Se realizaron los procesos de extracción, transformación y carga (*ETL*) a partir de sentencias SQL, las cuales fueron ejecutadas a través de un script en el Sistema Gestor de Base de Datos MySQL, sin necesidad de utilizar herramientas concebidas para la realización de procesos *ETL*, debido a que no se requería un alto grado de transformaciones, cálculos y procesamiento.

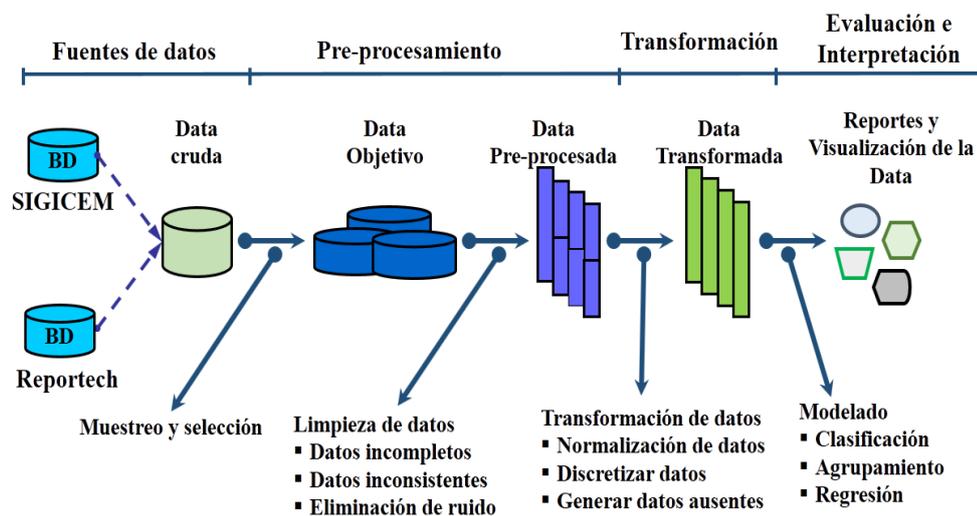


Figura 6. Gestión de datos en el componente de información del MPREDSTOCK.

Fuente: elaboración propia.

La limpieza en los datos reales se realizó de acuerdo a:

- Datos incompletos en atributos de interés o datos resumidos (atributo denominación\_equipo).
- Existencia de ruido: errores en los datos (atributo modelo\_equipo).
- Datos inconsistentes: existe discrepancia en los valores (atributo cantidad\_anual).

El proceso de extracción consistió en la recolección de los datos relevantes de las bases de datos origen (SIGICEM y Reportech) para la realización de los procesos del componente de negocio. A estos datos le fueron aplicadas las siguientes técnicas de transformación:

- Normalizar: para evitar redundancia de los datos, problemas de actualización de los mismos en las tablas y proteger su integridad.
- Discretizar: transformar un valor continuo en uno discreto (Estados del equipo: Funcionando, F; Defectuoso, D; Roto, R. Otro ejemplo es el relacionado con las especialidades electromédicas, donde a cada una se le asignó un número en el rango de 1 hasta 12).
- Generación de datos ausentes: por la media de la clase a la que pertenece el objeto.

Luego de realizadas las transformaciones necesarias para mejorar la calidad de los datos se cargaron en la base de datos destino (BD\_Stock), los cuales fueron clasificados y agrupados para una mejor evaluación e interpretación. La población de equipos médicos se agrupó en subpoblaciones no solapadas y homogéneas internamente para la realización de los procesos que integra el componente de negocio con el uso de la técnica de muestreo conglomerado o racimo, descrita en el acápite 1.1.6.

En el caso de los procesos disponibilidad técnica del equipo y confiabilidad operacional, la población de equipos médicos fue estratificada en subpoblaciones por especialidad,

denominación de equipo, marca y modelo. Luego estas subpoblaciones se estratificaron según su estado técnico en tres grupos de equipos: Funcionando, Defectuoso y Roto. Para el resto de los procesos definidos en el componente: frecuencia de fallas de la pieza y estimación del *stock* anual se estratificó la población de equipos médicos en subpoblaciones por especialidad, denominación de equipo, marca, modelo y descripción de la pieza a la cual se le realiza la predicción del *stock*.

La clasificación y agrupación de los datos permitió aplicar técnicas de regresión con el propósito de predecir los valores de la variable *stock\_anual* a partir de su evolución en el tiempo sobre variables continuas.

### 2.3.2. Componente técnico

**Arquitectura de los datos:** para la realización de los procesos definidos en el componente de negocio el módulo Predicción y gestión de *stock* interactúa con los módulos Gestión de Órdenes de Servicio, Gestión de Mantenimiento, Gestión Tecnológica y Gestión de Almacén. La interacción con el módulo Gestión de Órdenes de Servicio (Castañeda *and* Muñoz, 2012) se estableció para tener conocimiento de la disponibilidad técnica del equipo médico, su confiabilidad operacional, la frecuencia de fallas de las piezas y la predicción del *stock* anual.

En el caso del módulo Gestión Tecnológica la interacción con el componente técnico se estableció porque este tiene como misión la realización de tres procesos fundamentales: despiece, registro y satisfacción y gestión de adquisición (Fernández *et al.*, 2013). El despiece permite llevar un registro de las piezas que compone cada tecnología médica y las que pueden ser usadas para su reparación. Por su parte, el proceso registro y satisfacción permite llevar un registro de los reportes de piezas de repuesto y de la

satisfacción de estos. El proceso gestión de adquisición se encarga de la compra de piezas de repuesto.

La interacción del componente técnico con el módulo Gestión de mantenimiento (Martínez *et al.*, 2013) se estableció para la planificación de los mantenimientos preventivos y correctivos de los equipos médicos instalados en los centros de salud. Antes de hacer la solicitud de compra de las piezas predichas en el submódulo Gestión y predicción de *stock*, el módulo Gestión de almacén (Díaz *and* Muñoz, 2012) muestra la cantidad de piezas en existencia que tienen los almacenes de los centros de electromedicina, lo cual permite la reducción de la tenencia de inventarios ociosos en los almacenes.

El particionamiento de los datos se realizó a partir de un servidor central ubicado en el Centro de Ingeniería Clínica y Electromedicina, del cual dependen 16 provincias y 23 centros de subordinación nacional. Por lo que el servidor nacional tiene más de 30 nodos accediendo a él. El resto de los nodos subordinados tiene una carga de acceso de 30 usuarios como máximo, aligerándose la carga por cada servidor (Fabelo *et al.*, 2012). De ahí, que la actualización de los datos se realiza de forma periódica (Anexo 20).

En algunos nodos se hará una carga parcial y en otros una carga completa. Para ello, se utilizó el REKO, software desarrollado por la Universidad de Ciencias Informáticas (UCI), para la réplica y sincronización entre base de datos con estructuras heterogéneas, El software REKO es compatible con el sistema que implementa el MPREDSTOCK por ser *Open Source*, diseñado e implementado con librerías de clases con licencia gratuita.

Requerimientos necesarios para la actualización de la información mediante REKO:

1. Contar con un sistema distribuido y un servidor central.
2. Sin limitaciones de nodos en el entorno distribuido.

3. Las sincronizaciones deben realizarse de forma bidireccional.
4. La información debe permanecer disponible y actualizada en cada uno de los nodos.
5. Los servidores deben tener instalado como sistema operativo GNU/Linux.
6. En el servidor central como en los nodos asociados a él, se debe contar con el sistema gestor de base de datos MySQL.
7. Los nodos, que representan las sedes provinciales de electromedicina, deben contener solo la información exclusiva de su provincia y no las de otra.
8. El servidor central debe contener la totalidad de la información de cada uno de los nodos provinciales asociados.

**Seguridad de los datos:** En el módulo Predicción y gestión de *stock* del SIGICEM se realiza un control de trazas que responde a tres elementos de la Seguridad Informática: autenticación, autorización y auditoría (Audisec, 2010). Procedimiento que resguarda el acceso a los datos y exclusivamente permite acceso a ellos a personas autorizadas.

El control de acceso se realiza a través de:

- Identificación y autenticación.
- Función o rol del usuario que requiere dicho acceso. Para ello se definieron en el sistema grupos de usuarios, constituidos por: administrador, recepcionista, especialista técnico, jefe de brigada y vigilancia tecnológica.
- Limitaciones a los servicios. Controles que se refieren a las restricciones que dependen de parámetros propios de la utilización de la aplicación o preestablecidos por el administrador del sistema.
- Modalidad de acceso, referido al modo de acceso que permite al usuario trabajar sobre los recursos y la información.

También se realizará una auditoría de accesos e intentos fallidos de acceso a objetos. Con la capacidad de restringir aún más a los usuarios, en cuanto a la ejecución de ciertos

comandos o el acceso a algunos archivos; es decir, permitir o denegar en concreto datos a usuarios, con base no sólo en los permisos, sino también en los niveles de autorización. Esta auditoría es utilizada para llevar registros de todas las acciones relacionadas con la seguridad, como las actividades efectuadas por el administrador del sistema y sus usuarios. La auditoría requiere de autenticación adicional como seguridad de que la persona que ejecuta un comando es quien dice ser.

**Salvas y recuperación de los datos:** Las salvadas automáticas de la base de datos se realizan cada 2 horas y diarias en servidores externos al servidor local. Para ello, se chequean nuevos cambios en la base de datos siendo guardados posteriormente. El mecanismo utilizado para la recuperación ante fallos se realiza a partir de transacciones; es decir, se retrocede (*rollback*) al estado previo, conservándose la integridad de la base de datos. En versiones posteriores del SIGICEM se pretende implementar un mecanismo que permita guardar el estado actual donde se queda el usuario cuando interactúa con el sistema.

### 2.3.3. Componente de negocio

A continuación, se muestra el flujo de trabajo del componente de negocio del MPREDSTOCK y la descripción textual de cada uno de sus procesos, en la que se detalla el método matemático que soporta proceso predicción de *stock*.

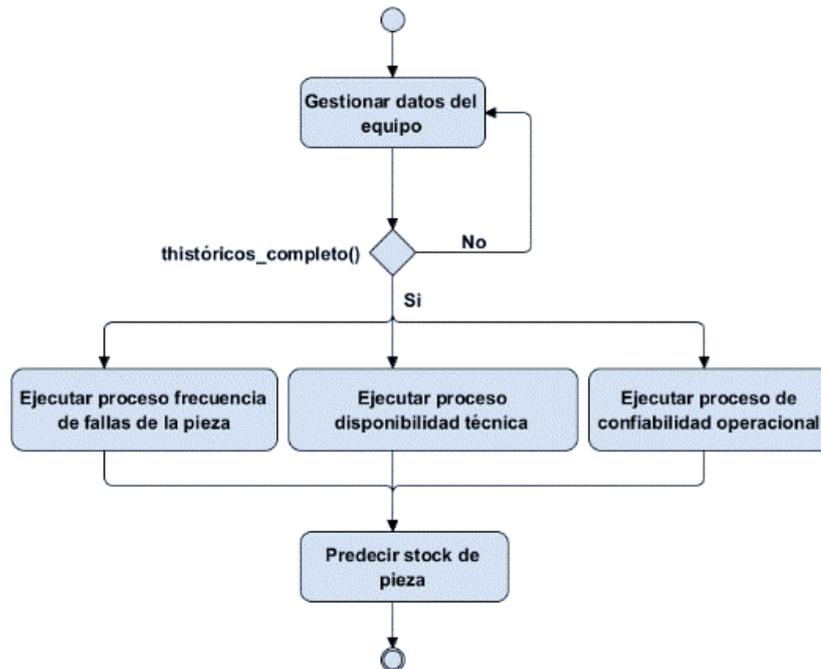


Figura 7. Flujo de trabajo del componente de negocio del MPREDSTOCK.

### Proceso de predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico

El sector de la salud es una de las áreas que constantemente debe estar reorientando sus recursos para garantizar la disponibilidad técnica de los equipos médicos en las unidades de salud. La tecnología médica es utilizada ampliamente para la prevención, diagnóstico y tratamiento de diversas enfermedades y estados físicos anormales. No está exenta de riesgos, debido a la ocurrencia en la práctica clínica de fallas propias de la tecnología (Hernández, 2011) relacionadas con las normas de calidad; el no cumplimiento de los procedimientos establecidos por los fabricantes; mala calibración u otras relacionadas con causas externas.

Todos estos riesgos conllevan a que los equipos médicos presenten un comportamiento dinámico de trabajo (Figura 8), que transita por un número finito de estados: funcionando, defectuoso, roto y baja técnica. Estos estados pueden ser absorbentes (funcionando, defectuoso y roto) y no absorbentes (baja técnica), donde al llegar a estos últimos acaba

el proceso de seguimiento. Solamente fueron considerados por la autora de la presente investigación los estados absorbentes.

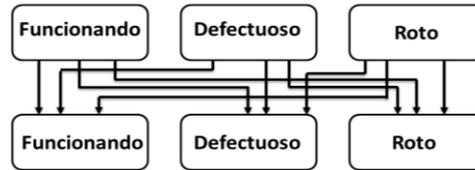


Figura 8. Comportamiento dinámico de trabajo de un equipo médico. Fuente: elaboración propia

Teniendo en cuenta los fundamentos teóricos, planteados en el punto 3 del acápite 1.1.5 se definió un modelo de Markov para predecir la disponibilidad técnica de un equipo médico, en el cual  $X_t$  representa el estado de trabajo de un equipo en el instante de tiempo futuro  $t$ . A partir del cual se define un proceso estocástico que corresponde a la secuencia  $X_0, X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$  que representa su nivel de funcionamiento a través del tiempo.

Constantemente el valor de  $X_t$  depende de los valores previos de la secuencia. Los cambios de estado tienen lugar en términos probabilísticos mientras transcurre el tiempo. Estos cambios son representados a través de las denominadas probabilidades de transición entre estados, que en el caso de las transiciones en una etapa, corresponde a la probabilidad de pasar de un estado a otro desde una etapa de tiempo  $t$  hasta la siguiente en  $t + 1$ .

El modelo markoviano contempla las siguientes hipótesis:

1. Supone un número finito de estados para describir el comportamiento dinámico de trabajo del equipo médico (Funcionando en lo adelante F, Defectuoso en lo adelante D y Roto en lo adelante R).

2. Supone conocida una distribución de probabilidades al inicio del horizonte de estudio ( $t = 0$ ), que refleja a qué estado de los previamente definidos pertenece un equipo médico de la institución de salud donde está instalado.
3. Supone que la transición de un estado actual a otro en el futuro, depende solamente del estado actual (propiedad markoviana).
4. La probabilidad que esta transición sea independiente de la etapa de tiempo considerada (propiedad estacionaria), lo que significa que no cambie el tiempo de estudio del equipo médico.

Para conformar la cadena se utilizaron datos históricos de órdenes de servicio efectuadas por los electromédicos en las unidades de salud. Estas órdenes de servicio recogen un conjunto de datos relacionados con la gestión del equipo, dentro de los cuales está el estado técnico (Funcionando, Defectuoso, Roto).

Los equipos se gestionan atendiendo a cuatro factores: función del equipo, riesgo físico asociado con la aplicación clínica, requisitos de mantenimiento y antecedentes de problemas del equipo. El primer factor tiene una relación directa con el equipo y el resto con su nivel de funcionamiento a través del tiempo (OMS, 2012).

La cadena de estados se construyó estratificando los equipos por especialidad y denominación para facilitar la búsqueda de los reportes asociados a su funcionamiento a través del tiempo. Luego se construyó la matriz de transición a partir de la búsqueda en la secuencia de estados de las siguientes ocurrencias: FF (Funcionando a Funcionando), FD (Funcionando a Defectuoso), FR (Funcionando a Roto), DF (Defectuoso a Funcionando), DD (Defectuoso a Defectuoso), DR (Defectuoso a Roto), RF (Roto a Funcionando), RD (Roto a Defectuoso) y RR (Roto a Roto).

Las matrices de transición ( $A$ ) entre estados definidas en el modelo para cada equipo médico son estocásticas a derecha, de  $3 \times 3$ , homogéneas en el tiempo, con todos sus elementos no negativos y sus filas suman 1.

Por su parte, el vector de probabilidades iniciales asociado a la cadena de secuencias está representado por un vector fila  $\pi$  invariante de  $1 \times 3$ , bajo la aplicación de la matriz de transición. Su mayor autovalor es siempre 1.

$$\pi A = \pi \quad (26)$$

El diagrama de estados de Markov diseñado para la representación de la disponibilidad técnica de un equipo médico representa una arquitectura ergódica o completamente conectada (Figura 9), en la cual cada estado del modelo puede ser alcanzado desde cualquier otro estado en un número finito de pasos.

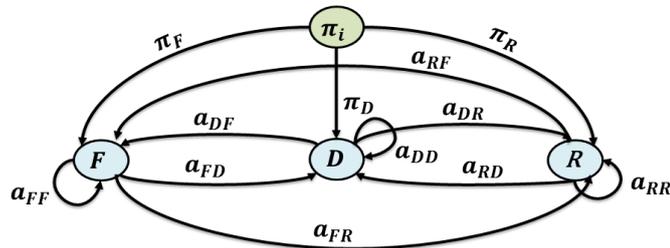


Figura 9. Modelo de Markov del proceso de disponibilidad técnica de un equipo médico. Fuente: elaboración propia.

**Algoritmo DISTEM:** la predicción de la disponibilidad técnica se realiza para  $n$  pasos. El algoritmo probabilístico DISTEM (Anexo 15) tiene como salida una lista (que representa un vector fila) con la predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico para los estados absorbentes. Además, tiene como parámetros de entrada una lista con la secuencia de estados por la que transita un equipo médico durante su vida útil y el instante de tiempo (cantidad de meses) que permite predecir las probabilidades para los

distintos valores posibles, en este caso los estados absorbentes (Morales *and* Vázquez, 2015).

Para el cálculo de la complejidad temporal del algoritmo DISTEM se determinó la complejidad de los algoritmos ConstruirMatrices y MultiplicarMatrices; utilizándose las reglas de la suma y la multiplicación de la notación asintótica “o grande” (O). La complejidad del algoritmo DISTEM es  $O(n)$ .

### **Proceso de cálculo de la frecuencia de fallas de una pieza de un equipo médico**

Para realizar el proceso de cálculo de la frecuencia de fallas de una pieza perteneciente a un equipo médico se utilizó como técnica estadística el muestreo aleatorio estratificado descrito en el inciso a) del acápite 1.1.6. Su cálculo se realizó a partir de la ecuación abordada en el punto 6 del acápite 1.1.5.

El algoritmo que efectúa el proceso de cálculo de la frecuencia de fallas de una pieza de un equipo médico (FFP) se describe en el Anexo 16. La complejidad del algoritmo FFP es  $O(n)$ .

### **Proceso de cálculo de la confiabilidad operacional de un equipo médico**

En el componente de negocio, el proceso de cálculo de la confiabilidad operacional de un equipo médico se realiza teniendo en cuenta los estados absorbentes, que se obtienen de los reportes efectuados en las órdenes de servicio por los electromédicos de los centros de salud. Estos reportes son estratificados por especialidad, denominación de equipo, marca y modelo para conformar una secuencia de estados similar a la construida para el proceso de cálculo de la disponibilidad técnica.

A partir de los fundamentos teóricos sobre la confiabilidad operacional, descritos en el punto 4 del acápite 1.1.5, se construyó la secuencia de estados para seleccionar las fechas

en las que el equipo transita de un estado  $F$  a un estado  $D$  o  $R$  hasta alcanzar nuevamente el estado  $F$ . Posteriormente se cuenta el tiempo en días de las ocurrencias  $F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F$ , dividido por la cantidad de ocurrencias de ese tipo presentes en la cadena. De esta forma se calculó del *MTBF*:

$$MTBF = \frac{CDías_{F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F}}{Oc} \quad (27)$$

donde,

*CDías*: cantidad de días transcurridos en la ocurrencia  $F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F$

*Oc*: cantidad de ocurrencias.

El *MTTR* se calculó teniendo en cuenta la cantidad de días transcurridos en las ocurrencias  $D \rightarrow F$  o  $R \rightarrow F$ , dividido por la cantidad de ocurrencias de ese tipo presentes en la cadena.

$$MTTR = \frac{CDías_{(D \text{ o } R) \rightarrow F}}{Oc} \quad (28)$$

El algoritmo que realiza el cálculo de la confiabilidad operacional para un equipo médico (CONFEM) se describe en el Anexo 17.

En el algoritmo CONFEM, los métodos FuncionMTBF (Anexo 18) y FuncionMTTR (Anexo 19), son métodos dependientes del problema. Por lo que la complejidad de CONFEM se determinó a partir de la complejidad de estas funciones. La complejidad de FuncionMTBF es  $O(n^2)$  y  $O(n \log n)$  es la de FuncionMTTR. Con la aplicación de la regla de suma se puede concluir que la complejidad del algoritmo CONFEM es  $O(n^2)$ .

### **Proceso de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos**

El proceso de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos se realiza a partir de los procesos de cálculo de la frecuencia de fallas de una pieza ( $X_{1i}$ ),

confiabilidad operacional ( $X_{2i}$ ) y disponibilidad técnica ( $X_{3i}$ ). Los resultados obtenidos en estos procesos constituyen las variables independientes del MPREDSTOCK definidas en el acápite 2.2.2.

La predicción del *stock* para una pieza de repuesto perteneciente a un equipo médico se realizó calculando la media de cada una de las observaciones muestrales de los términos independientes ( $X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}$ ); sustituyendo sus valores en la ecuación 5 del acápite 1.1.1, en la descripción del método causal de Regresión Lineal Múltiple.

El algoritmo que efectúa la predicción del *stock* de piezas de repuesto para un equipo médico (PREDSTOCK) se describe a continuación.

### Algoritmo 1. Predicción del *stock* de piezas

---

#### Algoritmo 1 PREDSTOCK

---

##### Entrada:

listaEquipos: Lista de equipos reportados en las órdenes de servicio  
listaReporteE: Lista con los reportes de un equipo médico  
listaENMCO: Lista de ecuaciones normales por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios  
listaVector: Lista con los elementos del vector de observaciones  
listaCoef: Lista que almacena los coeficientes de la ecuación de predicción de stock  
varLongEq: Longitud de la lista equipo  
varEspec: Especialidad electromédica que pertenece un equipo médico  
varDenomE: Denominación de equipo médico  
varDescripP: Descripción de la pieza de un equipo médico  
varNA: Cantidad de años de reportes de un equipo médico  
varX<sub>1i</sub>: Frecuencia de fallas de la pieza de un equipo médico  
varX<sub>2i</sub>: Confiabilidad operacional de un equipo médico  
varX<sub>3i</sub>: Disponibilidad técnica de un equipo médico  
varY<sub>i</sub>: Suma de elementos del vector de observaciones

##### Salida:

varStock: Predicción del stock de una pieza de repuesto para un equipo médico

```
1: Para i=1 hasta i< varLongEq hacer
2:   Para j=1 hasta j<varNA hacer
3:     listaReporteE [j] = LlenarLista(listaEquipos [i],varEspec,varDenomE, varDescripP)
4:   Fin Para
5:   Si varNA < > 0 hacer
6:     varX1i = FFP (listaReporteE)
7:     varX2i = CONFEM (listaReporteE)
8:     varX3i = DISTEM (listaReporteE)
9:   Fin Si
10: Fin Para
11: listaENMCO = ConstruirEcuacionesNormales (varNA, varX1i, varX2i, varX3i)
12: listaVector = ConstruirVectorObservaciones (varYi, varX1i, varX2i, varX3i)
13: listaCoef = EstimarCoeficientes (listaENMCO, listaVector)
14: varAux1=Media (listaReporteE)
15: varAux2= Media (listaReporteE)
```

16: varAux<sub>3</sub>= Media (listaReporteE)

17: varStock = listaCoef [0]+ listaCoef [1] varAux<sub>1</sub>+ listaCoef [2] varAux<sub>2</sub>+ listaCoef [3] varAux<sub>3</sub>

18: **Retornar** varStock

---

Teniendo en cuenta la complejidad de los algoritmos:

- DISTEM  $\Rightarrow O(n)$
- FFP  $\Rightarrow O(n)$
- CONFEM  $\Rightarrow O(n^2)$
- ConstruirEcuacionesNormales  $\Rightarrow O(n^2)$
- ConstruirVectorObservaciones  $\Rightarrow O(n)$
- EstimarCoeficientes  $\Rightarrow O(n^3)$ 
  - Transpuesta  $\Rightarrow O(n^2)$
  - Inversa  $\Rightarrow O(n^3)$

Independientemente del procesador en el que se ejecutó y con la aplicación de la regla de suma se concluye que la complejidad del algoritmo PREDSTOCK es  $O(n^3)$ .

### 2.4. Guía de implementación del MPREDSTOCK

La guía que se presenta a continuación tiene como objetivo establecer un marco común en la aplicación práctica del MPREDSTOCK para cualquier tecnología de la producción o los servicios. Las premisas para la aplicación del modelo propuesto son:

- a) Contar con un sistema automatizado con la capacidad de gestionar el inventario de equipos.
- b) Personal calificado en matemática aplicada, gestión de inventarios e informática (como mínimo un licenciado en ciencias matemáticas, un ingeniero informático y un ingeniero industrial).

#### **Orientaciones:**

- 1) Estratificar el inventario de equipos o tecnologías de acuerdo al área que pertenece, denominación, marca y modelo.
- 2) La base de datos debe contener:
  - Registro del *stock* de piezas de repuesto planificados en años precedentes.

- Registro por roturas o afectaciones (fallas) del equipo y sus piezas afectadas.
  - Registro de la frecuencia de mantenimiento planificada y efectuada a los equipos.
- 3) Inferir, a partir de los reportes por roturas o afectaciones, la secuencia de estados por los que ha transitado cada equipo durante su vida útil, con la particularidad de que el equipo debe tener al menos dos años de explotación.
  - 4) Estimar el indicador: frecuencia de fallas por piezas, a partir del registro por roturas o afectaciones (fallas) del equipo y sus piezas afectadas.
  - 5) Estimar los indicadores: confiabilidad operacional y disponibilidad técnica de acuerdo a la secuencia de estados inferida en el paso 3.
  - 6) Verificar estadísticamente la relación existente entre los indicadores definidos en el paso 2 e indicadores estimados en el paso 4, a través del cálculo del coeficiente de correlación lineal de Pearson con apoyo de alguna herramienta estadística.
    - 6.1. En caso de existir una relación significativa ( $0.01 < Sig \leq 0.05$ ) entre los indicadores *stock* anual de piezas de repuesto, frecuencia de fallas de las piezas, frecuencia de mantenimientos planificados, confiabilidad operacional y disponibilidad técnica del equipo, se procede a la aplicación del paso 7.
    - 6.2. Si durante el análisis de correlación se demuestra que algún indicador no tiene un efecto lineal sobre el indicador a estimar (*stock* anual) se evalúa la contribución de otros indicadores que estén asociados a la predicción de la demanda del *stock* de piezas de repuesto.
  - 7) Utilizar la técnica de estimación Regresión Lineal Múltiple si se tienen más de dos indicadores que se relacionan con el *stock* anual según lo especificado en el paso 6.1, para obtener la ecuación de predicción y evaluar la significación del modelo.
  - 8) Estimar el *stock* de piezas de repuesto para una muestra representativa de observaciones (se recomienda utilizar la técnica de muestreo: aleatorio estratificado)

y comprobar la exactitud del modelo de regresión estimado con el coeficiente de determinación ajustado ( $\bar{R}^2$ ).

- Si se comprueba para una muestra significativa la exactitud del modelo de regresión estimado, el MPREDSTOCK puede ser aplicado para el resto del inventario de equipos.

### **Paso alternativo:**

Se aplicará la técnica de Regresión Simple cuando el equipo tenga menos de dos años de explotación, teniendo en cuenta las orientaciones del fabricante o proveedor relacionada con los *stocks* de piezas de repuesto que deben utilizarse en los mantenimientos preventivos o correctivos, así como las posibles fallas a presentar durante ese período.

### **CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO II**

- El MPREDSTOCK se orienta a lograr una mejora en la exactitud de las predicciones del stock de piezas de repuesto para equipos médicos mediante la regresión lineal múltiple como método para los pronósticos.
- El MPREDSTOCK está determinado por una estructura general que incluye entradas, salidas y procesos como soporte, lo cual permite guiar su aplicación bajo un conjunto de principios generales.
- La guía de implementación del MPREDSTOCK establece las acciones para extender su aplicación a cualquier tecnología de la producción o los servicios.

# **Capítulo III. Evaluación del modelo.**

## CAPÍTULO III. EVALUACIÓN DEL MODELO

En el presente capítulo se presenta un estudio de caso y un análisis experimental a partir de la aplicación del MPREDSTOCK, el cual permite evaluar cómo se comporta la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos al compararla con datos históricos observados y con respecto al método de pronóstico utilizado anteriormente por el CNE.

### 3.1. Proceso de validación de los resultados

En el proceso de validación se partió de la hipótesis causal bivariada definida en el diseño de la investigación: la fundamentación y aplicación de un modelo multivariado para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos contribuirá a la mejora de la exactitud del pronóstico. Este proceso estuvo guiado por los métodos de trabajo científico: estudio de caso y experimental. Ambos métodos responden a la siguiente interrogante:

- ¿Mejorará la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos a partir de la aplicación del MPREDSTOCK?

Para dar respuesta a la interrogante planteada se diseñaron dos experimentos del tipo pre-experimento con pre-prueba y post-prueba (Hernández, *et al.* 1998):

$$RG \quad O_1 \quad x \quad O_2$$

Simbología del diseño experimental:

*R*: los equipos médicos fueron seleccionados aleatoriamente en cada racimo.

*G*: grupo de piezas de repuesto de equipos médicos.

*x*: condición experimental (variable independiente de la hipótesis).

*O*: medición de la variable dependiente de la hipótesis (*O*<sub>1</sub>, preprueba y *O*<sub>2</sub>, postprueba)

Este diseño experimental consiste en administrar un estímulo o tratamiento a un grupo y después aplicar una medición en una o más variables para observar cuál es el nivel del grupo en esas variables. Para este caso no son necesarios los grupos de control, ya que se realizan dos mediciones de la variable dependiente de la hipótesis, antes y después de la condición experimental.

Las variables medidas en el experimento fueron:

- a) variable independiente de la hipótesis: Modelo multivariado de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos (MPREDSTOCK).
- b) variable dependiente de la hipótesis: exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

Los **instrumentos de medición** utilizados para la medición en la pre y post-prueba fueron: el SPSS v13.0 y el Weka 3.7.10.

**Pre-prueba ( $O_1$ ), condición experimental ( $X$ ) y post-prueba ( $O_2$ ):**

$G$ : 36 piezas de repuesto de 12 equipos médicos.

$O_1$ : medición de la variable dependiente de la hipótesis antes de la aplicación del MPREDSTOCK.

$x$ : aplicación del MPREDSTOCK.

$O_2$ : medición de la variable dependiente de la hipótesis después de la aplicación del MPREDSTOCK.

En el **análisis de los resultados** se utilizó como método estadístico la prueba no paramétrica de los rangos con signo de Wilcoxon.

### 3.1.1. Experimento uno

Comparar el stock observado (real) y el stock pronosticado por el MPREDSTOCK respecto a sus medianas con el grupo experimental seleccionado.

**Objetivo:** demostrar que el stock observado y el stock pronosticado por el MPREDSTOCK no difieren estadísticamente ( $p\_valor > 0.05$ ).

**Método:** determinar que no hay diferencia estadísticamente significativa entre las medianas del stock observado y el stock pronosticado mediante la prueba no paramétrica de los rangos con signo de Wilcoxon.

### 3.1.2. Experimento dos

Demostrar que existen diferencias estadísticamente significativa ( $p\_valor \leq 0.05$ ) en el pronóstico del stock de piezas de repuesto antes y después de la aplicación del MPREDSTOCK.

**Objetivo:** determinar que hay diferencia estadísticamente significativa entre los indicadores de exactitud (definidos en el acápite 1.1.3) medidos antes y después de la aplicación del MPREDSTOCK.

**Método:** mediante la prueba no paramétrica de los rangos con signo de Wilcoxon para muestras relacionadas medir la diferencia entre las medianas de los indicadores de exactitud obtenidos antes y después de la condición experimental.

## 3.2. Estudio de caso

Se seleccionó un estudio de caso factible de realizar para mostrar la aplicación práctica del MPREDSTOCK.

### Descripción del estudio de caso

El analizador de gases en sangre ROCHE COBAS b121 es un analizador de estructura modular que se utiliza en las unidades de cuidados intensivos para la medición de gases en sangre, electrolitos, saturación de oxígeno y el hematocrito en la sangre entera humana, suero y plasma, en soluciones de diálisis con contenido de bicarbonato y acetato y en materiales de QC (Cobas, 2008).

a) De la denominación de equipo especificada anteriormente se desea predecir el *stock* de la pieza de repuesto Módulo de THB/SO2 para 120 equipos existentes en el país.

La predicción se realizará en base a los datos históricos del *stock* anual ( $y_i$ ), frecuencia de fallas de la pieza ( $X_1$ ), disponibilidad técnica ( $X_2$ ) y confiabilidad operacional del equipo médico ( $X_3$ ) descritos en la tabla 3 del acápite 2.2.2 (Anexo 15-19).

Parámetros de entrada al MPREDSTOCK:

- Especialidad  $\Rightarrow$  Electro-óptica y laboratorio.
- Denominación de equipo  $\Rightarrow$  Analizador de gases en sangre.
- Marca  $\Rightarrow$  ROCHE.
- Modelo  $\Rightarrow$  COBAS b121.
- Descripción de la pieza  $\Rightarrow$  Módulo de THB/SO2.

### Proceso de cálculo de la disponibilidad técnica del equipo médico

Tabla 6. Secuencia de estados del equipo médico “Analizador de gases en sangre ROCHE COBAS 121b”.

Secuencia de FFDDDDDDDDRRRRRRRRRR

estados:

En la secuencia de estados del Analizador de gases en sangre ROCHE COBAS 121b que se muestra en la tabla 6 corresponde al período analizado del 2004 al 2014, se evidencia

que tránsito por el estado de funcionando (F) es mayor que el tránsito por los estados defectuoso (D) y roto (R). De esta manera, quedó definida la matriz de determinación de la tabla 7.

Tabla 7. Parámetros utilizados en la predicción de la disponibilidad técnica

	Funcionando (F)	Defectuoso (D)	Roto (R)	Totales
Funcionando (F)	39	1	0	40
Defectuoso (D)	0	6	1	7
Roto (R)	0	0	8	8
Totales	39	7	9	55

A partir de la matriz de determinación se generó la matriz de transición entre estados (A) y el vector de parámetros inicial ( $\pi$ ), valores que se reflejan en el grafo de la figura 10.

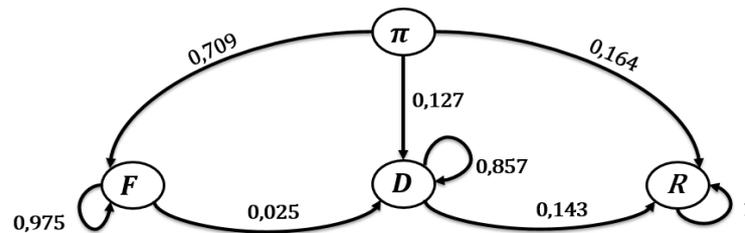


Figura 10. Grafo de disponibilidad técnica del Analizador de gases en sangre ROCHE COBAS b121.

Para un período de 12 meses la predicción de la disponibilidad técnica quedó definida:

$$\pi * A^{12} \quad (27)$$

$$\left[ \frac{39}{55} \quad \frac{7}{55} \quad \frac{9}{55} \right] * \begin{bmatrix} \frac{39}{40} & \frac{1}{40} & 0 \\ 0 & \frac{6}{7} & \frac{1}{7} \\ 0 & 0 & \frac{8}{8} \end{bmatrix}$$

De acuerdo a las operaciones del algoritmo DISTEM se espera que el Analizador de gases en sangre ROCHE COBAS b121 esté funcionando un 52% en un período de 12 meses. Este resultado está en correspondencia con las funciones que cumple este dispositivo médico en las unidades de cuidados intensivos y por la cantidad de años de explotación.

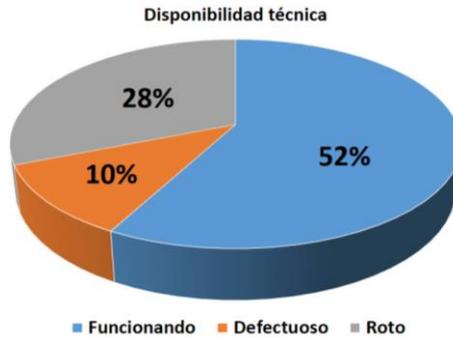


Figura 11. Resultados del proceso de predicción de la disponibilidad técnica.

Según las operaciones de los algoritmos FFP y CONFEM, la pieza Módulo de THB/SO2 tiene una frecuencia de 21 fallas, para una confiabilidad operacional del equipo de 0,71.

La función que se ajusta a los datos históricos del Analizador de gases en sangre ROCHE COBAS b121 según el MCO es el siguiente sistema de ecuaciones normales:

$$\begin{bmatrix}
 11 & \sum_{i=1}^{11} X_{1i} & \sum_{i=1}^{11} X_{2i} & \sum_{i=1}^{11} X_{3i} \\
 \sum_{i=1}^{11} X_{1i} & \sum_{i=1}^{11} X_{1i}^2 & \sum_{i=1}^{11} X_{1i}X_{2i} & \sum_{i=1}^{11} X_{1i}X_{3i} \\
 \sum_{i=1}^{11} X_{2i} & \sum_{i=1}^{11} X_{1i}X_{2i} & \sum_{i=1}^{11} X_{2i}^2 & \sum_{i=1}^{11} X_{2i}X_{3i} \\
 \sum_{i=1}^{11} X_{3i} & \sum_{i=1}^{11} X_{1i}X_{3i} & \sum_{i=1}^{11} X_{2i}X_{3i} & \sum_{i=1}^{11} X_{3i}^2
 \end{bmatrix}
 \begin{bmatrix}
 b_0 \\
 b_1 \\
 b_2 \\
 b_3
 \end{bmatrix}
 =
 \begin{bmatrix}
 \sum_{i=1}^{11} y_i \\
 \sum_{i=1}^{11} X_{1i}y_i \\
 \sum_{i=1}^{11} X_{2i}y_i \\
 \sum_{i=1}^{11} X_{3i}y_i
 \end{bmatrix}
 \quad (28)$$

De acuerdo a la ecuación estimada por el MCO se pronosticó a partir del algoritmo PREDSTOCK 61 piezas del Módulo de THB/SO2 para el año 2015.

Tabla 8. Medición de los indicadores utilizados en los experimentos uno y dos.

Código de la pieza	Observación	Pre-prueba						Post-prueba					
		Stock Pronóstico	SEE	MAD	RMSE	MAPE (%)	$\bar{R}^2$	Stock Pronóstico	SEE	MAD	RMSE	MAPE (%)	$\bar{R}^2$
11A	60	45,869	13,56833	10,2009	12,273	73,4708	0,494	61,925	1,925	3,0481	3,8301	21,9533	0,9776
11B	105	93,00	12,73898	8,8124	11,5228	50,776	0,725	105,117	3,28334	1,9959	2,6192	11,5001	0,982
11C	590	578,092	12,13847	9,5888	10,9797	55,2497	0,750	584,603	8,10295	6,0974	7,5165	35,1328	0,889
22A	160	139,767	16,88510	12,2273	15,2731	70,4526	0,517	159,398	3,54906	2,1657	2,8519	12,4788	0,979
22B	83	73,622	10,81267	7,3871	9,7804	42,5637	0,802	82,125	3,30024	2,2175	2,6327	12,7772	0,982
22C	70	68,436	9,43382	6,3954	8,5332	40,3465	0,812	73,28	3,61527	2,869	2,884	15,6892	0,972
33A	110	96,654	13,43542	9,1084	12,1528	52,4815	0,694	109,708	2,35634	1,52	1,9597	8,758	0,991
33B	85	75,622	10,81267	7,3871	9,7804	42,5637	0,802	82,693	3,22648	2,1409	2,5738	12,3357	0,982
33C	49	39,837	8,46171	5,9543	7,6539	61,0571	0,543	45,891	5,15481	3,253	4,0344	33,3569	0,831
44A	85	78,087	8,87104	6,1448	8,0242	63,0107	0,498	84,82	5,19812	2,8635	4,0568	29,3632	0,828
44B	75	70,505	7,02995	5,0223	6,3588	51,4994	0,685	73,28	4,54841	2,9307	3,6284	30,0518	0,868
44C	46	37,33	8,80579	5,7908	7,9651	59,3798	0,506	41,095	5,76596	4,0172	5,0511	41,1932	0,788
55A	178	171,742	8,43248	5,4729	7,6275	56,12	0,547	174,761	5,57237	3,7729	4,8154	38,6881	0,802
55B	110	106,694	6,15680	3,7255	5,569	48,8924	0,532	111,466	2,51779	1,5106	2,0085	19,8248	0,922
55C	75	69,64	6,43238	4,1279	5,8183	54,1726	0,489	75,555	2,39017	1,3641	1,9067	17,9024	0,929
66A	58	55,25	4,59687	3,0762	4,158	40,3711	0,739	57,159	2,24704	1,3127	1,7925	17,2271	0,938
66B	41	39,93	4,62850	3,1336	4,1866	42,223	0,732	40,716	3,29805	2,0134	2,6309	27,1296	0,864
66C	89	87,295	3,65872	2,594	3,3094	37,455	0,819	88,26	3,30916	2,2746	2,7681	32,8439	0,852
77A	70	67,633	3,55999	2,4336	3,2201	37,2745	0,821	68,192	2,67033	1,7338	2,1302	26,5563	0,899
77B	50	49,764	3,56924	2,5211	3,2285	38,0365	0,801	50,178	3,45422	2,2127	2,7798	33,384	0,814
77C	1177	1163,24	7,75762	5,193	7,017	58,6151	0,568	1174,72	4,02006	2,836	3,2069	32,0105	0,884
88A	130	123,373	11,81097	8,0045	10,6834	49,4154	0,719	133,709	3,84796	2,4666	3,0696	15,2272	0,970
88B	165	159,492	10,27887	6,9677	9,2976	43,4582	0,787	168,595	3,26675	2,2815	2,7546	14,2298	0,979
88C	86	79,75	10,35500	8,3392	9,3665	52,0123	0,784	87,629	6,74645	4,6946	5,3818	29,281	0,908
99A	120	116,667	7,35731	5,025	5,025	33,6669	0,868	119,613	3,20315	2,1023	2,5773	14,0851	0,975
99B	110	106,58	6,45965	4,4034	5,843	30,7983	0,893	109,68	2,91888	1,6718	2,3285	11,6927	0,978
99C	102	99,077	6,21886	4,0419	5,6252	27,5685	0,903	102,363	2,03773	1,2884	1,6255	8,7876	0,990
1010A	86	83,479	5,57538	3,7149	5,0431	25,3381	0,922	84,364	2,88176	1,97	2,2988	13,4368	0,979
1010B	167	164,077	6,21886	4,0419	5,6252	27,5685	0,903	166,346	2,18085	1,496	1,7397	10,2036	0,988
1010C	207	203,371	3,91869	3,0875	3,5446	21,1069	0,962	204,521	2,76641	1,8714	2,2068	12,7933	0,981
1111A	98	92,378	4,32258	3,4668	3,9099	23,6996	0,954	94,086	3,18145	2,1942	2,5379	15,000	0,975
1111B	79	72,55	4,17919	3,3633	3,7802	23,255	0,955	74,332	3,46899	2,3784	2,7673	16,4449	0,969
1111C	67	65,096	3,42924	2,6364	3,1019	18,2288	0,970	66,058	2,83479	1,7718	2,2614	12,251	0,979
1212A	126	123,695	4,05374	3,0712	3,6667	21,2351	0,958	125,601	2,61480	1,6203	2,0859	11,2034	0,983
1212B	182	179,942	3,79349	2,7266	3,4313	18,8525	0,963	181,906	2,39466	1,2781	1,9103	8,8373	0,985
1212C	192	178,24	7,75762	5,193	7,017	58,6151	0,568	189,645	3,90148	2,8214	3,1123	31,8465	0,891

### 3.3. Análisis de los resultados

De acuerdo a los experimentos realizados se alcanzaron los siguientes resultados:

#### 3.3.1. Resultados del experimento uno

Se comparó el stock observado (real) y el stock pronosticado por el MPREDSTOCK para el grupo seleccionado (36 piezas de 12 equipos médicos con 396 casos o históricos de stock), mediante la prueba no paramétrica de los rangos con signo de Wilcoxon.

#### Medición

- 1) Stock observado (pre-prueba).
- 2) Stock pronosticado con el MPREDSTOCK (post-prueba).

#### Hipótesis de la prueba de Wilcoxon

$H_0$ : No hay diferencias entre las medianas del stock observado y pronosticado por el MPREDSTOCK.

$H_1$ : Hay diferencias entre las medianas del stock observado y pronosticado por el MPREDSTOCK.

**Regla de decisión:** si  $p \geq 0.05$  no se rechaza  $H_0$ .

Tabla 9. Estadísticos de muestras relacionadas

		<i>Mediana</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>Sig. (p_valor)</i>
<b>Par</b>	Stock observado	91,173	36	1,288	0,198
	Stock pronosticado con el MPREDSTOCK	93,500			

Los resultados experimentales muestran un  $p\_valor > 0,05$  por tanto, no se rechaza la hipótesis nula, la cual indica que no hay diferencias estadísticamente significativa entre los valores del stock observado y pronosticado con la aplicación del MPREDSTOCK para  $z = 1,288, p\_valor = 0,198$ .

### 3.3.2. Resultados del experimento dos

Para evaluar si los valores de los indicadores ( $SEE, MAD, RMSE, MAPE$ ) de exactitud son menores con la aplicación del MPREDSTOCK se compararon sus medianas mediante la prueba no paramétrica de rangos con signo de Wilcoxon para muestras relacionadas. Para llevar a cabo el experimento se tuvo en cuenta que los pronósticos del stock de piezas de repuesto para equipos médicos efectuados por el CNE se realizaban con el método de RLS con un solo indicador: la frecuencia de fallas de las piezas, como se describe en el acápite 1.2.1.

Tabla 10. Mediciones realizadas en el experimento 2

		Pre-prueba	Post-prueba
1	Error típico de la estimación ( $SEE$ ) sin el MPREDSTOCK	X	
	Error típico de la estimación ( $SEE$ ) con el MPREDSTOCK		X
2	Desviación media absoluta ( $MAD$ ) sin el MPREDSTOCK	X	
	Desviación media absoluta ( $MAD$ ) con el MPREDSTOCK		X
3	Error cuadrático medio ( $RMSE$ ) sin el MPREDSTOCK	X	
	Error cuadrático medio ( $RMSE$ ) con el MPREDSTOCK		X
4	Porcentaje del error medio absoluto ( $MAPE$ ) sin el MPREDSTOCK	X	
	Porcentaje del error medio absoluto ( $MAPE$ ) con el MPREDSTOCK		X
5	Coefficiente de determinación corregido ( $\bar{R}^2$ ) sin el MPREDSTOCK	X	
	Coefficiente de determinación corregido ( $\bar{R}^2$ ) con el MPREDSTOCK		X

### Hipótesis de la prueba de rangos con signos de Wilcoxon

$H_0$ : No hay diferencias entre las medianas de los indicadores de exactitud medidos antes y después de la aplicación del MPREDSTOCK.

$H_1$ : Hay diferencias entre las medianas de los indicadores de exactitud medidos antes y después de la aplicación del MPREDSTOCK.

**Regla de decisión:** si  $p\_valor \leq 0.05$  se rechaza  $H_0$ .

Tabla 11. Estadísticos de muestras relacionadas del experimento dos

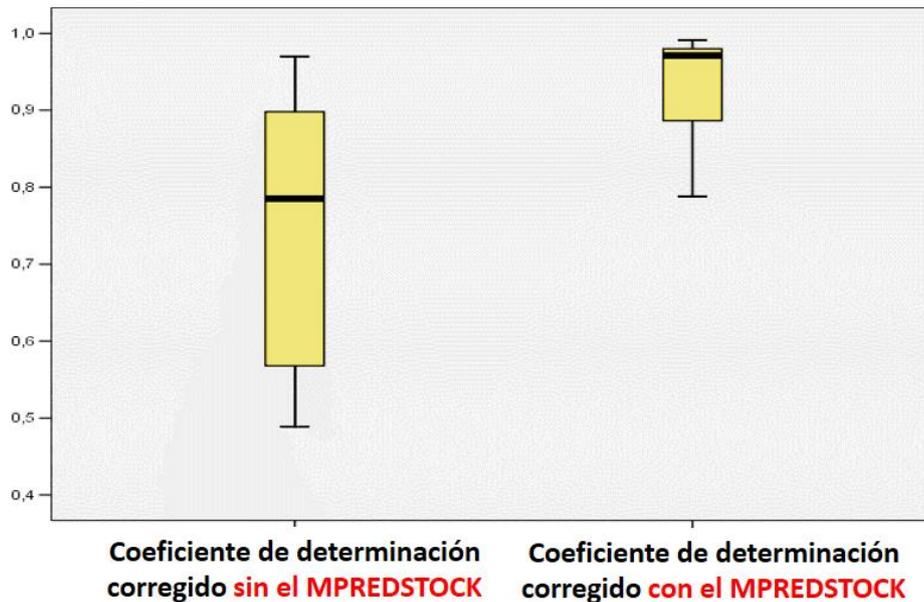
		<i>Mediana</i>	<i>Z</i>	<i>Sig. (p_valor)</i>	<i>N</i>
<i>SEE</i>	Sin el MPREDSTOCK	7,1936	5,2238	0,000	36
	Con el MPREDSTOCK	<b>3,2907</b>			
<i>MAD</i>	Sin el MPREDSTOCK	5,0236		0,000	
	Con el MPREDSTOCK	<b>2,1799</b>			
<i>RMSE</i>	Sin el MPREDSTOCK	6,1009		0,000	
	Con el MPREDSTOCK	<b>2,6318</b>			
<i>MAPE</i>	Sin el MPREDSTOCK	42,5637		0,000	
	Con el MPREDSTOCK	<b>16,0671</b>			
$\bar{R}^2$	Sin el MPREDSTOCK	0,7855		0,000	
	Con el MPREDSTOCK	<b>0,9695</b>			

Los resultados experimentales de la tabla 11 muestran un  $p\_valor < 0,05$  por tanto, se rechaza la hipótesis nula, lo que indica que hay diferencias estadísticamente significativa entre las medianas de los indicadores de exactitud obtenidos antes y después de aplicado el MPREDSTOCK.

Los indicadores *SEE*, *MAD*, *RMSE* y *MAPE* mostraron valores más bajos con la aplicación del MPREDSTOCK, lo que indica una tendencia de concentración de datos cerca de la media, con un valor de  $\bar{R}^2$ , lo cual es deseado. Lo que indica que el 96,95%

de la variabilidad del stock a su promedio es explicado por el modelo de regresión ajustado. Por tal motivo, el MPREDSTOCK mediante el método de regresión múltiple resulta un modelo adecuado para describir la relación existente entre las variables utilizadas en el pronóstico, lo que favorece a una mejora en la exactitud de las predicciones.

Tabla 12. Gráfico de caja y bigote del experimento dos



Con el gráfico de caja y bigote en la tabla 12 se comprueba la diferencia que existe entre las medianas del indicador  $\bar{R}^2$  de exactitud medidos antes y después de la condición experimental.

### 3.4. Módulo “Predicción y gestión de stock” para el SIGICEM

En la caracterización de algunos sistemas informáticos utilizados para el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto descritos en el acápite 1.1.7 se observó poca aplicación práctica de estos sistemas en áreas como la electromedicina, específicamente en el pronóstico de la demanda de piezas de repuesto para equipos médicos.

Para el área de la electromedicina se identificaron dos sistemas informáticos en Cuba: Reportech y SIGICEM, de los cuales el SIGICEM es el que más se ajusta a las

características del MPREDSTOCK, ya que permite la gestión de los procesos del CNE, particularmente la gestión tecnológica de equipos médicos. Por tal motivo, se desarrolló el “Módulo Predicción y gestión de *stock*” en el SIGICEM como soporte al MPREDSTOCK (Anexo 20).

El “Módulo Predicción y gestión de *stock*” forma parte de los módulos del SIGICEM. Fue desarrollado con el objetivo de realizarle pruebas a los componentes que conforman el MPREDSTOCK y como instrumento de medición durante la aplicación práctica de la propuesta. Cuenta con cuatro funcionalidades o submódulos: Gestión de Históricos, Gestión de *Stock*, Predicción de *Stock*, Disponibilidad y confiabilidad del Equipo.

Breve descripción de las funcionalidades del sistema informático Predicción y Gestión de *Stock*:

“**Gestión de históricos**”, funcionalidad que permite insertar históricos de *stock* anuales de piezas de repuesto que no se encuentren registrados en la base de datos “BD\_*Stock*”. Visualiza todos los *stocks* de piezas de repuesto agrupados por la especialidad, denominación del equipo, descripción la pieza, cantidad planificada, confiabilidad, disponibilidad, año y *stock* predicho.

“**Gestión de *stock***”, funcionalidad realizada con el propósito de insertar de forma sencilla el *stock* de una pieza determinada del año consecutivo al actual. El especialista podrá seleccionar la especialidad, denominación del equipo y descripción de la pieza a predecir el *stock* anual, especificando la cantidad a comprar de esta pieza teniendo en cuenta la predicción del sistema y las existencias en almacén. Esta gestión se registra en la tabla “históricos” de la base de datos, visualizándose en la interfaz “Gestión de históricos”.

“**Predicción de *stock***”, funcionalidad desarrollada para realizar los procesos del componente de negocio del MPREDSTOCK. Visualiza la predicción de la pieza

seleccionada por el especialista y grafica la correlación entre las variables empleadas en la predicción siempre que se tengan registrados en la base de datos los históricos de años precedentes al año actual.

**“Disponibilidad y confiabilidad del equipo”**, funcionalidad que permite la predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico en un rango de 1 hasta 12 meses. Visualiza mediante gráficas de barra el comportamiento de disponibilidad del equipo seleccionado y posibilita el cálculo de su confiabilidad operacional. Ambas operaciones se realizan según los históricos de reportes realizados por los electromédicos de los centros de salud del territorio nacional.

### **3.5. Satisfacción del usuario con respecto al MPREDSTOCK**

Para evaluar el nivel de satisfacción de los usuarios con respecto al MPREDSTOCK se utilizó la técnica Iadov (López *and* González, 2002), para lo cual se concibió una encuesta de seis preguntas (Anexo 21). De las cuales, la primera es sobre el encuestado, tres de ellas (preguntas 2, 3 y 4) se relacionan a través de lo que se denomina cuadro lógico Iadov que se muestra en la tabla 13 y el resto (preguntas 5 y 6) son preguntas complementarias de carácter abierto.

La técnica de Iadov constituye una vía indirecta para el estudio de la satisfacción, ya que los criterios que se utilizan se fundamentan en las relaciones que se establecen entre las tres preguntas cerradas, que se intercalan dentro de un cuestionario y cuya relación el encuestado desconoce. Este instrumento tiene una configuración invariable de filas y columnas, en cuyas intersecciones se han colocado valores que representan los niveles de satisfacción que pueden obtenerse para cada encuestado.

Las preguntas de interés que se diseñaron como preguntas cerradas, se colocaron en las celdas que aparecen resaltadas en la tabla 16, teniendo en cuenta el interés del encuestador y las características del cuadro lógico de Iadov, en el que la máxima satisfacción (valor 1) se obtiene respondiendo “NO” a la primera pregunta, “SI” a la segunda, y “Me gusta mucho” a la tercera. Por otra parte, la máxima insatisfacción (valor 5) se obtiene respondiendo “SI” a la primera pregunta, “NO” a la segunda, y “No me gusta nada” a la tercera.

La forma de utilizar la tabla es la siguiente: cada encuestado recibe una evaluación individual en dependencia de las respuestas que se le otorguen a las preguntas cerradas. Para facilitar el procesamiento posterior, en el diseño de la encuesta se debe tener en cuenta que a estas preguntas sólo se responda de la forma prevista en el Cuadro Lógico de Iadov.

El número resultante de la interrelación de las tres preguntas indica la posición de cada encuestado en la siguiente escala de satisfacción:

- |                                    |                                    |
|------------------------------------|------------------------------------|
| 1. Clara satisfacción              | 4. Más insatisfecho que satisfecho |
| 2. Más satisfecho que insatisfecho | 5. Clara insatisfacción            |
| 3. No definida                     | 6. Contradictoria                  |

El índice de satisfacción grupal (*ISG*) se expresa en una escala numérica que va desde +1 (máxima satisfacción), hasta -1 (máxima insatisfacción). Para obtenerlo se trabaja con los diferentes niveles de satisfacción obtenidos para cada encuestado como se muestra en la siguiente fórmula:

$$ISG = \frac{A(+1)+B(+0,5)+C(0)+D(-0,5)+E(-1)}{N} \quad (29)$$

donde:

A, B, C, D y E son la cantidad de encuestados colocados, respectivamente en las posiciones de satisfacción 1, 2, 3 o 6, 4 y 5.

N es la cantidad total de encuestados.

Tabla 13. Cuadro lógico Iadov aplicado a la satisfacción del usuario con respecto al MPREDSTOCK

4. ¿Qué considera de los componentes escogidos para el desarrollo de los procesos del MPREDSTOCK? Seleccione solamente una respuesta.	2. ¿Ejecutaría usted la planificación del <i>stock</i> de piezas de repuesto para equipos médicos sin utilizar el MPREDSTOCK?								
	NO			NO SÉ			SÍ		
	3. ¿Le ha resultado útil la planificación del <i>stock</i> de piezas de repuesto con el MPREDSTOCK en el Módulo Predicción y gestión de <i>stock</i> del SIGICEM?								
	SÍ	NO SÉ	NO	SI	NO SÉ	NO	SI	NO SÉ	NO
Me gustan mucho	1	2	6	2	2	6	6	6	6
Me gustan más de lo que me disgusta	2	2	3	2	3	3	6	3	6
Me dan lo mismo	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Me disgustan más de lo que me gusta	6	3	6	3	4	4	3	4	4
No me gustan	6	6	6	6	4	4	6	4	5
No sé qué decir	2	3	6	3	3	3	6	3	4

Los factores utilizados tienen el significado que se muestra en la tabla 17.

Tabla 14. Valores de los coeficientes de la técnica de Iadov para la satisfacción grupal.

+1	Máximo de satisfacción
+0.5	Más satisfecho que insatisfecho
0	No definido o contradictorio
-0.5	Más insatisfecho que satisfecho
-1	Máxima insatisfacción

Los valores de *ISG* que se encuentran comprendidos entre  $-1$  y  $-0.5$  indican insatisfacción; los comprendidos entre  $-0.49$  y  $+0.49$  evidencian contradicción y los que caen entre  $0.5$  y  $1$  indican que existe satisfacción.

La distribución de los resultados individuales de los 24 especialistas, según la escala de satisfacción, se reflejan en la tabla siguiente:

Tabla 15. Cantidad de especialistas según la escala de satisfacción grupal

Escala	Resultado	Cantidad	%
1	Clara satisfacción	16	66,66
2	Más satisfecho que insatisfecho	4	16,66
3	No definida	1	4,16
4	Más insatisfecho que satisfecho	1	4,16
5	Clara insatisfacción	1	4,16
6	Contradictoria	1	4,16
<b>Total</b>		24	

$$ISG = \frac{16(+1) + 4(+0,5) + 2(0) + 1(-0,5) + 1(-1)}{24} = \frac{16,5}{24} = 0,685 \approx 0,69$$

Estos resultados producen un *ISG* de 0,69. Este valor implica satisfacción, por cuanto se interpreta como una valoración positiva del MPREDSTOCK. No obstante, los especialistas emitieron un conjunto de criterios que contribuyeron al perfeccionamiento del MPREDSTOCK y su guía de implementación.

Las principales recomendaciones de los especialistas en relación con el MPREDSTOCK fueron:

- Incorporar al modelo un mecanismo que permita el ajuste al presupuesto asignado.
- Incluir en el modelo procesos colaborativos entre fabricantes y clientes, en aras de obtener una significativa reducción de los costos.

### CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO III

- El diseño experimental desarrollado permitió constatar la contribución del MPREDSTOCK a la mejora de la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos de Cuba, a partir de la aplicación de la prueba *t Student* para muestras pareadas y la utilización de indicadores en la evaluación de la exactitud de los pronósticos.
- El MPREDSTOCK incluye el uso del sistema Predicción y gestión de *stock* para soportar la automatización de los procesos: predicción del stock de piezas, predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico, cálculo de su confiabilidad y frecuencia de fallas de una de sus piezas. Los resultados obtenidos en el sistema fueron determinantes en la etapa experimental.
- La aplicación de la técnica Iadov permitió conocer el grado de satisfacción de los especialistas del CNE con respecto al MPREDSTOCK y con ello, algunas recomendaciones sobre el desarrollo e implantación del modelo, que promueven a futuras investigaciones.

## CONCLUSIONES

- 1) La demanda del *stock* de piezas de repuesto es una de las mayores fuentes de incertidumbre y la selección del mejor método de predicción para cada referencia es un problema complejo en diversas áreas de la sociedad, en específico para el *stock* de piezas de repuesto de equipos médicos. Su estimación está determinada por la cantidad de datos y el patrón de comportamiento presente en la serie de datos históricos.
- 2) La búsqueda en Cuba de un método adecuado para el pronóstico de la demanda del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos se ha dificultado, debido a la cantidad de años de explotación y a la heterogeneidad de marcas y modelos. El patrón de datos por cada línea de equipos permitió identificar las causas que inciden de manera general en este tipo de demanda, entre ellas los indicadores relacionados con el mantenimiento de los equipos: stock anual, frecuencia de fallas, disponibilidad técnica y confiabilidad operacional.
- 3) El MPREDSTOCK está determinado por una estructura general que incluye entradas, salidas, procesos y como soporte el “Módulo de predicción y gestión de stock” del SIGICEM, lo cual facilita guiar su aplicación bajo un conjunto de principios generales. Junto a su guía de implementación se establecen las acciones para su extensión a cualquier tecnología de la producción o los servicios.
- 4) El experimento realizado con la aplicación de métodos científicos y estadísticos permitió comprobar la contribución del modelo a la mejora de la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos de Cuba.

## RECOMENDACIONES

El pronóstico de la demanda de piezas de repuesto hace posible que se desarrollen futuras investigaciones. Es por ello, que se recomienda:

- 1) Extender el modelo de Markov para el proceso de disponibilidad técnica de un equipo médico a métodos basados en aprendizaje como es el caso de los Modelos Ocultos de Markov, para medir a través de efectos externos u observaciones estados pocos visibles en forma directa.
- 2) Incluir en el MPREDSTOCK procesos colaborativos entre fabricantes y clientes, en aras de obtener una significativa reducción de los costos.
- 3) Incorporar al componente de negocio un sistema experto que permita la obtención de conclusiones o consejos que guíen el proceso de toma de decisiones en la planificación del *stock* de piezas de repuesto.

**BIBLIOGRAFÍA**

1. **Aliferis, C.F, Tsamardinos I, Statnikov A.** HITON: A novel Markov blanket algorithm for optimal variable selection. AMIA Symposium Proceedings, pp. 21-25. 2003.
2. **Álvarez E.** Modelo de planificación dinámica de operaciones en la cadena de suministro, IV International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management, XIV Congreso de Ingeniería de Organización, pp. 1197-1204. 2010.
3. **Álvarez, M., Henao, R.** Modelos ocultos de Markov en espacios de disimilaridad: Alternativas para la selección de prototipos. Scientia et Technica, Universidad Tecnológica de Pereira, No. 35, pp. 61-66. 2007.
4. **Amendola, L.** Indicadores de confiabilidad, propulsores en la gestión del mantenimiento. Universidad Politécnica Valencia España, [Disponible en: [www.mantenimientomundial.com/](http://www.mantenimientomundial.com/)]. 2004.
5. **Arabzad S. M., Ghorbani M., Tavakkoli-Moghaddam R.** An evolutionary algorithm for a new multi-objective location-inventory model in a distribution network with transportation modes and third-party logistics providers, International Journal of Production Research, vol. 53, pp. 1038-1050, 2015.
6. **Arango C.A.** Definición, desarrollo e implementación de una propuesta metodológica para determinar el modelo de inventarios para productos terminados en las empresas que fabrican elementos de fijación en Colombia, [Tesis MSc], Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín, Facultad de Minas. 2009.
7. **Armstrong, J. S.** Ilusions in regression analysis. International Journal of Forecasting, 28, 689–694. 2012.
8. **Armstrong, J. S.; Collopy, F.** Error methods for generlaizing about forecasting methods. International Journal of Forecasting, Vol. 8, pp. 69–80. 1992.

9. **Audisec**, Guía de implantación de un Sistema de Gestión de Seguridad de la Información UNE – ISO/IEC 27001:2007 con la herramienta global SGSI. Audisec. UNE – ISO/IEC 27001:2007, pp. 1-29, 2010.
10. **Azoy, A.** Método para el cálculo de indicadores de mantenimiento. Revista Ingeniería Agrícola, ISSN-2326-1545, RNPS-0622, Vol. 4, No. 4, pp. 45-49, 2014.
11. **Babiloni M.E.** Una metodología para la estimación eficiente del stock de referencia en políticas de revisión periódica con demanda discreta, [Tesis Dr.C]. 2009.
12. **Bacchetti, A.; Saccani, N.** Spare parts classification and demand forecasting for stock control: Investigating the gap between research and practice, Omega Elsevier No. 40, pp. 722–737. 2012.
13. **Beltrán E. O.** Estrategia de mejoramiento de los modelos de pronósticos de la demanda con el fin de optimizar la gestión logística de repuestos automotrices, Universidad Militar Nueva granada, Bogotá, Colombia, pp.1-21. 2013.
14. **Beltrán J., Muñozurri J., Rivas MA., Martín E.** Modelo de evaluación de la gestión logística en empresas, IV International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management, XIV Congreso de Ingeniería de Organización, pp. 1129-1137. 2010.
15. **Bergman, J.J.** A bayesian approach to demand forecasting. [Tesis MSc.]. A Thesis Presented to the Faculty of the Graduate School. University of Missouri-Columbia. 2014.
16. **Bertsekas D.P, Tsitsiklis J.N.** Introduction to Probability. Athena Scientific. USA. 2002.
17. **Blaha, M.** Patterns of data modeling. Georgia Institute of Technology, College of Computing, Atlanta, Georgia, EEUU. 2010.

18. **Blanco, L. J.** La informática en la dirección de empresas, La Habana: Félix Varela, 334 p. 2011.
19. **Boada, A.J.; Millán, A.** Limitaciones de los Errores Relativos en los Pronósticos, una Nueva Propuesta para cuantificar los Errores Porcentuales en Predicciones. Revista Universitaria de Investigación y Diálogo Académico, Volumen 7, Número 3, 2011.
20. **Bonet C. M.** Ley de Pareto aplicada a la Fiabilidad, Revista de Ingeniería Mecánica, vol. 8, pp. 1-9, 2005.
21. **Bottini, R.** Mantenimiento y confiabilidad. Modelos de optimización, Universidad Austral, Facultad de Ingeniería, Argentina. 2011.
22. **Box, G.; Jenkins, G. M.** Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day, Nueva York, 1976.
23. **Bueno, E.** Economía de la empresa. Análisis de las decisiones empresariales, Tomo III pp. 97-103. 2007.
24. **Cabrera, O.** Reportech: Gestión de tecnología médica. VII Congreso de la Sociedad Cubana de Bioingeniería, La Habana. 2007.
25. **Carreño, A.** Logística de la A a la Z. Fondo editorial de la Pontificia, Universidad Católica de Perú. 2011
26. **Carter. M.W, Price C.C.** Operations Research: A practical introduction. CRC Press. USA. 2001.
27. **Castañeda, E. R., Muñoz, V.** Sistema para el manejo de órdenes de servicio por los especialistas del Centro de Ingeniería Clínica y Electromedicina, [Tesis Ing.], Universidad de Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba. 2012.

28. **Castellanos A. L.** Diseño de un sistema logístico de planificación de inventarios para aprovisionamiento en empresas del sector de productos de consumo masivo [Tesis MSc], Universidad Francisco Gavidia, San Salvador, pp. 18-31. 2012.
29. **Castillo P. A.** Inventory Pinch Algorithms for Gasoline Blend Planning, *AICHE Journal*, vol. 59, pp. 3748–3766, 2013.
30. **Céspedes, Y., Cortés, R., Madrigal, M.** Validación de un instrumento para medir la percepción de la calidad de los servicios farmacéuticos del Sistema Público de Salud de Costa Rica, *Revista Costarr Salud Pública*, Vol. 2, No. 2. 2011.
31. **Chackelson C.** Metodología de diseño de almacenes: Fases, herramientas y mejores prácticas, [Tesis Dr.C.], Universidad de Navarra, Donostia-San Sebastián. 2013.
32. **Chan FTS., Kumar R., Prakash A., Tiwari MK.** A biased random key genetic algorithm approach for inventory-based multi-item lot-sizing problem, *Journal of Engineering Manufacture*, vol. 229, No. 1, pp. 157-171, 2014.
33. **Chen, F-L., Chen, Y-C.** An Investigation of Forecasting Critical Spare Parts Requirement, *World Congress on Computer Science and Information Engineering*, IEEE Computer Society, pp. 225-230. 2009.
34. **Chen, J. X.** Peer-estimation for multiple criteria ABC inventory classification. *Computers and Operations Research*, Vol. 12, No. 38, pp. 1784-1791. 2011.
35. **Cheng, L.** An Analysis of Hog Production Prediction in Liaoning Province, *International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, IEEE Computer Society, pp. 236-239. 2011.
36. **Christensen, H. C.** Indicadores de Mantenimiento. *Revista Club de Mantenimiento*, No 18 (6):8-9. 2007.

37. **Chrysochoou E. C., Ziliaskopoulos A. K., Lois. A.** An Exact Algorithm for the Stochastic Inventory Routing Problem with Transshipment, Conference Transportation Research Board 94th Annual Meeting, pp. 15-31, 2015.
38. **Chu, C. W, Liang, G. S., Liao, C. T.** Controlling inventory by combining ABC analysis and fuzzy classification, Computers and Industrial Engineering, Vol. 4, No. 55, pp. 841-851. 2008.
39. **Cobas.** Productos Roche S.A.Q. e l. Rawson 3150 (B1610BAL), Buenos Aires, Argentina. [Disponible en: [www.roche.com.ar](http://www.roche.com.ar)]. 2008.
40. **Cochran W. G.** Muestreo Aleatorio Estratificado. En: Muestreo Aleatorio Simple, Compañía Editorial Continental, S.A, México, pp. 41-73, 1971.
41. **Cochran W. G.** Muestreo Aleatorio Estratificado. En: Técnicas de Muestreo, Compañía Editorial Continental, S.A, México, pp. 125-149, 1971.
42. **Coronado J. R., García J. P., Maheut J., Garcia-Sabater J. J.** Modelo de optimización estocástica para la planificación de cadenas de suministro para productos con ciclo de vida cortos, IV International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management, XIV Congreso de Ingeniería de Organización, pp. 1366-1375. 2010.
43. **Correa, G.J; Montoya, L.M.** Aplicación del modelo ANFIS para predicción de series de tiempo. Lámpsakos, Medellín, Colombia, No. 9, pp. 12-25, 2013.
44. **Corres, G.; Passoni, L.I.; Zárate, C.; Esteban, A.** Estudio comparativo de modelos de pronóstico de ventas. Iberoamerican Journal of Industrial Engineering, Florianópolis, SC, Brasil, v. 6, n. 11, p. 113-134, 2014.
45. **Croston, J.D.** Forecasting and stock control for intermittent demands, Operational Research Quarterly, Vol. 23, pp. 289-304.1972.

46. **Cruz, A.M; Rios, A., Haugan, L.** Outsourcing versus in-house maintenance of medical devices: a longitudinal, empirical study. *Rev Panam Salud Pública*. Vol. 35, No. 3, pp. 194-199. 2014.
47. **De La Fuente D., Díaz A., Pino R.** Influencia de las técnicas de previsión sobre la eficiencia de los sistemas de gestión de *stock*, *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, Vol. 3, No. 2, pp. 25-46. 1994.
48. **De La Fuente, D., Pino, R., Parreño J.** Influencia de los métodos de previsión en la gestión de inventarios, *Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales e Informáticos*, Universidad de Oviedo, España, pp. 1-20. 2010.
49. **Díaz, Lionel, Muñoz, V.** Implementación del módulo de control de piezas para el Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina, [Tesis Ing.], Universidad de Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba. 2012.
50. **DNP.** Guía de elaboración de modelos conceptuales, Oficina de Informática, Código: PI-G05, pp.2-10, Departamento Nacional de Planeación, Bogotá, Colombia. 2013.
51. **Drägermedical.** Air-Shields. Incubadora para neonatos Isolette, Instrucciones de manejo Modelos C2000 y C2000e, Draeger Medical Infant Care. 2006. Disponible en: <http://www.ingenieriabahia.com.ar/manuales/c2000.pdf>
52. **Eiben, A.E.; Smith, J.E.** Introduction to Evolutionary Computing. *Natural Computing Series*. Second Edition. ISBN 978-3-662-44874-8. Springer. 2003.
53. **Ekramifard M., Mohammadjafari M.** Modeling and solving the location-inventory problem in supply chain with NSGA-II algorithm, *WALIA journal*, pp. 170'175. 2015.
54. **Errasti A., Chackelson C., Jaca C.** Mejora en el rendimiento de un centro de distribución a través del rediseño del sistema de preparación de pedidos: Estudio de

- caso, IV International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management, XIV Congreso de Ingeniería de Organización, pp. 1120-1128. 2010.
55. **Errasti, A.** Logística de almacenaje. Diseño y gestión de almacenes y plataformas logísticas world class warehousing, Ediciones Pirámide, España. 2011.
56. **Errasti, A.** Sistemas de previsión de la demanda y su aplicación a la gestión de almacenes, Proyecto del Clúster de Transporte y Logística de Euskadi. 2009.
57. **Espinosa, F.** Confiabilidad operacional de equipos: Metodologías y herramientas. Universidad de Talca. 2011.
58. **Esteban, A.M; Zárate, C.N.; Mortara, V. A.; Berardi, M. B.** Obtención de variables exógenas para mejorar la performance del pronóstico a partir de análisis multivariado. Iberoamerican Journal of Industrial Engineering, Florianopolis, SC, Brazil, vol. 6, No. 12, p. 200- 213, 2014.
59. **Fabelo, A., Morales, Z. E., Rivero, R.** Guía para la administración y configuración en la sincronización de datos del Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina, [Tesis Ing.], Universidad de Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba, pp. 15-25. 2012.
60. **Faccio, M.** Forecasting methods for spare parts demand [Tesis, Ing.], University of Padua, Facultad de Ingeniería, Departamento Técnico de Administración de Sistemas. 2010.
61. **Farrera, A.** Manual de pronósticos para la toma de decisiones. Editorial Digital, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, México. 2012.
62. **Fernández, G. M., Rodríguez, D., Morales, Z. E., Rivero, R.** Módulo de gestión tecnológica para el Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina, [Tesis Ing.], Universidad de Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba. 2013.

63. **Fernández, R.M.; Aguilera P.; Fernández, A; Rumí, R.** Redes bayesianas: una herramienta probabilística en los modelos de distribución de especies. Revista científica de ecología y ecosistemas. Vol. 23, No. 1. 2014.
64. **Fildes, R. and Petropoulos F.** Is there a Golden Rule? Journal of Business Research, vol. 68, No 8, pp. 1742-1745.2015.
65. **Fischer, L., Espejo J.** Mercadotecnia, Cuarta Edición, Editorial Mexicana, México pp. 240. 2011.
66. **Flores D., Ramos J., Sosa A.** (Compiladores) Estadística Descriptiva, Probabilidad y Pruebas de Hipótesis I. Universidad Autónoma de Campeche. Facultad de Ciencias Químicas y Biológicas. 2007.
67. **Flores, J.** Medición de la efectividad de la cadena de suministro. México, D.F: Panorama editorial. 2004.
68. **Franco, A.** Gestión tecnológica de equipos médicos en el Sistema Nacional de Electromedicina, Centro Nacional de Electromedicina, Audio. 2014.
69. **Frazzon, E.M; Israel, E.; Albrecht, A.; Pereira, C.E.; Hellingrath, B.** Spare parts supply chains operational planning using technical condition information from intelligent maintenance systems. Annual Reviews in Control. Science Direct Elsevier. 2014.
70. **Freund J., Miller I., Johnson R.** Probabilidad y Estadística Para ingenieros. En: Ajuste de Curvas. Tomo II, Editorial Felix Varela, pp. 326-385, 1996.
71. **Gangotena, V.M.; Morales, G.** Planificación del mantenimiento en el hospital general de la policía nacional de Quito mediante el uso de un sistema informático. [Tesis Ing.]. Escuela politécnica Nacional, Quito, Ecuador. 2009.
72. **García-Gasulla M., Carrión A., Grau G.** Aproximación a un modelo de previsión de ventas. Aplicación a una empresa distribuidora de suministros industriales, IV

- International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management, XIV Congreso de Ingeniería de Organización, pp. 1205-1214. 2010.
73. **Gebreslassie B. H., Yao Y., You F.** Design under uncertainty of hydrocarbon biorefinery supply chains: Multiobjective stochastic programming models, decomposition algorithm, and a Comparison between CVaR and downside risk, *Aiche Journal*, vol. 58, No. 13844, pp. 2155–2179, 2012.
74. **Godoy M.C.** Modelo de interacción de elementos de confiabilidad e inventario de seguridad de partes y repuestos de equipos mediante análisis multivariante, [Tesis MSc]. Universidad del Zulia, Maracaibo, Venezuela. 2008.
75. **González, J. A., Pazmiño, M.** Cálculo e interpretación del Alfa de Cronbach para el caso de validación de la consistencia interna de un cuestionario, con dos posibles escalas tipo Likert, *Revista Publicando*, Vol.2, No. 1, pp. 62-75. 2015.
76. **González, J. C., Franco, J.** Propuesta metodológica para la optimización de inventarios utilizando modelos de series temporales, Universidad Pontificia Bolivariana, Medellín, Colombia. 2013.
77. **Green, K. C.; Armstrong, J. S.** Simple versus complex forecasting: The evidence. *Journal of Business Research*, vol 68, No. 8, pp. 1678-1685. 2015.
78. **Hadi-Vencheh, A.** An improvement to multiple criteria ABC inventory classification, *European Journal of Operational Research*, Vol. 3, No. 201, pp. 962-965. 2009.
79. **Hair, J. F., Anderson R. E., Tathan R. L., Black W. C.** Análisis multivariante. Quinta edición, Universidad Autónoma de Madrid, Prentice Hall Iberia, Madrid. 1999.
80. **Hanke, J. E.** Pronósticos en los negocios. Octava edición, ISBN 0-13-141290-6. Editorial Pearson Educación, México. 2006.

81. **Heizer, J. y Render, B.** Dirección de la Producción Decisiones Estratégicas, 8va edición, editorial Prentice Hall, Madrid, España, ISBN:978-84-832-2533-2, pp. 83-102. 2007.
82. **Heizer, J. y Render, B.** Dirección de la Producción Decisiones Tácticas, 6ta edición, editorial Prentice Hall, Madrid, España, SBN: 9788483223260, pp. 43-440. 2006.
83. **Hemeimat, R.; Al-Qatawneh, L.; Arafeh, M.; Masoud, S.** Forecasting Spare Parts Demand Using Statistical Analysis. American Journal of Operations Research, Vol. 6, pp. 113-120. 2016.
84. **Hernández R., Fernández C., Baptista P.** Metodología de la Investigación. Segunda Edición, Cámara Nacional de la Industria Editorial Mexicana, Reg. No. 736. 1998.
85. **Hernández, D. J.** SLD238-SIGICEM: Sistema de Gestión para Ingeniería Clínica y Electromedicina. VIII Congreso Internacional de Informática en la Salud. II Congreso Moodle Salud, pp. 1-9, febrero 2011.
86. **Hoyos, C; Poler, R.** Propuesta metodológica para la previsión de la demanda con modelos causales. Dirección y Organización. Vol. 51, pp. 44-54. 2013.
87. **Hua, ZS; Zhang, B; Yang, J; Tan, D. S.** A new approach of forecasting intermittent demand for spare parts inventories in the process industries. Journal of the Operational Research Society. Vol.58, pp. 52–61. 2006.
88. **Huang, Y., Xing G., Chang H.** Criticality Evaluation for Spare Parts Based on BP Neural Network, International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, IEEE Computer Society, pp. 204-206. 2010.
89. **Huber S., Geiger M. J., Sevaux M.** Interactive Approach to the Inventory Routing Problem: Computational Speedup Through Focused Search, Logistics Management, pp. 339-353, 2015.

- 
90. **Izquierdo C.J., Montenegro C.E.** Comparativo de técnicas de inteligencia artificial aplicadas a pronósticos. *Revista Visión Electrónica*. Vol. 8, No. 2. 2015.
91. **Jana D. K, Das B, Roy T. K.** A Partial Backlogging Inventory Model for Deteriorating Item under Fuzzy Inflation and Discounting over Random Planning Horizon: A Fuzzy Genetic Algorithm Approach, *Advances in Operations Research*, vol. 2013, No. 973125, 2013.
92. **Jianfeng H., Jingying Z., Xiaodong W.** Research on the Optimization strategy of Maintenance Spare Parts Inventory Management for Petrochemical Vehicle, *International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, IEEE Computer Society, pp. 45-48. 2011.
93. **Jiménez, T.P.** Una introducción al análisis multivariado mediante lógica difusa. XXV Simposio Internacional de Estadística, Armenia, Colombia. 2015.
94. **Jordan, P., Talkner P.** A seasonal Markov chain model for the weather in the central Alps, *Tellus*, vol. 52, pp. 455-469. 2000.
95. **Karathiya M. B., Singh D., Singh R.** Stock Prediction by Fuzzy Neural Networks, *Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies*, IEEE Computer Society, pp. 79-82. 2012.
96. **Kotler, P.** Dirección de Marketing. Análisis, Planificación, Gestión y Control, Tomo I pp. 259-281. 1995.
97. **Kröber O2.** Instrucciones de uso concentrador de oxígeno. Kröber Medizintechnik GmbH. Dieblich, 2005. Disponible en: <http://www.kroeber.de>
98. **Laporte G., Coelho L.** A branch-and-cut algorithm for the multi-product multi-vehicle inventory-routing problem, *International Journal of Production Research*, vol. 51, pp. 7156-7169, 2013.

99. **Lara, L. O.** La gestión tecnológica como parte integrante de la atención en salud. Revista de la Facultad de Ingeniería. Universidad Simón Bolívar. Vol. 28, No 4, pp. 101-116. 2013
100. **Liangjun M., Zhang P., Sun K.** Optimization of a Two-Echelon Supply Network Using Multi-Objective Genetic Algorithms, Computer Science and Information Engineering, IEEE, vol. 5, No. 10794001, pp. 406 – 413, 2009.
101. **Linares G., Acosta L., Sistachs V.** Estadística multivariada. Universidad de La Habana, Facultad de Matemática Cibernética, La Habana, Enpes. 1986.
102. **LOKAD. Software desarrollado por la empresa LOKAD.** [En línea: <https://www.lokad.com/home>]. 2015.
103. **López, A., González, V.** La técnica de Iadov. Una aplicación para el estudio de la satisfacción de los alumnos por las clases de educación física. Revista Digital-Buenos Aires, Año 8, No. 47. 2002.
104. **Luna, I.; Ballini, R.** Top-down strategies based on adaptive fuzzy rule-based systems for daily time series forecasting, International Journal of Forecasting, Vol. 27, No. 3, p.708-24. 2011.
105. **Makridakis, S.; Wheelwright, S.C.; Hyndman, R.J.** Forecasting: Methods and Applications (3ra Ed.). New York, Wiley, ISBN 0-471-53233-9. pp. 642. 1998.
106. **Mao, H. L.; Gao, J. W.; Chen, X. J.; Gao, J. D.** Demand Prediction of the Rarely Used Spare Parts Based on the BP Neural Network, Applied Mechanics and Materials, Vol. 519, pp. 1513-1519. 2014.
107. **Marcano, C.** Uso de modelos ocultos de Markov para modelar proceso de supresión de efectos nódicos en celdas de reducción electrolítica de aluminio primario, Universidad, Ciencia y Tecnología, vol. 14, pp. 103-108. 2010.

108. **Marín J.** Estadística. Prácticas de ordenador con SPSS para Windows, Licenciatura en Documentación, Departamento de Estadística e Investigación Operativa. 2002.
109. **Marroquín, R.** Confiabilidad y validez de instrumentos de investigación, Escuela de Postgrado Enrique Guzmán y Valle, Universidad Nacional de Educación, Sección No. 4, Capítulo 4. 2013.
110. **Martínez, E.** Errores frecuentes en la interpretación del coeficiente de determinación lineal. Anuario Jurídico y Económico Escurialense, XXXVIII, ISSN:1133-3677, pp. 315-332. 2005.
111. **Martínez, N.; Rivero, R.; Bastarrece I.** Implementación del modulo mantenimiento para el Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina, [Tesis Ing.], Universidad de Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba. 2013.
112. **Mato, R. M.** Diseño de base de datos. Editorial Pueblo y Educación, La Habana. ISBN 959-13-1273-3, En: Modelo relacional, pp. 46-100. 2005.
113. **Melo, R; Lara, C.; Jacobo, F.** Estimación de la confiabilidad-disponibilidad-mantenibilidad mediante una simulación tipo Monte Carlo de un sistema de compresión de gas amargo durante la etapa de ingeniería. Technol. Ciencia Ed. (IMIQ) Vol. 24, No. 2, 2009.
114. **Mena, L. E., Pimentel, L. A.** Módulo de Reko para la replicación entre base de datos con estructuras diferentes, [Tesis Ing.], Universidad de Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba. 2010.
115. **Méndez G. A., López E. R.** Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad, Tecnura, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Colombia, vol. 18, No. 40, pp.89-112. 2013.

116. **Méndez, M. A.** Análisis de confiabilidad utilizando modelos de componente genéricos y matrices de propagación de fallas, [Tesis MSc.], Centro Nacional de Investigación y Desarrollo, Departamento de Ingeniería Electrónica, Cuernavaca, Morelos, México. 2008.
117. **Michalski M.** Asimetrías en el proceso de gestión de cadena de suministro y su Influencia en los resultados finales de colaboración organizacional, [Tesis Dr.], Departamento de Economía de la Empresa, Facultad de Ciencias Jurídicas y Sociales, Universidad Rey Juan Carlos, Madrid, España. 2009.
118. **Minnaard, C.,** Modelos de regresión lineales y no lineales: su aplicación en problemas de ingeniería. Segundo Congreso Argentino de Ingeniería Mecánica. San Juan, Argentina. Noviembre 2010.
119. **Montemayor, E.** Métodos de pronósticos para negocios. Editorial Digital, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, México. 2012.
120. **Morales Z. E., Vázquez, E.** Algorithm for prediction of the technical availability of medical equipment. Applied Mathematical Sciences vol. 9, No. 135, pp. 6735-6746. 2015.
121. **Morales, Z. E.** Predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos [Tesis MSc], Universidad de Camagüey, Camagüey, Cuba, 2011.
122. **Morales, Z. E., Vázquez, E., Caballero, Y.** Optimización del stock de piezas de repuesto para equipos médicos. Revista Cubana de Ciencias Informáticas vol. 9, pp. 99-114. 2015.
123. **Muñoz, D. F.** Pronósticos bayesianos para repuestos de automóviles usando simulación estocástica. Journal of Economics, Finance and administrative Science. 2009.

124. **Muñoz, M. C.** Las tecnologías médicas al servicio de la salud cubana. Segunda Convención Internacional Tecnología y Salud. [Disponible en: <http://www.radiorebelde.cu/noticia/las-tecnologias-medicas-servicio-salud-cubana-20140402/>] Radio Rebelde. 2014.
125. **Natarajan U., Periasamy V.M., Saravanan R.** Application of particle swarm optimisation in artificial neural network for the prediction of tool life. *Int. Journal of Advanced Manufature Technology*, 31, pp.871-876. 2007.
126. **Niju P. J., Radhamani G.** Determining robust solutions in supply chain using genetic algorithm, *Data Storage and Data Engineering (DSDE), IEEE*, No. 11260552, pp. 275 – 277, 2010.
127. **Novales, A.;** Análisis de Resgresión. Departamento de economía Cunatitativa. Universidad Complutense. 2010.
128. **OMS.** Introducción a la gestión de inventarios de equipo médico. Serie de documentos técnicos de la OMS sobre dispositivos médicos [En línea: [http://www.who.int/about/licensing/copyright\\_form/en/index.html](http://www.who.int/about/licensing/copyright_form/en/index.html)]. 2012.
129. **OMS.** Introducción al programa de mantenimiento de equipos médicos. Serie de documentos técnicos de la OMS sobre dispositivos médicos [En línea: [http://www.who.int/about/licensing/copyright\\_form/en/index.html](http://www.who.int/about/licensing/copyright_form/en/index.html)]. 2012.
130. **Peña, J.M, Nilson, R, Björkegren, Tgnér J.** Towards scalable and data efficient learning of Markov boundaries. *International Journal of Approximate Reasoning*. Sciecienc Direct Elsevier, pp. 1-22. 2006.
131. **Perera, S.** Planificación del stock de piezas de repuesto en el Sistema Nacional de Electromedicina, Centro Nacional de Electromedicina, Audio. 2010.

132. **Pérez, A., Medina, A., Alonso, P., Ramírez, N.** Métodos y técnicas para la previsión de la demanda, Facultad Industrial-Economía, Universidad de Matanzas Camilo Cienfuegos, Cuba. 2007.
133. **Pérez, G.** Herramientas de segmentación y evaluación de series temporales basadas en modelos ocultos de Markov, Universidad Carlos III de Madrid, España. 2010.
134. **Pérttega, S., Pita, S.** Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística. Complejo Hospitalario Juan Canalejo. A Coruña. Cad Aten Primaria; Vol. 7, pp. 173-176. 2001.
135. **Petropoulos, F., Kourentzes, N.** Forecast Combinations for Intermittent Demand, Journal of the Operational Research Society, Vol. 66, pp. 914-924. 2014.
136. **Petropoulos, F., Makridakis, S., Assimakopoulos, V., Nikolopoulos, K.** Horses for Courses' in demand forecasting. European Journal of Operational Research 237, 152–163. 2014.
137. **Petropoulos, F., Nikolopoulos, K., Spithourakis, G., Assimakopoulos, V.** Empirical heuristics for improving intermittent demand forecasting. Industrial Management and Data Systems 113 (5), 683–696. 2013.
138. **Poler, R., Mula, J., Peidro, D.** Determinación de parámetros de modelos de previsión de demanda a través de los errores de acierto en horizonte rodante, Dirección y Organización, pp. 76-82. 2009.
139. **Potencier, F., Zaninotto, F.** Symfony la guía definitiva. [En línea: <http://www.librosweb.es/symfony>].2008.
140. **Prada, S.** Cadenas de Markov en la investigación del genoma [Tesis MSc], Universidad de Santiago de Compostela, España, 2013.
141. **Pulido, A., Pérez, J.** Modelos Econométricos. Editorial Pirámide, Madrid, España. 2001.

142. **Rabasa, A., Santamaría, L.** Metodología de programación. Principios y aplicaciones, I.S.B.N.: 84-8454-323-4, Editorial Club Universitario, San Vicente, Alicante. 2004.
143. **Ramezani R., Rahmani D., Barzinpour F.** An aggregate production planning model for two phase production systems: Solving with genetic algorithm and tabu search, ScienceDirect Journals, vol. 39, pp. 1256–1263, 2012.
144. **Regattieri, A.; Gamberi, M.; Gamberini, R.; Manzini, R.** Managing lumpy demand for aircraft spare parts, Journal of Air Transport Management, Elsevier, Vol 11, No. 6, Pages 426–431. 2005.
145. **Rezaei, J., Dowlatshahi, S.** A rule-based multi-criteria approach to inventory classification, International Journal of Production Research, Vol. 23, No. 48, 7107-7126. 2010.
146. **Rivera, J., De Garcillán, M.** Dirección de Marketing: fundamentos y aplicaciones, Tercera Edición, ESIC Editorial, España, pp. 120. 2012.
147. **Rodríguez F., Bautista S.** Modelos ocultos de Markov para el análisis de patrones espaciales, Ecosistemas, vol. 15, pp. 68-75. 2006.
148. **Rodríguez, A.** Análisis Multivariado, Departamento de Ingeniería Industrial, Facultad de Ingeniería Industrial, Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría. 2009.
149. **Rosas, J. A.; Cortes, E.L.** Propuesta de una metodología de planeación de la demanda y de los inventarios de medicamentos y dispositivos médicos de uso en pacientes hospitalizados en una IPS de cuarto nivel. [Tesis MSc]. Facultad de Ingeniería, Universidad ICESI, Cali. 2013.
150. **Ross S.** Introduction to Probability Models, Academic New York. 2006.

151. **Rozic, S. E.** Base de datos y su aplicación con SQL. MP Ediciones S.A. Buenos Aires, Argentina. 2004.
152. **Rueda, V. M., Velázquez, J. D., Franco, C. J.** Avances recientes en la predicción de la demanda de electricidad usando modelos no lineales, DYNA, Medellín, Vol. 78, No. 167, pp. 36-43. 2011.
153. **Saleh, N.;** Comprehensive frameworks for decision making support in medical equipment management. [Tesis Dr]. Facultad de Ingeniería de la Universidad de El Cairo Giza, Egipto. 2014.
154. **Sánchez, MC.; Cruz, M.A., Rodríguez, E.** Mantenimiento orientado a riesgos en un sistema de gestión tecnológica hospitalaria. Universidad Ciencia y Tecnología, Vol 1, No 3. 1997.
155. **Sani, B.; Kingsman, B. G.** Selecting the Best Periodic Inventory Control and Demand Forecasting Methods for Low Demand Items. The Journal of the Operational Research Society. Vol. 48, No. 7, pp. 700-713. 1997.
156. **Santos J.** Organización de la producción, Unicopia, C. B., Universidad de Navarra, Donostia, San Sebastián, ISBN 84-607-9050-9, pp. 11-13. 2007.
157. **Sengupta S., Datta R.** Identification of demand forecasting model considering key factors in the context of healthcare products, International Journal of Application or Innovation in Engineering and Management, vol. 3, No. 3, pp. 365-369. 2014.
158. **Sherchan W., Nepal S., Bouguettaya A.** A Trust Prediction Model for ServiceWeb, International Joint Conference of IEEE TrustCom-11/IEEE ICSS-11/FCST-11, IEEE Computer Society, pp. 258-265. 2011.

159. **Shuklaab N., Tiwaric N. K., Ceglarekad D.** Genetic-algorithms-based algorithm portfolio for inventory routing problem with stochastic demand, *International Journal of Production Research*, vol. 51, No. 1, pp. 118-137, 2013.
160. **SIGICEM.** Sistema de Gestión para Ingeniería Clínica y Electromedicina. Universidad de las Ciencias Informáticas. 2016.
161. **Sismac.** Sistema de Mantenimiento Asistido por Computador. C&V Ingeniería Cia Ltda. 2016. [Consultada: marzo 2015]: <http://www.sismac.net/pages/Pag21.htm>
162. **Sonnenberg F. A., J.R. Beck.** Markov models in medical decision making. *Medical Decision Making*, vol. 13, pp. 322-338. 1993.
163. **Sosa, D.** Biblioteca Virtual de Derecho, Economía y Ciencias Sociales. [En línea: <http://www.eumed.net/librosgratis/2009c/585/Cuba%20y%20el%20uso%20masivo%20de%20las%20TIC.htm>].2009.
164. **Srinivasan, V., Thulasiraj, R.D.** Instrumentos y Equipos Oftalmológicos. Manual de cuidado y mantenimiento. Editorial Publicaciones Aravind, Hospital de Ojos Aravind e Instituto de Postgrado de Oftalmología Madurai, India. 2003.
165. **Srivastav A., Agrawal. S.** Multi Objective Cuckoo Search Optimization for Fast Moving Inventory Items, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 320, pp. 503-510, 2015.
166. **Syntetos, A. A., Boylan, J. E.** On the stock control performance of intermittent demand estimators. *International Journal of Production Economics* 103 (1), 36–47. 2006.
167. **Syntetos, A. A., Boylan, J. E.,** The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of Forecasting* 21 (2), 303–314. 2005.

168. **Syntetos, A. A.; Zied, M.; Luo, S.** Forecasting of compound Erlang demand. *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 66, pp. 2061-2074. 2015.
169. **Syntetos, A.**, Forecasting for intermittent demand. [Tesis Dr.] Buckinghamshire Chilterns University College, Brunel University. 2001.
170. **SysMan.** Software de gestión de labores de mantenimiento V7.0.1, Insolca. CMMS Enterprise S.A. 2014. Disponible en: <https://prezi.com/lqesxna2byxj/presentacion-sysman-v70/>
171. **Sztandera, L.** Optimal Inventory of Computer Repair Parts. A Fuzzy Systems Approach, Pacific Rim International Symposium on Dependable Computing, IEEE Computer Society, pp. 225-226. 2010.
172. **Teunter, R. H.; Duncan, L.** Forecasting intermittent demand: a comparative study. *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 60, No.3, 321-329. 2009.
173. **Tiacci, L., Saetta, S.** An approach to evaluate the impact of interaction between demand forecasting method and stock control policy on the inventory system performances, *International Journal of Production Economics*, No. 118, pp. 63-71. 2009.
174. **Torabi, S. A., Hatefi, S. M., Saleck Pay, B.** ABC inventory classification in the presence of both quantitative and qualitative criteria, *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 2., No. 63, pp. 530-537. 2012.
175. **Valencia M., Díaz F.J., Correa J.C., Ramírez S.** Aplicación de Modelación bayesiana y optimización para pronósticos de demanda, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín (UNAL), pp. 1-23. 2012.
176. **Valencia M., Gonzalez D., Cardona J. E.** Metodología de un modelo de optimización para el pronóstico y manejo de inventarios usando el metaheurístico

- tabú, Ingeniería, Revista de la Universidad de Costa Rica, vol. 24, No. 1, pp. 13-27. 2014.
177. **Valencia, M., Díaz, F. J., Correa, J. C., Ramírez, S.** Aplicación de Modelación bayesiana y optimización para pronósticos de demanda. Ingeniería Y Desarrollo, ISSN: 2145-9371, Editorial Universidad del Norte, Colombia, V.32 No.2 pp.179 – 199. 2014.
178. **Valencia, M., Díaz, F. J., Correa, J. C., Ramírez, S.** Metodología de un modelo de optimización para el pronóstico y manejo de inventarios usando el metaheurístico Tabú. Ingeniería, Costa Rica, ISSN: 1409-2441, Vol.24 No.1, pp.13-27.2014.
179. **Valencia, M., Díaz, F. J., Correa, J. C., Ramírez, S.** Planeación de inventarios con demanda dinámica. Una revisión del estado del arte, DYNA, ISSN:0012-7353, Universidad Nacional de Colombia, Vol.82, No. 190, pp.182-191. 2015.
180. **Valogix.** Inventory Planning and Optimization Solutions, Saratoga Springs, New York, EEUU. 2012.
181. **Vanguard, S. Corporación Vanguard Software.** 2016. [Consultada: marzo 2015]: <http://www.vanguardsw.com/demand-planning-software/>
182. **Vasumathi, B; Saradha, A.** Enhancement of Intermittent Demands in Forecasting for Spare Parts Industry. Indian Journal of Science and Technology, Vol 8, No.25. 2015.
183. **Vega, M. V.** Cadenas de Markov de tiempo continuo y aplicaciones [Tesis MSc], Universidad de la República Montevideo, Uruguay, 2004.
184. **Vidal, C.J.** Fundamentos de gestión de inventarios. Segunda Edición. Cali, Colombia, Universidad del Valle. 2003.

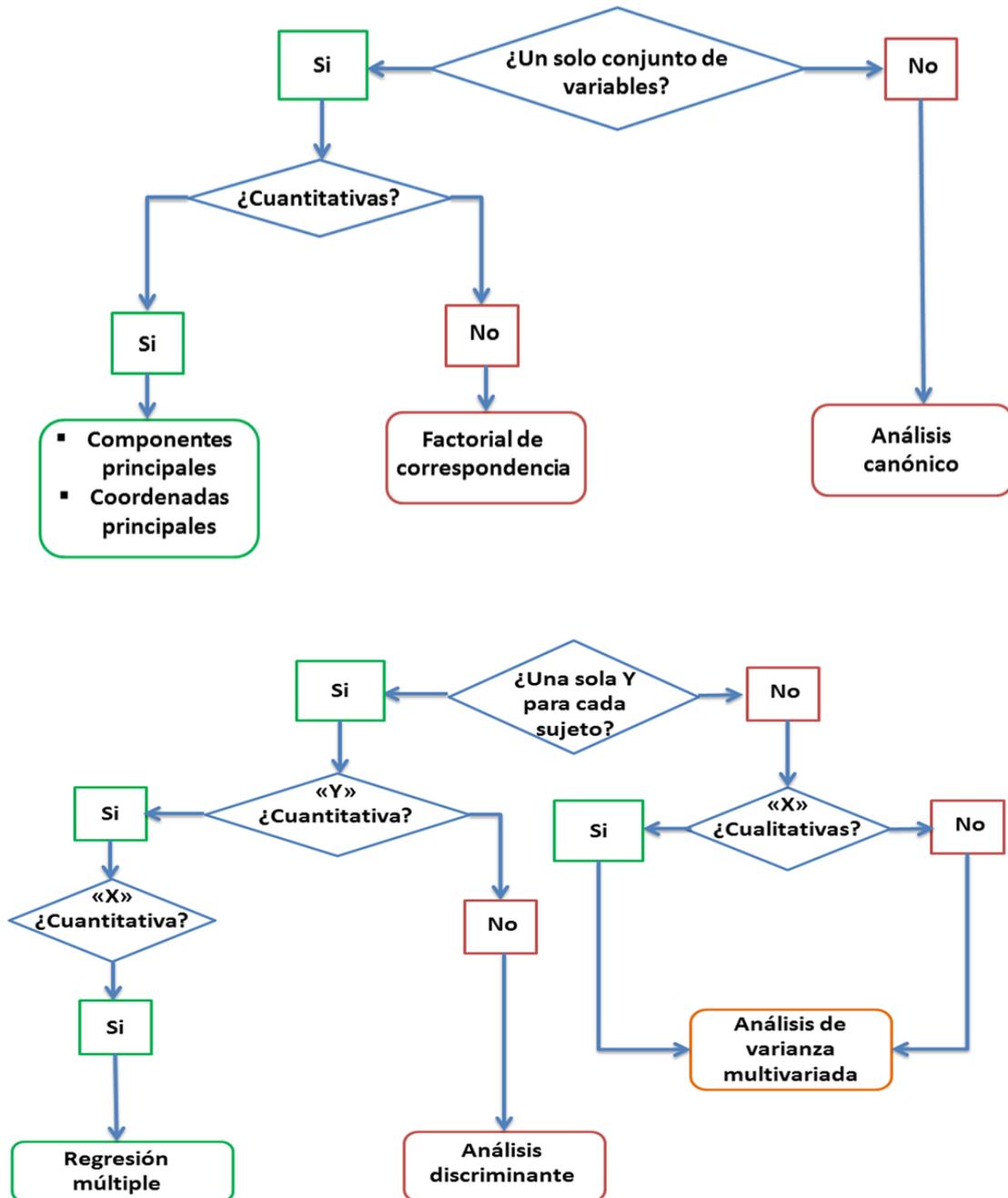
185. **Walpole R. E., Myers R. H., Myers S. L.** Probabilidad y estadística para ingenieros. En: Regresión lineal simple y correlación. Sexta Edición, Editorial Pearson Educación, pp. 358-394, 1999.
186. **Walpole R. E., Myers R. H., Myers S. L.** Probabilidad y estadística para ingenieros. En: Regresión lineal múltiple. Sexta Edición, Editorial Pearson Educación, pp. 405-445, 1999.
187. **Wang L., Zeng Y., Gui C., Wang H.** Application of Artificial Neural Network Supported by BP and Particle Swarm Optimization Algorithm for Evaluating the Criticality Class of Spare Parts, Third International Conference on Natural Computation, IEEE Computer Society, ISBN: 978-0-7695-2875-5, pp. 528-532. 2007.
188. **Wang, Q.** Grey Prediction Model and Multivariate Statistical Techniques Forecasting Electrical Energy Consumption in Wenzhou, China, Second International Symposium on Intelligent Information Technology and Security Informatics, IEEE Computer Society, pp. 167-170. 2009.
189. **White D.J.** Further real applications of Markov decision processes. Interfaces, vol. 18. No 5, pp. 55-61. 1988.
190. **Willemain, T.R; Smart, C.N.; Schwarz, Henry F.** A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories. International Journal of Forecasting Vol. 20, pp. 375– 387. 2004.
191. **Wu Z., Du M., Sui C., Lin Z., Shi X., Qiao Y.** Feasibility analysis of lower limit of quantification of NIR for solvent in different hydrogen bonds environment using multivariate calibrations, International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology, IEEE Computer Society, pp. 296-299. 2012.

- 
192. **Yaramakala, S, Margaritis D.** Speculative Markov Blanket Discovery for Optimal Feature Selection, Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Data Mining, pp. 1550-4786. 2005.
193. **Yuan F-C., Lee C-H.** Sales Volume Forecasting Decision Models, Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence, IEEE Computer Society, pp. 239-244. 2011.
194. **Yunfeng L., Ruilin W., Liulin, Peng L.** Method in determining level of repair for variety of spares, Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, IEEE Computer Society, pp. 546-548. 2011.
195. **Zheng Y., Tang L. A Branch-and-Price.** Algorithm for the Dynamic Inventory Slab Allocation Problem in the Steel Industry, Computational Sciences and Optimization, IEEE Computer Society, vol. 2, No. 10817874, pp. 867-870. 2009.
196. **Zhou, Q.; Guan, W.; Sun, W.** Impact of Demand Response Contracts on Load Forecasting in a Smart Grid Environment, ISBN 978-1-4673-2729-9, IEEE. 2012.

## PRODUCCIÓN CIENTÍFICA DE LA AUTORA

Indexación	Publicaciones en revistas y congresos internacionales
	<b>Morales Z. E., Vázquez, E.</b> Algorithm for prediction of the technical availability of medical equipment. Applied Mathematical Sciences vol. 9, No. 135, pp. 6735-6746. 2015.
	<b>Morales, Z. E., Vázquez, E., Caballero, Y.</b> Optimización del stock de piezas de repuesto para equipos médicos. Revista Cubana de Ciencias Informáticas vol. 9, pp. 99-114. 2015.
	<b>Morales, Z. E., Vázquez, E., Caballero, Y.</b> Propuesta de algoritmo de predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos. Twelfth LACEEI Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology (LACEEI 2014), Excellence in Engineering to Enhance a Country's Productivity, Ecuador. 2014.
<b>Memorias en Congresos</b>	
	<b>Morales, Z. E., Vázquez, E., Caballero, Y. Ponencia:</b> Predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico. XI Congreso Internacional de Informática en Salud 2016, ISBN: 978-959-289-122-7, XVI Convención y Feria Internacional Informática 2016, La Habana, Cuba. 2016.
	<b>Morales, Z. E., Rivero, R., Hernández, D. J., Fernández, G. M., Rodríguez, D. Ponencia:</b> Gestión tecnológica de equipos médicos. VI Latin American Conference on Biomedical Engineering CLAIB 2014, E-Book ISBN: 978-950-698-343-7, Universidad Nacional de Entre Ríos, Paraná, Entre Ríos, Argentina. 2014.
	<b>Morales, Z. E., Rivero, R., Hernández, D. J. Ponencia:</b> Sistema de predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos. III Taller de las TIC en la gestión de las organizaciones, XV Convención y Feria Internacional, Informática 2013, ISBN: 978-959-7213-02-04, La Habana, Cuba. 2013.
	<b>Hernández, D. J., Rivero, R., Morales, Z. E. Ponencia:</b> Solución Integral para la Vigilancia de Equipos Médicos. IX Congreso Internacional de Informática en Salud, XV Convención y Feria Internacional, Informática 2013, ISBN: 978-959-7213-02-04, La Habana, Cuba. 2013.
	<b>Morales, Z. E., Rivero, R., Hernández, D. J. Ponencia:</b> Predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos, Condición de Relevante en XVI Fórum Provincial de Ciencia y Técnica, La Habana. 2012.

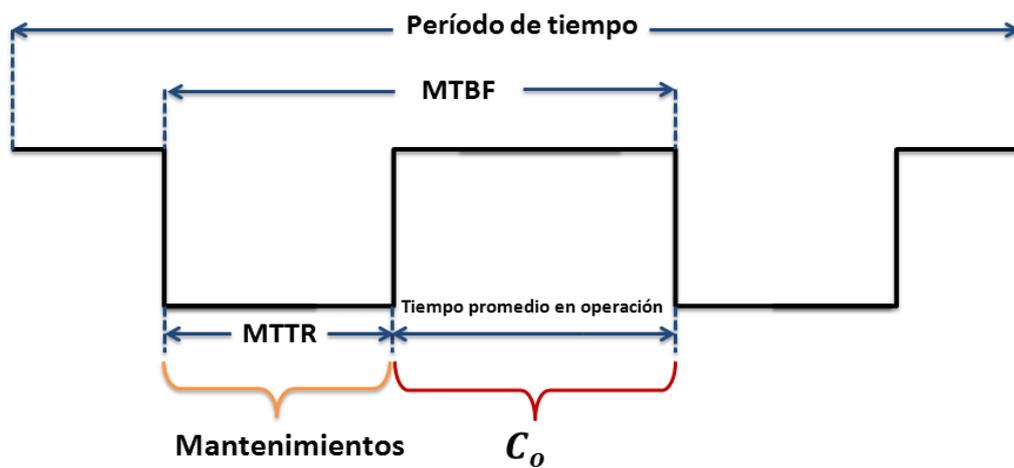
**Anexo 1.** Métodos multivariados descriptivos y decisionales. Esquema definido por (Linares *et al.*, 1986).



**Anexo 2.** Curva típica de la tasa de falla de un equipo. Fuente: (Espinosa, 2011)



**Anexo 3.** Tiempos de mantenimiento para un equipo. Fuente: (Espinosa, 2011).



**Anexo 4.** Encuesta para comprobar el cumplimiento de las políticas de gestión de inventarios para equipos médicos establecidas por la Organización Mundial de la Salud.

**Estimado especialista:**

La presente encuesta responde a una investigación que se desarrolla en la Universidad de las Ciencias Informáticas. Toda la información que usted nos proporcione será estrictamente confidencial, y su nombre no aparecerá en ningún informe de los resultados de este estudio. Sus respuestas son muy importantes para mejorar la planificación del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en el país.

**Datos generales. Marque con una X según corresponda.**

Nivel de formación académica: <input type="checkbox"/> Universitario <input type="checkbox"/> Técnico Medio <input type="checkbox"/> Otra	En caso de otra especifique: <hr/>
Posee categoría científica: <input type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> Máster	Especialidad: <hr/>
Experiencia en el Centro de Ingeniería Clínica y Electromedicina. <input type="checkbox"/> Menos de 5 años <input type="checkbox"/> De 5 años a 10 años <input type="checkbox"/> Más de 10 años	
Dominio de los conceptos exigidos internacionalmente para la gestión tecnológica del equipamiento médico: organización, planificación, control y análisis. <input type="checkbox"/> Alto <input type="checkbox"/> Medio <input type="checkbox"/> Bajo	
Años de experiencia trabajando en la gestión de equipos médicos y servicios de gestión tecnológica asociados a estos: <input type="checkbox"/> Menos de 5 años <input type="checkbox"/> De 5 años a 10 años <input type="checkbox"/> Más de 10 años	
Haber participado en la planificación anual de stock de piezas de repuesto para equipos médicos: <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	

**Aplicación de las políticas de gestión de inventarios establecidas por la Organización Mundial de la Salud (OMS). Marque con una X según corresponda.**

<p><b>2.1. Gestión de inventarios.</b></p>	<p>¿Se recopilan los datos iniciales del inventario de los equipos médicos existentes en las unidades de salud?</p> <p>_____ Siempre          _____ Nunca          _____ Casi nunca</p> <p>¿Cuándo se adquiere un equipo médico mediante compra o donación se incluye en el inventario antes de que comience a usarse?</p> <p>_____ Siempre          _____ Nunca          _____ Casi nunca</p> <p>Los datos de los equipos son actualizados periódicamente ante las siguientes modificaciones:</p> <p>_____ Cambio de ubicación          _____ Situación de funcionamiento          _____ Actualización de software o firmware          _____ Tarea de mantenimiento          _____ Reparación del aparato</p> <p>¿Se realizan auditorías o revisión del inventario de equipos?</p> <p>_____ Siempre          _____ Nunca          _____ Casi nunca</p> <p>De ser Siempre especifique el período:</p> <p>_____ Trimestral          _____ Semestral          _____ Anual</p>
<p><b>2.2. Sistemas computarizados de gestión de inventarios.</b></p>	<p>¿Se utiliza un sistema computarizado para una mejor gestión del inventario?</p> <p>_____ Si    _____ No</p> <p>De ser Si especifique:</p> <p>El sistema computarizado empleado tiene la capacidad de:</p> <p>_____ Registro del históricos de reparaciones del equipo médico          _____ Registro del histórico de mantenimiento del equipo médico          _____ Seguimiento a las órdenes de servicio          _____ Ninguna de las anteriores</p>

<b>2.3. El inventario como herramienta.</b>	¿El inventario de equipos facilita el cálculo de provisiones para la elaboración de presupuestos?  _____ Si _____ No
	¿En las unidades de salud se analizan las necesidades para proporcionar tratamientos e intervenciones al equipamiento médico?  _____ Si _____ No  De ser Si especifique:  ¿El análisis de las necesidades ha contribuido a detectar las deficiencias y excesos en el inventario de equipos médicos?  _____ Siempre _____ Nunca _____ Casi nunca
	Los historiales de mantenimiento asociados a los artículos del inventario pueden evaluarse para determinar si un equipo:  _____ Ya no es reparable _____ No es útil _____ No es seguro o económicamente eficiente
	¿El conocimiento de las cantidades y tipos de equipos inventariados puede facilitar la planificación para catástrofes y situaciones de emergencia?  _____ Si _____ No _____ En ocasiones

**Consideraciones generales. Marque con una X según corresponda.**

¿Considera usted la necesidad de implementar un mecanismo que facilite el cálculo de las provisiones de piezas de repuesto para garantizar una mejor atención tecnológica al equipamiento médico?  _____ Si _____ No
¿Considera efectivo tener un sistema computarizado con la capacidad de dar seguimiento a las órdenes de servicio para una mejor gestión de los mantenimientos y reparaciones de equipos médicos?  _____ Si _____ No

**Sobre la aplicación de la encuesta:**

La encuesta fue aplicada a especialistas de los centros provinciales de Ingeniería Clínica y Electromedicina, así como del Centro Nacional, con el objetivo fundamental de comprobar el cumplimiento de las políticas de gestión de inventarios para equipos médicos establecidas por la Organización Mundial de la Salud (OMS).

**Anexo 5.** Composición de expertos involucrados en el diagnóstico.

No.	Perfil de expertos	Cantidad
<b>1</b>	<b>Nivel de formación académica</b>	
	Universitario	<b>16</b>
	Técnico Medio	<b>8</b>
	Otra	<b>0</b>
<b>2</b>	<b>Categoría científica</b>	
	Doctor	<b>0</b>
	Máster	<b>5</b>
<b>3</b>	<b>Experiencia en el Centro de Ingeniería Clínica y Electromedicina</b>	
	Menos de 5 años	<b>1</b>
	De 5 años a 10 años	<b>5</b>
	Más de 10 años	<b>18</b>
<b>4</b>	<b>Dominio de los conceptos exigidos internacionalmente para la gestión tecnológica del equipamiento médico</b>	
	Alto	<b>6</b>
	Medio	<b>13</b>
	Bajo	<b>5</b>
<b>5</b>	<b>Años de experiencia trabajando en la gestión de equipos médicos y servicios de gestión tecnológica asociados a estos</b>	
	Menos de 5 años	<b>2</b>
	De 5 años a 10 años	<b>14</b>
	Más de 10 años	<b>8</b>
<b>6</b>	<b>Participación en la planificación anual de <i>stock</i> de piezas de repuesto para equipos médicos (nivel nacional y/o provincial)</b>	
	Si	<b>24</b>
	No	<b>0</b>

**Anexo 6.** Especialistas que participaron en el diagnóstico inicial y en la definición de las variables a emplear en el modelo.

No.	Experto	Entidad	Cargo	Experiencia
1	Ing. Sebastián Perera	CNE	Subdirector	Más de 10 años
2	Ing. Raúl Rodríguez	CNE	Especialista Principal	Más de 10 años
3	Ing. Ricardo Reyes	CNE	Subdirector	Más de 10 años
4	Ing. David Guzmán	CNE	Especialista Principal	Más de 10 años
5	Ing. Ernesto Rodríguez	CNE	Especialista Principal	Más de 10 años
6	MSc. Héctor Julio	CNE	Especialista Principal	Más de 10 años
7	MSc. Ilsa Téllez	CPE Holguín	Especialista Principal	Más de 10 años
8	Ing. Osmín Camero	CPE Matanzas	Especialista Principal	Más de 10 años
9	Ing. Fernando Fernández	CPE Las Tunas	Especialista Principal	10 años
10	Ing. Alberto Aradas	CPE Santiago de Cuba	Especialista Principal	Más de 10 años
11	Ing. Blas Martínez	CPE La Habana	Especialista Principal	Más de 10 años
12	Ing. Aida Benea	CPE La Habana	Especialista Principal	Más de 10 años
13	Ing. Aldo Fidel Miranda	CPE Ciego de Ávila	Especialista Principal	Más de 10 años
14	Ing. William M. Aller	CPE Camagüey	Especialista Principal	Más de 10 años
15	Ing. Miguel Ángel Garzón	CPE Guantánamo	Especialista Principal	Más de 10 años
16	Ing. Diovís Fuente	CPE Guantánamo	Especialista Principal	7 años
17	Lic. Ernesto Peña	CPE Isla de la Juventud	Especialista Principal	Más de 10 años
18	Lic. Yudaisy Viltres	CPE Isla de la Juventud	Especialista Principal	8 años
19	Ing. Jorge Luis de la Cruz	CPE Sancti Spíritus	Especialista Principal	Más de 10 años
20	Lic. Justo Luis Cabrera	CPE Sancti Spíritus	Especialista Principal	Más de 10 años
21	Ing. Enrique Carmona	CPE Pinar del Río	Especialista Principal	Más de 10 años
22	Ing. Manuel Omar Vara	CPE Pinar del Río	Especialista Principal	9 años
23	Lic. Yeniel Estévez	CPE Villa Clara	Especialista Principal	4 años
24	Ing. Beatriz Peón	CPE Villa Clara	Especialista Principal	7 años

---

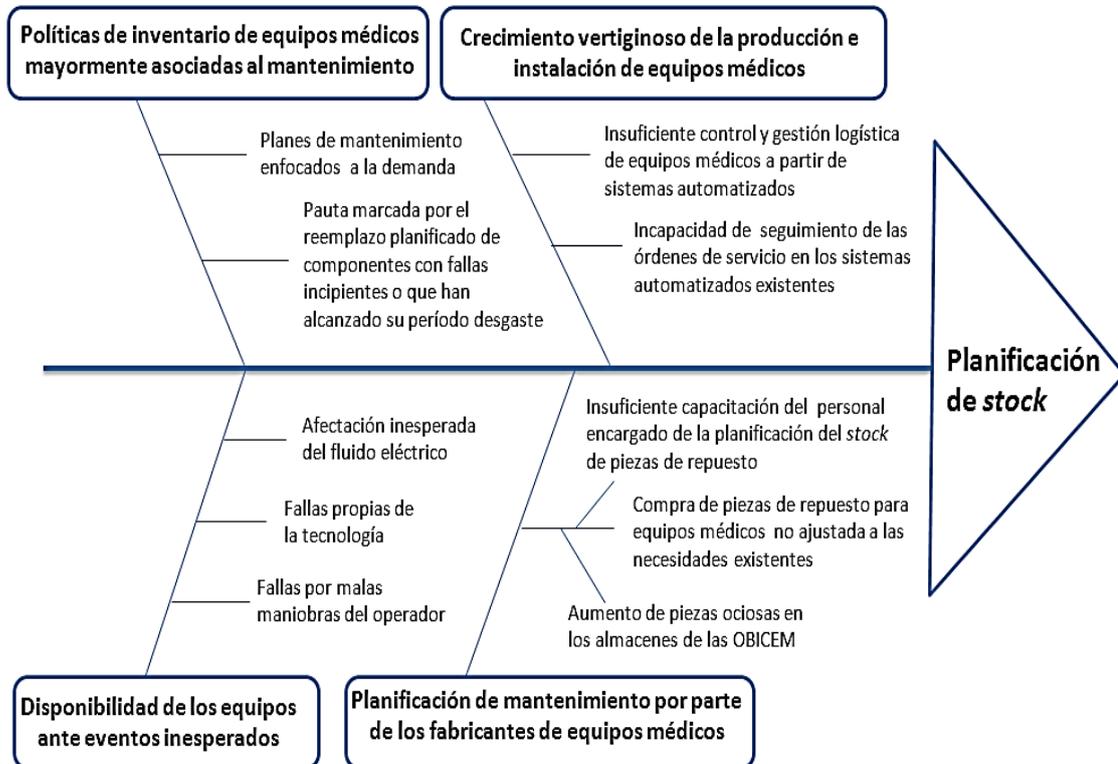
**Anexo 7.** Entrevista a profundidad.

**Objetivo:** Evaluar el estado del proceso de informatización de la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos en los centros de ingeniería clínica y electromedicina, a partir del uso de modelos de predicción.

**Guía de observación:**

1. ¿Existe un control de su inventario a nivel nacional?
2. ¿Con qué periodicidad se planifica el plan de piezas de repuesto a su nivel (nacional o provincial)?
3. ¿Utiliza usted modelos de predicción anual del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos?
4. ¿Se ajustan los modelos utilizados a las características de la tecnología?
5. ¿Considera usted necesario el perfeccionamiento de la planificación del *stock* de piezas de repuesto a partir de sistemas automatizados?
6. ¿Considera usted conveniente incorporar una estrategia para aumentar la exactitud de las predicciones del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos?

**Anexo 8.** Diagrama causa-efecto según el diagnóstico realizado en el CICEM relacionado con la planificación de *stock*.



**Anexo 9.** Descripción de las especialidades electromédicas.

No.	Descripción de la especialidad
1	Electro-óptica y Laboratorio
2	Electromecánica
3	Electrónica médica
4	Endoscopía
5	Esterilización
6	Estomatología
7	Imagenología
8	Óptica y Oftalmología
9	Oxígeno
10	Radioterapia
11	Sistemas de gases y salón
12	Taller de óptica

**Anexo 11.** Muestra experimental. Fuente: software Reportech.

Especialidad	Equipo médico	Marca	Modelo	Piezas	Código
Electro-óptica y Laboratorio	Analizador de gases en sangre	ROCHE	COBAS b121	Módulo de THB/SO2	11A
				Fuente de Alimentación	11B
				Kit de mtto	11C
Electrónica médica	Desfibrilador	PHILIPS	HEARTSTART XL	Control PCA	22A
				Keyscan PCA	22B
				lead ECG Trunk Cable	22C
Endoscopia	Videosigmoidoscopio	KARL STORZ	13901NKS	Junta Tórica	33A
				Válvula de A/W	33B
				Válvula de aspiración	33C
Esterilización	Destilador	SHIMIZU	WS-2S	Breaker 32A	44A
				Heater Relay	44B
				Resistencia 2,4kW, 220V	44C
Estomatología	Compresor de Aire	ATLAS COPCO	AUTOMAN AC 20 E 27	pressure switch ev-3ws.rp company	55A
				safe valve 155 psi 1/4.pr company	55B
				ball valve g1/4.rp company	55C
Imagenología	Rayos X Estacionario	SHIMADZU	RadSpeed (UD 150L-30E)	Starter, S4UD	66A
				Fuse 600FH-100A	66B
				Gate Driver Assy	66C
Oftalmología y Mínimo acceso	Excimer Laser	SCHWIND	ESIRIS	Hoja metálica de alta sensibilidad	77A
				Optex Halogen Filter	77B
				Placas para el PMMA 5XPQ	77C
Oxígeno	Ventilador Pulmonar	TAKAOKA	MICROTAK 920	Valvula reguladora (Rotametro)	88A
				Termo retráctil	88B
				Boquilla dia int 2,4mm rosca m6x1p	88C
Radioterapia	Acelerador Lineal	ELEKTA	PRECISE	Camera Control Unit	99A
				Ion Cham assy	99B
				Motorized valve	99C
Sistemas de gases y salón	Cámara Hiperbárica	HAUX	STARMED-2000	Masks for HAUX-OXYMASTER (S)	10A
				Neck collar	10B
				Filtro	10C
Vectores	Aspersor	IK	IK 9	maneta	11A
				unta redonda an-30	11B

## Anexos

---

				boquilla 01 mm	11C
electromecánica	Centrífuga	Hunan Kaida	TD5Z	Power supply module	12A
				Bisagra	12B
				Speed Control module	12C

---

**Anexo 12.** Entrevista a profundidad para sujetos-tipos.

**Objetivo:** Identificar los procesos para la conformación del modelo de predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.

**Guía de observación:**

1. ¿Considera pertinente el desarrollo de un modelo para la predicción del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos?
2. ¿Qué aspectos considera importante incluir en el modelo para lograr una mejor exactitud en la planificación de inventarios?
3. ¿Considera importante la incorporación de estos aspectos siguiendo las políticas establecidas por la OMS para la gestión de inventarios de equipos médicos?
4. ¿Considera la integración de estos aspectos con las funcionalidades ya existentes del SIGICEM que se utilizan en la planificación de inventarios?
5. Mencione otras mejoras que necesite realizar al mecanismo actual de planificación del *stock* de piezas de repuesto para equipos médicos.



6	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	54,00	70,00	,90	94,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,911**	,433	,439
2	14,00	18,00	,76	82,00		Sig. (bilateral)		,000	,184	,177
3	21,00	28,00	,87	80,00		N	11	11	11	11
4	9,00	13,00	,71	84,00	stock	Correlación de Pearson	,911**	1	,715*	,623*
5	24,00	33,00	,72	87,00		Sig. (bilateral)	,000		,013	,041
6	52,00	73,00	,92	89,70		N	11	11	11	11
7	7,00	18,00	,79	82,50	COp	Correlación de Pearson	,433	,715*	1	,417
8	9,00	23,00	,77	85,00		Sig. (bilateral)	,184	,013		,202
9	17,00	18,00	,70	87,00		N	11	11	11	11
10	3,00	8,00	,67	88,00	Dtec	Correlación de Pearson	,439	,623*	,417	1
11	1,00	33,00	,97	92,00		Sig. (bilateral)	,177	,041	,202	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

7	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	75,00	110,00	,92	94,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,851**	,338	,314
2	37,00	45,00	,76	83,00		Sig. (bilateral)		,001	,309	,347
3	42,00	55,00	,85	82,00		N	11	11	11	11
4	31,00	40,00	,71	84,00	stock	Correlación de Pearson	,851**	1	,720*	,661*
5	45,00	60,00	,70	88,00		Sig. (bilateral)	,001		,012	,027
6	73,00	100,00	,91	90,70		N	11	11	11	11
7	28,00	45,00	,78	83,50	COp	Correlación de Pearson	,338	,720*	1	,491
8	32,00	50,00	,76	87,00		Sig. (bilateral)	,309	,012		,125
9	38,00	45,00	,66	87,00		N	11	11	11	11
10	24,00	35,00	,66	89,00	Dtec	Correlación de Pearson	,314	,661*	,491	1
11	12,00	60,00	,96	93,00		Sig. (bilateral)	,347	,027	,125	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

8	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	57,00	85,00	,89	94,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,907**	,438	,395
2	17,00	20,00	,70	84,00		Sig. (bilateral)		,000	,178	,229
3	24,00	30,00	,83	83,00		N	11	11	11	11
4	12,00	15,00	,68	85,00	stock	Correlación de Pearson	,907**	1	,725*	,648*
5	27,00	35,00	,68	89,00		Sig. (bilateral)	,000		,012	,031
6	55,00	75,00	,87	91,70		N	11	11	11	11
7	10,00	20,00	,75	84,50	COp	Correlación de Pearson	,438	,725*	1	,515
8	12,00	25,00	,73	88,00		Sig. (bilateral)	,178	,012		,105
9	20,00	20,00	,66	89,00		N	11	11	11	11
10	6,00	10,00	,63	89,00	Dtec	Correlación de Pearson	,395	,648*	,515	1
11	2,00	35,00	,93	94,00		Sig. (bilateral)	,229	,031	,105	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

9	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	78,00	85,00	,95	97,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,741**	,401	,279
2	41,00	50,00	,82	86,00		Sig. (bilateral)		,009	,221	,407
3	48,00	60,00	,92	85,00		N	11	11	11	11
4	36,00	45,00	,77	87,00	stock	Correlación de Pearson	,741**	1	,745**	,617*
5	51,00	65,00	,76	91,00		Sig. (bilateral)	,009		,008	,043
6	59,00	65,00	,92	93,70		N	11	11	11	11
7	44,00	50,00	,84	86,50	COp	Correlación de Pearson	,401	,745**	1	,358
8	48,00	55,00	,82	89,00		Sig. (bilateral)	,221	,008		,280
9	44,00	50,00	,75	91,00		N	11	11	11	11
10	30,00	40,00	,72	92,00	Dtec	Correlación de Pearson	,279	,617*	,358	1
11	25,00	65,00	,95	96,00		Sig. (bilateral)	,407	,043	,280	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

10	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	37,00	49,00	,91	93,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,768**	,291	,364
2	12,00	14,00	,78	82,00	Sig. (bilateral)		,006	,386	,271	
3	19,00	24,00	,88	81,00	N		11	11	11	11
4	7,00	9,00	,73	82,00	stock	Correlación de Pearson	,768**	1	,702*	,625*
5	22,00	29,00	,72	87,00	Sig. (bilateral)		,006	,016	,040	
6	30,00	29,00	,87	89,70	N		11	11	11	11
7	5,00	14,00	,80	82,50	COp	Correlación de Pearson	,291	,702*	1	,427
8	7,00	19,00	,77	84,00	Sig. (bilateral)		,386	,016	,191	
9	15,00	14,00	,71	87,00	N		11	11	11	11
10	1,00	4,00	,68	88,00	Dtec	Correlación de Pearson	,364	,625*	,427	1
11	1,00	29,00	,98	92,00	Sig. (bilateral)		,271	,040	,191	
					N		11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					
11	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	69,00	75,00	,97	99,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,846**	,538	,503
2	39,00	40,00	,88	90,00	Sig. (bilateral)		,001	,088	,115	
3	46,00	50,00	,98	92,00	N		11	11	11	11
4	34,00	35,00	,83	91,00	stock	Correlación de Pearson	,846**	1	,690*	,724*
5	49,00	55,00	,82	95,00	Sig. (bilateral)		,001	,019	,012	
6	57,00	55,00	,98	95,00	N		11	11	11	11
7	36,00	40,00	,90	90,50	COp	Correlación de Pearson	,538	,690*	1	,292
8	34,00	45,00	,88	93,00	Sig. (bilateral)		,088	,019	,383	
9	42,00	40,00	,81	95,00	N		11	11	11	11
10	28,00	30,00	,78	94,00	Dtec	Correlación de Pearson	,503	,724*	,292	1
11	33,00	55,00	,96	98,00	Sig. (bilateral)		,115	,012	,383	
					N		11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					
12	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	25,00	46,00	,85	93,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,745**	,262	,414
2	5,00	11,00	,72	82,00	Sig. (bilateral)		,009	,436	,206	
3	12,00	21,00	,82	81,00	N		11	11	11	11
4	11,00	6,00	,69	83,00	stock	Correlación de Pearson	,745**	1	,693*	,617*
5	15,00	26,00	,66	87,00	Sig. (bilateral)		,009	,018	,043	
6	20,00	26,00	,82	89,70	N		11	11	11	11
7	4,00	11,00	,74	82,50	COp	Correlación de Pearson	,262	,693*	1	,405
8	10,00	16,00	,72	85,00	Sig. (bilateral)		,436	,018	,216	
9	8,00	11,00	,65	87,00	N		11	11	11	11
10	5,00	1,00	,62	88,00	Dtec	Correlación de Pearson	,414	,617*	,405	1
11	3,00	26,00	,92	92,00	Sig. (bilateral)		,206	,043	,216	
					N		11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					
13	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	159,00	178,00	,60	57,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,769**	,283	,443
2	136,00	143,00	,47	46,00	Sig. (bilateral)		,006	,398	,173	
3	143,00	153,00	,57	45,00	N		11	11	11	11
4	142,00	138,00	,44	47,00	stock	Correlación de Pearson	,769**	1	,693*	,617*
5	146,00	158,00	,41	51,00	Sig. (bilateral)		,006	,018	,043	
6	151,00	158,00	,57	53,70	N		11	11	11	11
7	135,00	143,00	,49	46,50	COp	Correlación de Pearson	,283	,693*	1	,405
8	141,00	148,00	,47	49,00	Sig. (bilateral)		,398	,018	,216	
9	139,00	143,00	,40	51,00	N		11	11	11	11
10	136,00	133,00	,37	52,00	Dtec	Correlación de Pearson	,443	,617*	,405	1
11	134,00	158,00	,67	56,00	Sig. (bilateral)		,173	,043	,216	
					N		11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

14	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	1	2	3	4	fallas	stock	COp	Dtec		
	103,00	110,00	,60	57,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,761**	,273	,376
	77,00	86,00	,47	46,00		Sig. (bilateral)		,007	,417	,255
	91,00	96,00	,57	45,00		N	11	11	11	11
	79,00	81,00	,44	47,00	stock	Correlación de Pearson	,761**	1	,727*	,688*
	93,00	98,00	,41	51,00		Sig. (bilateral)	,007	,011	,11	,019
	93,00	101,00	,57	53,00		N	11	11	11	11
	76,00	86,00	,49	46,00	COp	Correlación de Pearson	,273	,727*	1	,393
	84,00	91,00	,47	49,00		Sig. (bilateral)	,417	,011	,232	
	80,00	86,00	,40	51,00		N	11	11	11	11
	79,00	85,00	,37	52,00	Dtec	Correlación de Pearson	,376	,688*	,393	1
	75,00	101,00	,67	56,00		Sig. (bilateral)	,255	,019	,232	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

15	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	1	2	3	4	fallas	stock	COp	Dtec		
	62,00	75,00	,85	94,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,735**	,223	,341
	41,00	51,00	,72	83,00		Sig. (bilateral)		,010	,511	,305
	53,00	61,00	,82	82,00		N	11	11	11	11
	41,00	46,00	,69	85,00	stock	Correlación de Pearson	,735**	1	,727*	,696*
	57,00	63,00	,66	88,00		Sig. (bilateral)	,010	,011	,11	,017
	55,00	66,00	,82	91,00		N	11	11	11	11
	38,00	51,00	,74	83,00	COp	Correlación de Pearson	,223	,727*	1	,422
	46,00	56,00	,72	86,00		Sig. (bilateral)	,511	,011	,196	
	42,00	51,00	,65	87,00		N	11	11	11	11
	41,00	50,00	,62	89,00	Dtec	Correlación de Pearson	,341	,696*	,422	1
	37,00	66,00	,92	93,00		Sig. (bilateral)	,305	,017	,196	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

16	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	1	2	3	4	fallas	stock	COp	Dtec		
	47,00	58,00	,70	61,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,875**	,400	,479
	28,00	34,00	,62	50,00		Sig. (bilateral)		,000	,223	,136
	38,00	44,00	,72	49,00		N	11	11	11	11
	26,00	29,00	,59	52,00	stock	Correlación de Pearson	,875**	1	,674*	,684*
	42,00	46,00	,56	55,00		Sig. (bilateral)	,000	,023	,11	,020
	40,00	49,00	,72	59,00		N	11	11	11	11
	23,00	34,00	,64	50,00	COp	Correlación de Pearson	,400	,674*	1	,298
	31,00	39,00	,62	53,00		Sig. (bilateral)	,223	,023	,374	
	27,00	34,00	,55	55,00		N	11	11	11	11
	26,00	33,00	,52	56,00	Dtec	Correlación de Pearson	,479	,684*	,298	1
	30,00	49,00	,77	60,00		Sig. (bilateral)	,136	,020	,374	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

17	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	1	2	3	4	fallas	stock	COp	Dtec		
	32,00	41,00	,60	42,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,871**	,539	,507
	13,00	17,00	,52	31,00		Sig. (bilateral)		,000	,087	,111
	23,00	25,00	,62	30,00		N	11	11	11	11
	11,00	12,00	,49	33,00	stock	Correlación de Pearson	,871**	1	,655*	,717*
	19,00	29,00	,46	36,00		Sig. (bilateral)	,000	,029	,11	,013
	25,00	32,00	,62	40,00		N	11	11	11	11
	8,00	17,00	,54	31,00	COp	Correlación de Pearson	,539	,655*	1	,298
	16,00	22,00	,52	34,00		Sig. (bilateral)	,087	,029	,374	
	12,00	17,00	,45	36,00		N	11	11	11	11
	11,00	16,00	,42	37,00	Dtec	Correlación de Pearson	,507	,717*	,298	1
	15,00	32,00	,67	41,00		Sig. (bilateral)	,111	,013	,374	
						N	11	11	11	11
					** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

18	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	75,00	89,00	,81	74,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,915**	,586	,519
2	55,00	65,00	,73	63,00		Sig. (bilateral)	,000	,058	,102	
3	67,00	73,00	,83	62,00		N	11	11	11	11
4	54,00	60,00	,70	65,00	stock	Correlación de Pearson	,915**	1	,603*	,664*
5	62,00	77,00	,67	68,00		Sig. (bilateral)	,000	,049	,026	
6	68,00	80,00	,83	72,00		N	11	11	11	11
7	51,00	65,00	,75	61,00	COp	Correlación de Pearson	,586	,603*	1	,246
8	59,00	70,00	,73	66,00		Sig. (bilateral)	,058	,049	,466	
9	55,00	65,00	,66	68,00		N	11	11	11	11
10	54,00	64,00	,63	69,00	Dtec	Correlación de Pearson	,519	,664*	,246	1
11	58,00	75,00	,85	73,00		Sig. (bilateral)	,102	,026	,466	
						N	11	11	11	11
					**. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					
19	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	54,00	70,00	,64	59,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,916**	,547	,589
2	34,00	46,00	,56	48,00		Sig. (bilateral)	,000	,081	,056	
3	46,00	54,00	,63	47,00		N	11	11	11	11
4	33,00	41,00	,53	50,00	stock	Correlación de Pearson	,916**	1	,681*	,685*
5	41,00	54,00	,50	53,00		Sig. (bilateral)	,000	,021	,020	
6	47,00	61,00	,66	57,00		N	11	11	11	11
7	30,00	46,00	,58	46,00	COp	Correlación de Pearson	,547	,681*	1	,231
8	38,00	51,00	,56	51,00		Sig. (bilateral)	,081	,021	,494	
9	36,00	46,00	,49	53,00		N	11	11	11	11
10	33,00	45,00	,47	54,00	Dtec	Correlación de Pearson	,589	,685*	,231	1
11	37,00	56,00	,68	55,00		Sig. (bilateral)	,056	,020	,494	
						N	11	11	11	11
					**. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					
20	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	41,00	50,00	,50	54,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,906**	,588	,546
2	21,00	29,00	,42	43,00		Sig. (bilateral)	,000	,057	,082	
3	33,00	37,00	,49	42,00		N	11	11	11	11
4	20,00	24,00	,39	45,00	stock	Correlación de Pearson	,906**	1	,607*	,675*
5	28,00	41,00	,36	48,00		Sig. (bilateral)	,000	,048	,023	
6	34,00	44,00	,52	55,00		N	11	11	11	11
7	17,00	29,00	,44	41,00	COp	Correlación de Pearson	,588	,607*	1	,463
8	25,00	34,00	,42	46,00		Sig. (bilateral)	,057	,048	,152	
9	21,00	29,00	,38	48,00		N	11	11	11	11
10	20,00	28,00	,42	49,00	Dtec	Correlación de Pearson	,546	,675*	,463	1
11	24,00	39,00	,51	53,00		Sig. (bilateral)	,082	,023	,152	
						N	11	11	11	11
					**. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					
21	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	1121,00	1177,00	,84	74,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,782**	,351	,199
2	1101,00	1142,00	,70	60,00		Sig. (bilateral)	,004	,290	,558	
3	1108,00	1152,00	,80	59,00		N	11	11	11	11
4	1096,00	1135,00	,65	63,00	stock	Correlación de Pearson	,782**	1	,672*	,614*
5	1111,00	1155,00	,64	65,00		Sig. (bilateral)	,004	,024	,045	
6	1119,00	1160,00	,80	67,00		N	11	11	11	11
7	1094,00	1142,00	,72	60,00	COp	Correlación de Pearson	,351	,672*	1	,345
8	1096,00	1147,00	,70	65,00		Sig. (bilateral)	,290	,024	,298	
9	1104,00	1142,00	,63	65,00		N	11	11	11	11
10	1090,00	1140,00	,60	66,00	Dtec	Correlación de Pearson	,199	,614*	,345	1
11	1081,00	1145,00	,80	70,00		Sig. (bilateral)	,558	,045	,298	
						N	11	11	11	11
					**. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).					
					*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).					

22	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	109,00	130,00	,89	87,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,864**	,356	,427
2	69,00	75,00	,74	73,00		Sig. (bilateral)		,001	,283	,190
3	78,00	85,00	,83	73,00		N	11	11	11	11
4	65,00	70,00	,69	75,00	stock	Correlación de Pearson	,864**	1	,727*	,690*
5	80,00	90,00	,69	78,00		Sig. (bilateral)	,001		,011	,019
6	107,00	130,00	,89	80,70		N	11	11	11	11
7	63,00	75,00	,75	73,50	COp	Correlación de Pearson	,356	,727*	1	,528
8	69,00	80,00	,74	77,00		Sig. (bilateral)	,283	,011		,095
9	72,00	75,00	,68	78,00		N	11	11	11	11
10	59,00	65,00	,64	79,00	Dtec	Correlación de Pearson	,427	,690*	,528	1
11	49,00	90,00	,95	83,00		Sig. (bilateral)	,190	,019	,095	
						N	11	11	11	11

\*\* La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).  
\* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

23	fallas	stock	COp	Dtec	Correlaciones					
	fallas	stock	COp	Dtec	fallas	stock	COp	Dtec		
1	147,00	165,00	,82	82,00	fallas	Correlación de Pearson	1	,899**	,366	,428
2	107,00	110,00	,67	68,00		Sig. (bilateral)		,000	,268	,189
3	116,00	120,00	,76	68,00		N	11	11	11	11
4	103,00	105,00	,62	70,00	stock	Correlación de Pearson	,899**	1	,689*	,666*
5	118,00	125,00	,62	74,00		Sig. (bilateral)	,000		,019	,025
6	145,00	165,00	,82	75,70		N	11	11	11	11
7	102,00	110,00	,68	68,50	COp	Correlación de Pearson	,366	,689*	1	,509
8	107,00	115,00	,66	72,00		Sig. (bilateral)	,268	,019		,109
9	108,00	110,00	,61	73,00		N	11	11	11	11
10	97,00	100,00	,57	74,00	Dtec	Correlación de Pearson	,428	,666*	,509	1
11	87,00	120,00	,88	78,00		Sig. (bilateral)	,189	,025	,109	
						N	11	11	11	11

\*\* La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).  
\* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Anexo 14. Serie histórica sin tendencia y patrón cíclico del *stock* de la pieza Módulo de THB/SO2. Fuente: Módulo Predicción y gestión de *stock* del SIGICEM.



**Anexo 15.** Algoritmo para la predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico.**Algoritmo 1 DISTEM****Entrada:**

listaSecuenciaEstados: Lista con la secuencia de estados por la que transita un equipo médico

varCantMeses: Tiempo que permite predecir las probabilidades para los distintos valores posibles

**Salida:**

listaDispTecnica: Lista con la predicción de la disponibilidad técnica de equipo médico para los estados absorbentes

```

1: listaMatrices = ConstruirMatrices (listaSecuenciaEstados)
2: varPotencia = 2
3: Si varCantMeses = 1 entonces
4:   listaDispTecnica = MultiplicarMatrices (listaMatrices [0], listaMatrices [1])
5: Sino Si
6:   listaVectorMatriz = {}
7:   listaAux = listaMatrices [1]
8: Fin Si
9: Mientras varPotencia <= varCantMeses entonces
10:  listaVectorMatriz = MultiplicarMatrices (listaMatrices [1], listaAux)
11:  listaAux = listaVectorMatriz
12:  listaDispTecnica = listaDispTecnica
13:  varPotencia++
14: Fin Mientras
15: listaDispTecnica = MultiplicarMatrices (listaMatrices [0], listaAux)
16: Retornar listaDispTecnica

```

**Anexo 16.** Algoritmo para el cálculo de la frecuencia de fallas de una pieza de un equipo médico.**Algoritmo 2 FFP****Entrada:**

listaReportes: Lista de reportes defectuosos o rotos de las piezas de los equipos médicos

varCantReportes: Longitud de la lista de reportes

varCantRoturas: Cantidad de reportes defectuosos o rotos que ha tenido una pieza en cada año

varCantADR: Cantidad de años de históricos defectuosos o roturas

**Salida:**

varFFP: Frecuencia de fallas de la pieza

```

1: Para i=1 hasta i<varCantReportes hacer
2:   varA=ObtenerYearReporte (listaReportes [i])
3:   varA=aux
4:   Mientras varA==aux entonces
5:     Si listaReportes [i]= `D` || listaReportes [i]= `R` hacer
6:       varCantRoturas++
7:     Fin Si
8:   Fin Mientras
9: Fin Para
10: varCantADR ++
11: varFFP= varCantRoturas/ varCantADR
12: Retornar varFFP

```

**Anexo 17.** Algoritmo para el cálculo de la confiabilidad operacional de un equipo médico.**Algoritmo 3 CONFEM****Entrada:**

listaEquipos: Lista de equipos reportados en las órdenes de servicio  
varLongEq: Longitud de la lista equipo  
varSecuencia: Secuencia de estados de un equipo  
varLongSec: Longitud de la secuencia  
varMTBF: Tiempo medio entre fallas  
varMTTR: Tiempo medio de reparo

**Salida:**

varCo: Confiabilidad operacional  
1: **Para** i=1 hasta i < varLongEq **hacer**  
2:     varSecuencia = GenerarSecuencia (listaEquipos [i])  
3:     **Si** varLongSec < > 0 **hacer**  
4:         varMTBF = FuncionMTBF (varSecuencia)  
5:         varMTTR = FuncionMTTR (varSecuencia)  
6:         varCo = varMTBF / (varMTBF + varMTTR)  
7:     **Sino**  
8:         “El equipo seleccionado no ha sido instalado”  
9:     **Fin Si**  
10: **Fin Para**  
11: **Retornar** varCo

**Anexo 18.** Algoritmo para el tiempo medio de reparo.**Algoritmo 5 FuncionMTTR****Entrada:**

varSecuencia: Secuencia de estados de un equipo  
varLongSec: Longitud de la secuencia  
varDias: Cantidad de días transcurridos en las ocurrencias ( $D$  o  $R$ )  $\rightarrow F$  presentes en la secuencia  
varOcurrencias: Cantidad de ocurrencias ( $D$  o  $R$ )  $\rightarrow F$  presentes en la secuencia  
varFechaInicial: Fecha inicial para cálculo de días transcurridos en las ocurrencias ( $D$  o  $R$ )  $\rightarrow F$   
varFechaFinal: Fecha final para cálculo de días transcurridos en las ocurrencias ( $D$  o  $R$ )  $\rightarrow F$

**Salida:**

varMTBF: Tiempo medio entre fallas  
1: **Para** i=1 hasta i < varLongSec **hacer**  
2:     **Si** varSecuencia [i] = `D` || varSecuencia [i] = `R` **hacer**  
3:         **Para** j=i+1 hasta j < varLongSec **hacer**  
4:             **Si** varSecuencia [j] = `F` **hacer**  
5:                 varFechaInicial = ObtenerFecha (varSecuencia [i])  
6:                 varFechaFinal = ObtenerFecha (varSecuencia [j])  
7:                 varDias += DiferenciaDias (varFechaFinal, varFechaInicial)  
8:                 varOcurrencias ++  
9:                 j = varLongSec  
10:         **Fin Si**  
11:     **Fin Para**  
12:     **Fin Si**  
13: **Fin Para**  
14: varMTTR = varDias / varOcurrencias  
15: **Retornar** varMTTR

**Anexo 19.** Algoritmo para el cálculo del tiempo medio entre fallas.**Algoritmo 4 FuncionMTBF****Entrada:**

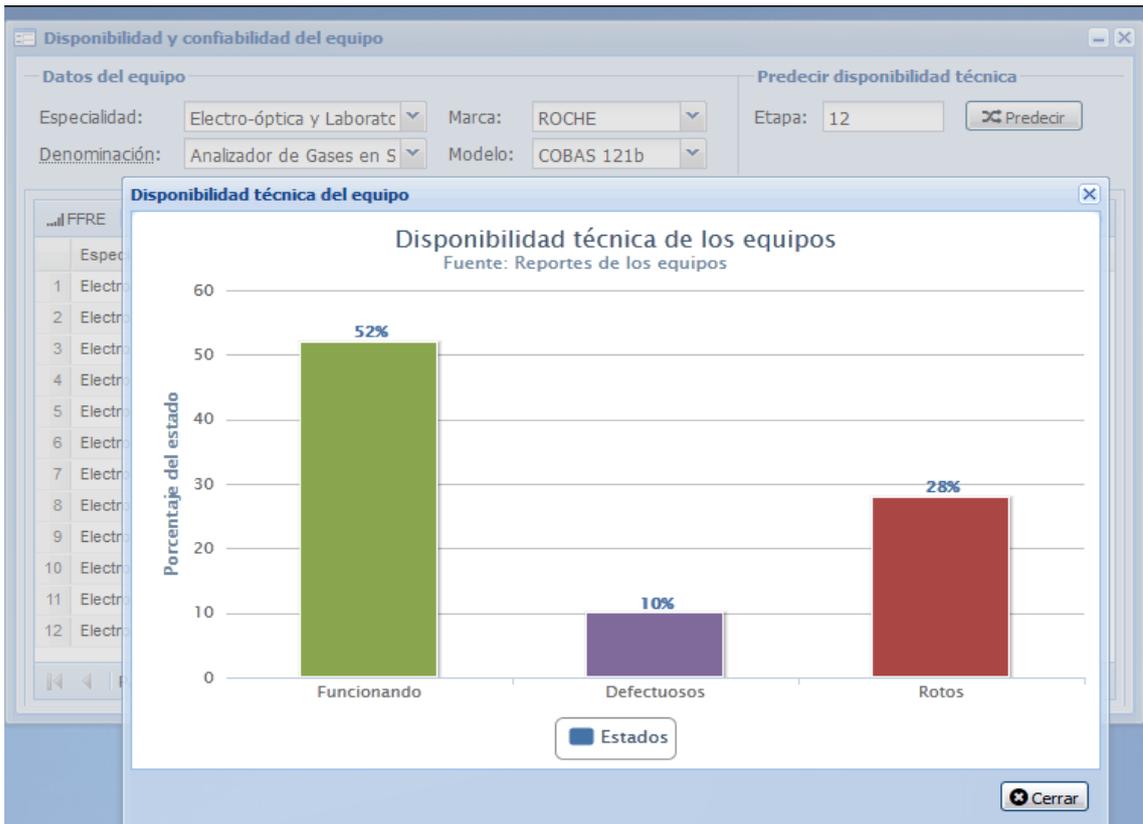
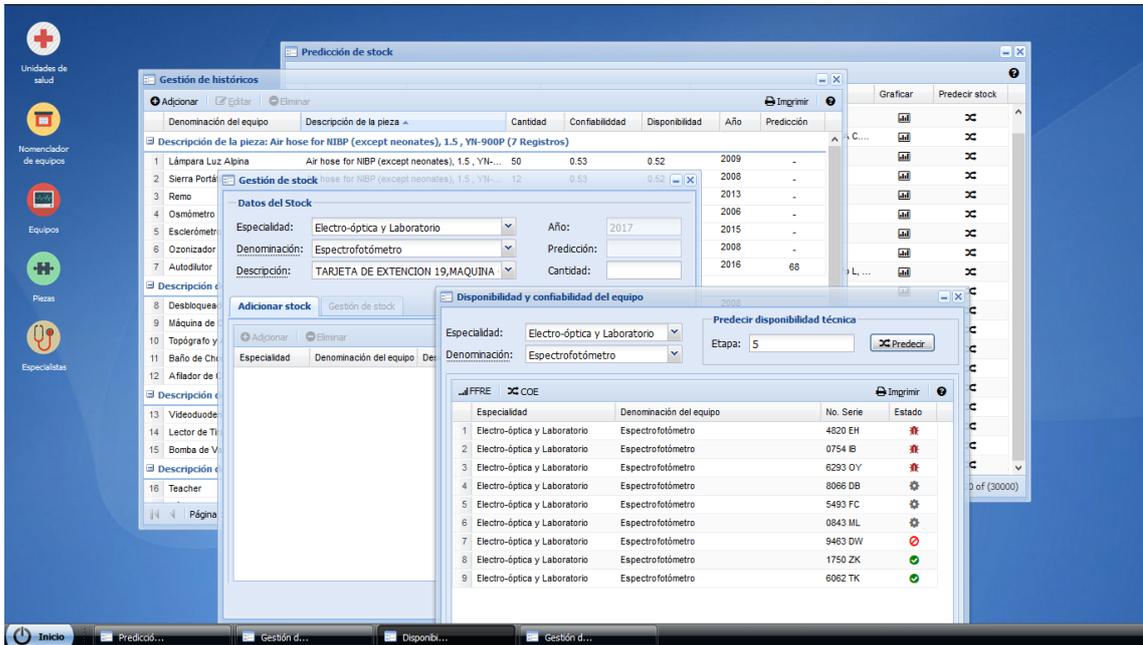
varSecuencia: Secuencia de estados de un equipo  
varLongSec: Longitud de la secuencia  
varDias: Cantidad de días transcurridos en las ocurrencias  $F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F$  presentes en la secuencia  
varOcurrencias: Cantidad de ocurrencias  $F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F$  presentes en la secuencia  
varFechaInicial: Fecha inicial para cálculo de días transcurridos en las ocurrencias  $F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F$   
varFechaFinal: Fecha final para cálculo de días transcurridos en las ocurrencias  $F \rightarrow (D \text{ o } R) \rightarrow F$

**Salida:**

varMTBF: Tiempo medio entre fallas

- 1: **Para**  $i=1$  hasta  $i < \text{varLongSec}$  **hacer**
- 2:     **Si** varSecuencia [i] = 'F' **hacer**
- 3:         **Para**  $j=i+1$  hasta  $j < \text{varLongSec}$  **hacer**
- 4:             **Si** varSecuencia [j] = 'D' || varSecuencia [j] = 'R' **hacer**
- 5:                 **Para**  $k=j+1$  hasta  $k < \text{varLongSec}$  **hacer**
- 6:                     **Si** varSecuencia [k] = 'F' **hacer**
- 7:                         varFechaInicial = ObtenerFecha (varSecuencia [i])
- 8:                         varFechaFinal = ObtenerFecha (varSecuencia [k])
- 9:                         varDias += DiferenciaDias (varFechaFinal, varFechaInicial)
- 10:                         varOcurrencias ++
- 11:                          $k = \text{varLongSec}$
- 12:                          $J = \text{varLongSec}$
- 13:                     **Fin Si**
- 14:             **Fin Para**
- 15:         **Fin Si**
- 16:     **Fin Para**
- 17:     **Fin Si**
- 18: **Fin Para**
- 19: varMTBF = varDias/ varOcurrencias
- 20: **Retornar** varMTBF

Anexo 20. Interfaces del módulo “Predicción y gestión de stock” del SIGICEM.



**Gestión de stock**

**Datos del Equipo**

Especialidad: Electro-óptica y Labo    Modelo: COBAS b121

Denominación: Analizador de gases €    Descripción: Módulo de THB/SO2

Marca: ROCHE

**Datos del Stock**

Año: 2015

Predicción: 61

Cantidad:

**Adicionar stock**    Gestión de stock

Adicionar    Eliminar    Predecir

Especialidad	Denominación del equipo	Descripción de la pieza	Año	Cantidad	Prediccion
--------------	-------------------------	-------------------------	-----	----------	------------

**Información**

Existen 12 piezas en el almacén.

Aceptar

Guardar

**Anexo 21.** Cuestionario para la evaluación de la satisfacción del usuario con respecto al MPREDSTOCK.

Estimado especialista de electromedicina:

Le solicitamos que dedique unos minutos a responder la siguiente encuesta, que tiene como objetivo conocer el nivel de satisfacción que se tiene respecto al desarrollo del MPREDSTOCK. La encuesta es anónima y de antemano le agradecemos la franqueza con que responderá a nuestras preguntas.

<p><b>1. Sobre el encuestado:</b></p> <p>1.1. Sexo:</p> <p>a)___Masculino    b) ___Femenino</p> <p>1.2. Nivel educacional:</p> <p>a)___Técnico Medio b)___Universitario</p> <p>1.3. Cargo:</p> <p>a)___Especialista A en electromedicina y Director</p> <p>b)___Especialista A en electromedicina y Subdirector</p> <p>1.4. Años de experiencia en la actividad:</p> <p>a)___De 1 a 3 años    b)___Más de 3 y menos de 6 años    c)___Más de 6 y menos de 10 años</p> <p>d)___Más de 10 años</p>
<p><b>2. ¿Ejecutaría usted la planificación del <i>stock</i> de piezas de repuesto para equipos médicos sin utilizar el MPREDSTOCK?</b></p> <p>___SI            ___No            ___NO SÉ</p>
<p><b>3. ¿Le ha resultado útil la planificación del <i>stock</i> de piezas de repuesto con el MPREDSTOCK en el Módulo Predicción y gestión de <i>stock</i> del SIGICEM?</b></p> <p>___SI            ___No            ___NO SÉ</p>
<p><b>4. ¿Qué considera de los componentes escogidos para el desarrollo de los procesos del MPREDSTOCK? Seleccione solamente una respuesta.</b></p> <p>___Me gustan mucho</p> <p>___Me gustan más de lo que me disgusta</p> <p>___Me dan lo mismo</p> <p>___Me disgustan más de lo que me gusta</p> <p>___No me gustan</p> <p>___No sé qué decir</p>

<p><b>5. ¿Qué elementos considera negativos del MPREDSTOCK?</b></p> <hr/> <hr/> <hr/> <hr/> <hr/> <hr/> <hr/> <hr/>
<p><b>6. ¿Qué sugerencias tienen para el desarrollo e implantación del MPREDSTOCK?</b></p> <hr/>

## Anexo 22. Certificado de propiedad intelectual en CENDA del producto SIGICEM v2.0.1


**VICERRECTORÍA DE PRODUCCIÓN**  
 DIRECCIÓN PARA LA COMERCIALIZACIÓN Y LOS NEGOCIOS  
 GRUPO DE GESTIÓN LEGAL

Ref.: DCN -224/2015

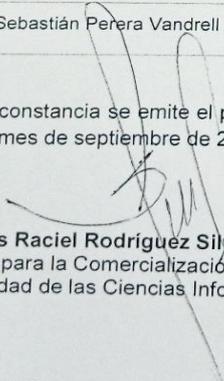
En uso de las atribuciones que me están conferidas emito el siguiente:

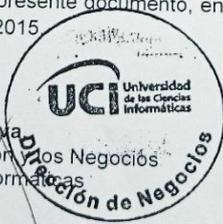
**CERTIFICADO**

**PRIMERO:** Que el **Producto de SW** denominado: **XA VIA SIGICEM v 2.0.1.**, fue objeto de **Registro** en el Centro Nacional de Derecho de Autor de Cuba (CENDA) con **Número de Registro: 2320-06-2015** en fecha 26 de junio de 2015, constando como autores:

Nº	Nombres y Apellidos	Carné de Identidad	Entidad
1.	Ranniel Rivero Sevilla	84072523147	UCI
2.	Denys Javier Hernández Peña	79071800242	UCI
3.	Luis del Valle Román	87051302428	UCI
4.	Nelson Martínez Romero	89040726104	UCI
5.	Idayana Bastarache Calistre	88071023776	UCI
6.	Yuneisi Castillo Tamayo	86052922735	UCI
7.	Zoila Esther Morales Tabares	85051119932	UCI
8.	Yubismel Perdomo Velázquez	81101520463	UCI
9.	Arieskien Mendoza Guerra	84040626181	UCI
10.	Mario Alexis Hernández Santos	67060923845	Centro Nacional de Electromedicina
11.	Enrique Carmona García	62091906183	Centro Provincial de Electromedicina de Pinar del Río
12.	Osmín Camero Cabrera	62021901487	Centro Provincial de Electromedicina de Matanzas
13.	Sebastián Perera Vandrell		Centro Nacional de Electromedicina

Y como constancia se emite el presente documento, en dos ejemplares, en La Habana, a los 30 días del mes de septiembre de 2015.

  
**Lic. Luis Raciél Rodríguez Silva**  
 Director para la Comercialización y los Negocios  
 Universidad de las Ciencias Informáticas



Universidad de las Ciencias Informáticas.  
 Carretera San Antonio de los Baños Km. 2½, Torrens, Municipio Boyeros, La Habana, Cuba.  
 Teléfono: (51 7) 837 3880

**GLOSARIO DE TÉRMINOS**

**Análisis de factores:** Técnica estadística de reducción de datos usada para explicar las correlaciones entre las variables observadas en términos de un número menor de variables no observadas llamadas factores. Las variables observadas se modelan como combinaciones lineales de factores más expresiones de error.

**Anova:** Análisis de la varianza. Es una técnica estadística que sirve para determinar si las diferencias que existen entre las medias de tres o más grupos (niveles de clasificación) son estadísticamente significativas. Las técnicas de Anova se basan en la partición de la varianza para establecer si la varianza explicada por los grupos formados es suficientemente mayor que la varianza residual o no explicada.

**CNE:** Centro Nacional de Electromedicina

**Coefficiente de Alfa de Cronbach:** coeficiente que sirve para medir la fiabilidad de una escala de medida; es decir, medida de las correlaciones entre las variables que forman parte de la escala.

**Coefficiente de correlación:** Estadístico que cuantifica la correlación. Sus valores están comprendidos entre  $-1$  y  $1$ .

**Coefficiente de determinación:** Es el cuadrado del coeficiente de correlación. Expresado en porcentaje, mide el grado de información compartida entre dos variables continuas.

**Correlación:** Expresa la concordancia entre dos variables según el sentido de la relación de éstas en términos de aumento o disminución.

**CPE:** Centro Provincial de Electromedicina

**Desviación estándar (típica):** Característica de una muestra o población que cuantifica su dispersión o variabilidad. Tiene las mismas unidades que la variable. La desviación típica es invariante con respecto al origen de la distribución. Su cuadrado es la varianza.

**Diferencias estadísticamente significativas:** Las diferencias entre lo observado y lo supuesto en la hipótesis nula no puede ser explicado por el azar.

**Electromedicina:** especialidad de las Ciencias Médicas que estudia y analiza el cuidado de la salud desde el punto de vista de la tecnología sanitaria; es decir, consiste en la correcta planificación, aplicación y desarrollo de equipos y técnicas utilizadas en los exámenes y tratamientos médicos, así como el control de calidad de los equipos empleados y el control y prevención de los riesgos asociados.

**EOQ:** Modelo de cantidad económica del pedido.

**EPQ:** Modelo de cantidad económica de producción.

**Error estándar de los residuos:** Estadístico de dispersión de los valores de los residuos después de la regresión.

**Grados de libertad:** El número de datos que se pueden variar para que a un total fijo podamos reconstruir dicho total; así la media tiene  $n-1$  grado de libertad, pues si conocemos el valor de ésta, podemos variar  $n-1$  datos ya que restante vendrá fijado. En una tabla  $4 \times 3$ , si nos dan las frecuencias marginales podremos variar las frecuencias de  $(4-1) \times (3-1) = 3 \times 2 = 6$  celdas, quedando forzosamente determinadas las frecuencias de las celdas restantes. Así, los grados de libertad serían en este caso de 6.

**Hipótesis alternativa:** Aquella que queremos probar. Representa la hipótesis renovadora.

**Hipótesis nula:** Aquella que queremos rechazar. Representa a la situación actual.

**Histogramas:** Es un gráfico en forma de barras de una variable continua que se ha discretizado en intervalos, de forma que la altura de las barras en cada intervalo indica la frecuencia relativa en éste.

**Hipótesis:** Cualquier teoría que formule posibles líneas de trabajo experimental.

**Homocedasticidad:** Hipótesis de igualdad de varianzas poblacionales en distintos grupos.

**Ley de Pareto:** conocido como la regla del 80-20, distribución A-B-C, ley de los pocos vitales o principio de escasez del factor.

**Media:** Es una medida de centralización para una variable continua. Se obtiene sumando todos los valores muestrales y dividiendos por el tamaño muestral.

**MINSAP:** Ministerio de Salud Pública.

**Moda:** Es el valor que más se repite en una variable nominal.

**Modelo:** Intento matemático / estadístico para explicar una variable respuesta por medio de una o más variables explicativas o factores.

**MPREDSTOCK:** Modelo multivariado de predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos.

**MTBF:** Tiempo medio entre fallas.

**MTTR:** Tiempo medio de reparo.

**Muestras:** Subgrupos de observaciones de la población de estudio.

**Nivel de confianza:** Se define como 1 menos el nivel de significación. Se suele expresar en tanto por ciento.

**Nivel de significación:** La probabilidad de rechazar una hipótesis nula verdadera; es decir, la probabilidad de cometer un error de tipo I.

**Observación:** Sinónimo de caso, registro e individuo.

**OMS:** Organización Mundial de la Salud.

**P (p-valor):** El nivel de significación observado en el test. Cuanto más pequeño sea, mayor será la evidencia para rechazar la hipótesis nula.

**Poblaciones:** Conjunto de individuos de interés. Normalmente no se dispone de información de toda la población y se recurre a muestras.

**Probabilidad:** Asignación de un número entre cero y uno a cada resultado experimental.

**Prueba de F:** Prueba estadística que sirve para comparar varianzas. El estadístico F experimental es el estadístico de contraste en el ANOVA y otras pruebas de comparación de varianzas.

**Prueba de Fisher:** Es la prueba estadística de elección cuando la prueba de chi cuadrado no puede ser empleada por tamaño muestral insuficiente.

**Regresión lineal múltiple:** El modelo de regresión lineal múltiple sirve para explicar una variable respuesta continua en términos de varios factores o variables explicativas continuas.

**Regresión:** Técnica estadística que relaciona una variable dependiente (y) con la información suministrada por otra variable independiente (x); ambas variables deben ser continuas. Si asumimos relación lineal, utilizaremos la regresión lineal simple. Entre las restricciones de la regresión lineal múltiple se incluyen: Los residuos deben ser normales; las observaciones independientes; la dispersión de los residuos debe mantenerse a lo largo de la recta de regresión.

**Reportech:** Gestión de la tecnología médica.

**Residuos:** Residuales. Distribución de valores muestrales calculados como la diferencia entre el valor de la variable respuesta ( $y$ ) y el estimado del modelo de regresión ( $\hat{y}$ ), la distribución de residuos es importante como indicador del cumplimiento de las condiciones de aplicación de las técnicas de correlación, así como de la bondad del ajuste.

**SIGICEM:** Sistema de Gestión para la Ingeniería Clínica y Electromedicina.

**Stock:** término que indica la cantidad de productos o materias primas que posee un almacén a la espera de su uso, ya sea para mantenimiento, venta o comercialización.

**Sujetos-tipos:** Muestra que se utiliza en estudios exploratorios y en investigaciones de tipo cualitativo, donde el objetivo es la riqueza, profundidad y calidad de la información, no la cantidad ni la estandarización.

**Tabla del Anova:** Es una forma de presentar la variabilidad observada en una variable respuesta en términos aditivos según las distintas fuentes de variación: modelo residual.

**TIC:** Tecnologías de la Información y las Comunicaciones.

**Variable respuesta o dependiente:** Variable objeto del estudio y que sus resultados se pretenden explicar por medio de las variables llamadas explicativas o independientes.

**Variables:** Describen características en las observaciones realizadas.

**Variable:** Objeto matemático que puede tomar diferentes valores. Generalmente asociado a propiedades o características de las unidades de la muestra. Lo contrario de variable es constante.

**Variables independientes o explicativas:** Variables que no sirven para construir un modelo que explique el comportamiento de una o más variables respuesta.

**Varianza:** Característica de una muestra o población que cuantifica su dispersión o variabilidad. La varianza tiene unidades al cuadrado de la variable. Su raíz cuadrada positiva es la desviación típica. La varianza muestral es un estimador sesgado de la varianza poblacional.

**Prueba de rangos con signos de Wilcoxon:** Prueba no paramétrica utilizada para hacer pruebas de hipótesis acerca de la mediana.