

# Predicción de la demanda de energía eléctrica basado en análisis Wavelet y un modelo neuronal auto-regresivo no lineal NAR

*Prediction of electricity demand based Wavelet analysis model and nonlinear autoregressive NAR neural model*

## **CRISTHIAN MORENO CHAPARRO**

Ingeniero Electrónico, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, estudiante de la maestría de la Universidad de Campinas. Investigador del grupo Interferencia y Compatibilidad Electromagnética. Bogotá, Colombia. Contacto: *crismorec@gmail.com*

## **LUIS FERNANDO PEDRAZA MARTÍNEZ**

Ingeniero Electrónico, magister en Ciencias de la Información y las Comunicaciones. Investigador del grupo GIDENUTAS. Profesor de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Bogotá, Colombia. Contacto: *lfpedrazam@udistrital.edu.co*

## **EDWIN RIVAS TRUJILLO**

Ingeniero Eléctrico, doctor en Ingeniería. Director del grupo Interferencia y Compatibilidad Electromagnética. Profesor de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Bogotá, Colombia. Contacto: *erivas@udistrital.edu.co*

Fecha de recepción: 30 de Julio de 2012

Clasificación del artículo: Investigación

Fecha de aceptación: 1 de Octubre de 2012

Grupo de Investigación: GIDENUTAS y GCEM

**Palabras clave:** *Predicción, Demanda de energía eléctrica, Transformada discreta de Wavelet, red neuronal NAR*

**Keywords:** *Prediction, electricity demand, discrete wavelet transform, neural network NAR*

## **RESUMEN**

En este artículo se presenta una propuesta metodológica para la predicción mensual de energía eléctrica del Sistema Interconectado Nacional (SIN) de Colombia, mediante la transformada discreta de Wavelet y una red neuronal artificial. El modelo propuesto utiliza como punto de partida una base de datos univariada en miles de Gwh por mes, entre Agosto del 1995 y Junio de 2010, disponible en el sistema de Neón ([www.xm.com.co](http://www.xm.com.co)). Esta serie es denominada original y consta de 179 muestras.

Con el fin de extraer tendencia y estacionalidad de la serie, en la etapa de pre-procesamiento se utilizó la transformada discreta wavelet (DWT). Debido al carácter no lineal que presenta la serie original, se manejó un modelo neuronal autorregresivo no lineal (NAR) y se determinó un vector de las entradas pasadas necesarias para la predicción con el autocorrelograma (relación que tiene el valor actual de la serie original con sus valores pasados) de la serie residual. Los resultados obtenidos fueron contrastados con un modelo estadístico lineal autorregresivo (AR).

**ABSTRACT**

This paper presents a methodology for predicting monthly power the National Interconnected System (SIN) of Colombia, using discrete wavelet transform and artificial neural network. The proposed model uses as its starting point a database univariate in thousand Gwh per month, between August 1995 and June 2010, available on the Neon system ([www.xm.com.co](http://www.xm.com.co)), the series is called Original and consists of 179 samples. To extract and

seasonal trend of the series, in the pre-processing stage is used discrete wavelet transform (DWT). Because of the nonlinear presents the original series, it managed a neuronal model nonlinear autoregressive (NAR) and found an array of passes required inputs for prediction with autocorrelograma (relationship of the current value of the original series its past values) residual series. The results were compared with a statistical model linear autoregressive (AR).

\* \* \*

**1. INTRODUCCIÓN**

Una vez consultados y evaluados los diferentes trabajos reportados se concluye que no existe un marco general y estricto para hacer la predicción mensual de demanda de energía eléctrica, existiendo variadas técnicas y metodologías. Referente a la técnica de datos, algunos autores consideran las condiciones climáticas, económicas, temporada, consumo de sustitutos energéticos y variables económicas, entre otros, y sus respectivos supuestos de evolución [1], para modelar conjuntamente con los valores pasados de demanda de energía eléctrica, en aras de obtener el mejor desempeño en la predicción. La adición de variables exógenas, si bien están relacionadas con la demanda eléctrica, estudios como [2, 3] reportan excelentes resultados, mientras que otros afirman que puede desmejorar el pronóstico final [1, 4,6] además de ser molesta e inoportuna, ya que debe ser previamente pronosticadas [7]. Por lo tanto se seleccionó una serie univariada concerniente únicamente a los valores pasados de la demanda de energía eléctrica del SIN colombiano, sin la adición de variables que puedan disminuir la capacidad de pronóstico.

Algunos autores [1,6] resaltan la importancia de realizar pre-procesamiento a la serie temporal con el fin de obtener mejores índices de desempeño en los resultados de la predicción. Si una serie de tiempo presenta tendencia, esta debe ser eliminada para mejorar el entrenamiento de las redes neuronales

[8]. Para esta tarea se han utilizado diferentes tipos de pre-procesamiento entre los que se encuentran: suavizado con splines [6, 7] y moving average [7, 9], diferenciación simple unida con diferenciación estacional [10-12], análisis multiresolución (MRA) wavelet con [13,14] y sin eliminación de componentes frecuenciales [15-19, 20 – 21], entre otros. Más sin embargo el procesamiento con análisis wavelet [14,16-17,22-23] han presentado un excelente rendimiento respecto a metodologías que no lo incorporan y modelos tradicionales como AR [16, 17] y Box-Jenkins [22].

Los mejores resultados reportados en la literatura se han obtenido al utilizar un modelo híbrido que involucre un pre-procesamiento de la serie temporal y una predicción utilizando redes neuronales en conjunto con un análisis wavelet. Estos resultados se pueden evidenciar en [13,15,17,22], al comparar los modelos neuronales utilizando wavelet y los modelos neuronales convencionales.

Por otro lado la serie de demanda de energía de SIN de Colombia tiene un carácter no lineal [10, 11, 24], y como señala [25] en este tipo de series es muy difícil realizar predicción a partir de los modelos convencionales (series de tiempo, análisis de regresión, etc.), requiriéndose de modelos que tengan en cuenta las características propias de la serie de demanda. Por ende se optó por el modelo neuronal NAR, dado que presenta mejores índices de desempeño respecto a un modelo estadístico lineal autorregresivo (AR) [26, 27], igualmente me-

jores resultados respecto a su representación con modelos estadísticos [28, 29] y metodologías autorregresivas de media móvil (ARMA) [28].

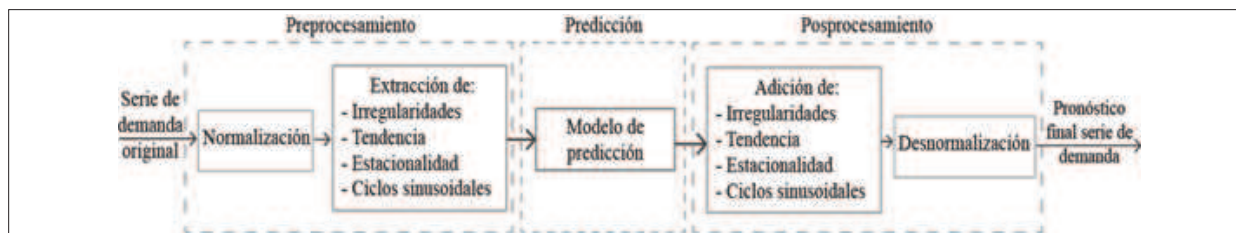
## 2. METODOLOGÍA

Para el pronóstico o la predicción de demanda mensual de energía eléctrica del Sistema Interconectado Nacional de Colombia, se presenta en la Figura 1 mediante un diagrama de bloques

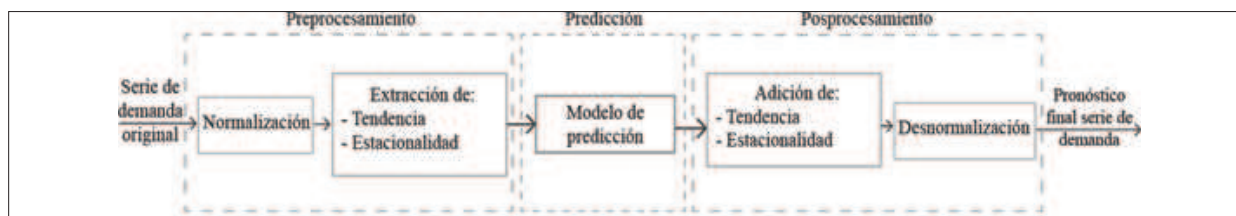
La metodología implementada en la predicción de demanda de energía eléctrica aplicadas al SIN colombiano se realizaron de acuerdo al diagrama de bloques de la figura 2, en donde se ha modelado

la tendencia y la estacionalidad como un par de funciones determinísticas, que finalmente se adicionan para obtener el pronósticos final de la serie de demanda [10-12].

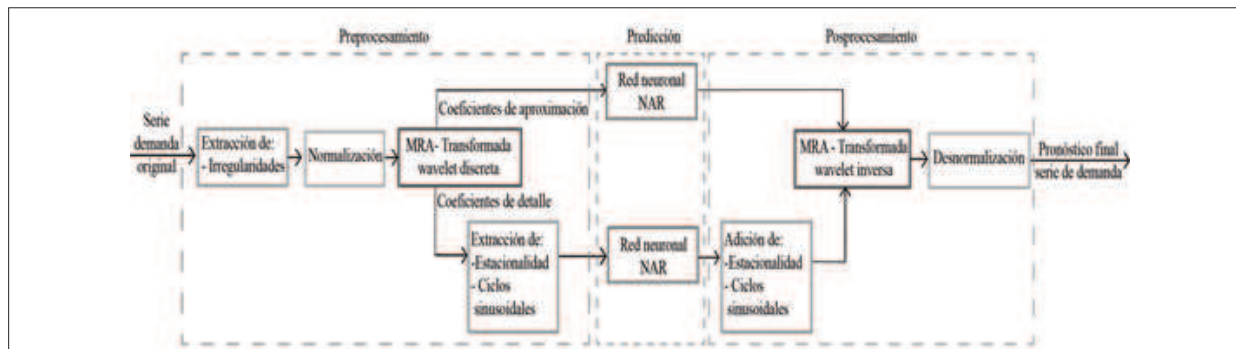
Para el caso de las predicciones realizadas con análisis multiresolución wavelet se ha seguido la estructura metodológica expuesta en la figura 3, según la cual cada sub-serie obtenida se modela y pronostica independientemente, consiguiendo así el modelo final a partir del conjunto de las predicciones parciales. Éste se asocia con la componente de aproximación con la tendencia que para este tipo de análisis se considera como una serie que posee un comportamiento estocástico y no como una función con características determinísticas



**Figura 1.** Diagrama de bloque para la predicción de la serie temporal.  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 2.** Estructura metodológica utilizada para la predicción de demanda energética del SIN colombiano.  
Fuente: Elaboración propia.



**Figura 3.** Diagrama de bloques de la propuesta metodológica para la predicción de demanda energética del SIN.  
Fuente: Elaboración propia.

[13-15, 18,21].

### 2.1 Serie de demanda original

Para el pronóstico mensual de la demanda eléctrica del Sistema Interconectado Nacional (SIN) de Colombia, se utilizó una serie que incluye únicamente datos históricos de consumo de energía del SIN y evita la inclusión de variables exógenas como la temporada, efectos climáticos, factores económicos, consumos de sustitutos y evolución del consumo, las cuales pueden verse reflejadas en un decremento en los resultados de predicción [1, 4, 11, 12]. Esta serie ha sido utilizada en estudios previos [10, 11].

La serie está dada en miles de Gwh por mes y es denominada serie de demanda original, consta de 179 muestras distribuidas entre agosto de 1995 y junio de 2010 (figura 4) y se encuentra disponible en el sistema de Neón ([www.xm.com.co](http://www.xm.com.co)).

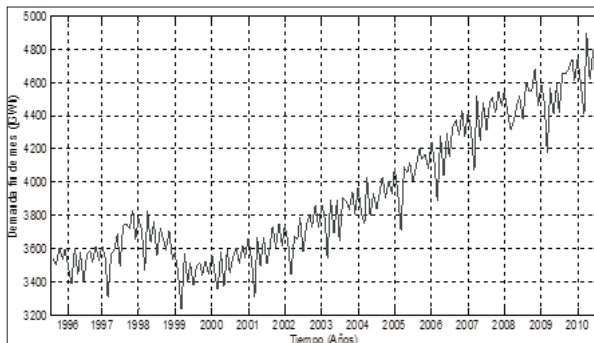


Figura 4. Serie de demanda original del SIN. Fuente: Elaboración propia.

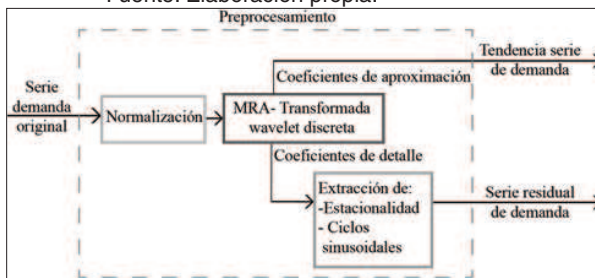


Figura 5. Estructura propuesta para el pre-procesamiento. Fuente: Elaboración propia.

### 2.2 Pre-procesamiento propuesto para la serie temporal

La primera etapa corresponde al pre procesamiento encargado de realizar varias tareas para facilitar el entrenamiento de la red y mejorar los resultados de la predicción final para lo cual se trabajará con 155 muestras de las 179, dejando las 24 muestras restantes como prueba del pronóstico [10-12].

### 2.3 Normalización

Se normaliza la serie original con el valor máximo de la serie de demanda original en el rango de cero a uno, de acuerdo a la ecuación (1), obteniéndose la representación de los primeros 155 muestras en la figura.6.

$$\text{Serie de demanda normalizada} = \frac{\text{Serie de demanda original}}{\text{Valor maximo serie de demanda original}} \quad (1)$$

### 2.4 Determinación y extracción de tendencia a partir de análisis multiresolución (MRA) con transformada discreta de Wavelet

Para elegir la wavelet madre adecuada y hacer el análisis multiresolución se ha utilizado un índice relativo de correlación propuesto por Rivas et al [31]. El índice viene dado por la ecuación (2).

$$\frac{1}{N} \sum |f[t]|^2 = \sum_{-\infty}^j |d^j [n]|^2 + \sum_{n \in Z_j} |a_j [n]|^2 \quad (2)$$

Al aplicar a la serie normalizada diversas wavelet madre entre las cuales se encuentran bio-or-

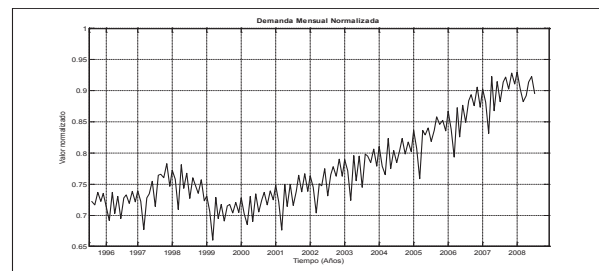
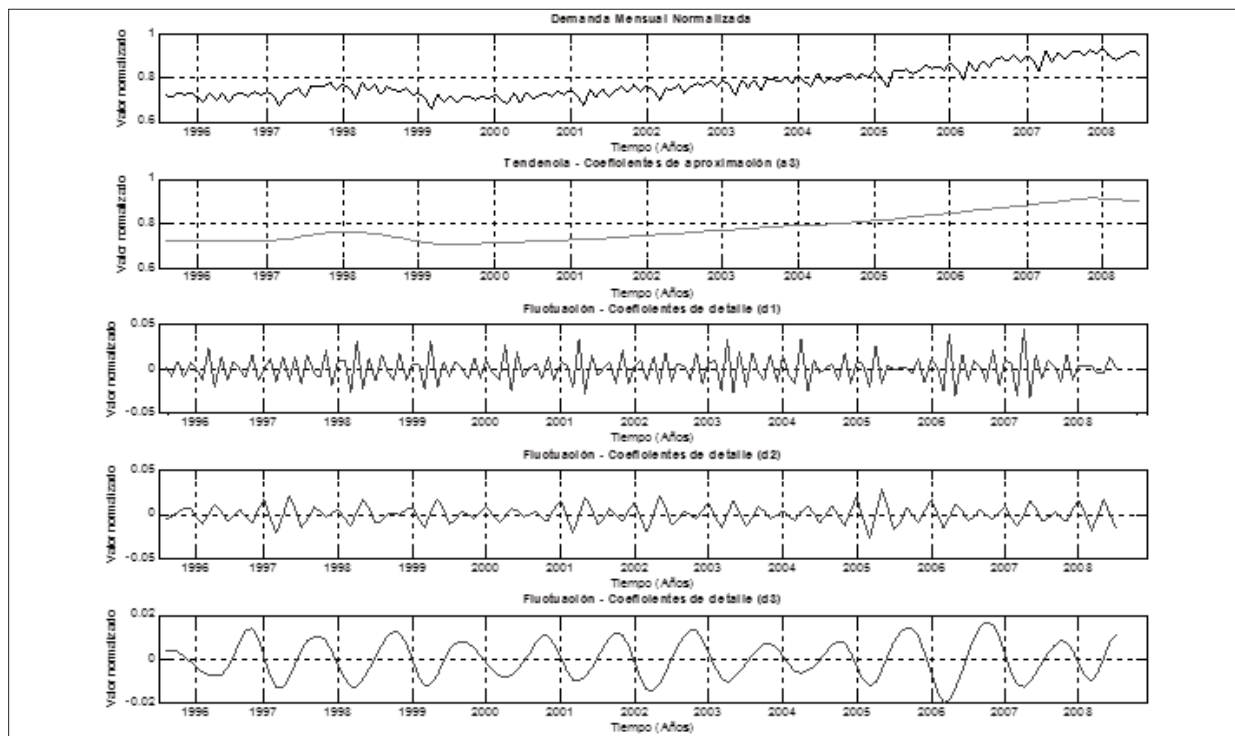


Figura 6. Serie de demanda normalizada. Fuente: Elaboración propia



**Figura 7.** Descomposición wavelet de nivel 3.

Fuente: Elaboración propia.

togonales y bio-ortogonales inversas (1.1, 1.3, 1.5, 2.2, 2.4, 2.6, 2.8, 3.1, 3.3, 3.5, 3.7, 3.9, 4.4, 5.5, 6, 8), Coiflet (1 a 5), Haar, Daubechies (1 a 10) y Symlet (1 a 8), se encontró que mayor coeficiente de correlación se obtuvo con la wavelet madre coiflet de orden 5 (tabla 1).

**Tabla 1.** Comparación de los índices obtenidos de diferentes Wavelet madres.

WAVELET MADRE	ORDEN	ÍNDICE DE LA SEÑAL
Coiflet	5	130.8489
Coiflet	4	126,4903
Biertogonal	6.8	122,8871
Biertogonal inversa	6.8	122,8791
Coiflet	3	122,0905

Daubechies	10	122,0714
------------	----	----------

Fuente: Elaboración propia.

Una vez encontrada la madre y orden wavelet adecuados para la predicción se propone un estudio independiente con los niveles de descomposición de 1 a 6, tomando como punto de partida el nivel tres para la descomposición de la serie normalizada, al tratarse del valor más utilizado en la literatura para la predicción de demanda de energía eléctrica [13,20].

El nivel de descomposición tres sub-divide la serie en diversas componentes (figura 7), en donde la serie de baja frecuencia tiene la mayor importancia en el pronóstico y se asocia a la tendencia [13, 16, 17, 20, 22] mientras la suma de las componentes de fluctuación o detalle corresponden a la serie que define los pormenores de la demanda.

De esta forma el análisis multiresolución wavelet representan a la serie normalizada en dos compo-

nentes: la serie de tendencia (figura 8) y la serie de los componentes de fluctuación o serie sin tendencia (figura 9), que son tratadas independientemente debido a que presentan diferentes características.

### 2.5 Determinación y extracción de la estacionalidad

La serie de demanda de energía eléctrica del SIN colombiano presenta una estacionalidad anual reportada anteriormente por [10,11,24] y que puede observarse en el autocorrelograma (figura 10) como el pico de 12 meses con mayor amplitud presente que se repite año a año.

Igualmente al realizar el espectro en frecuencia (figura 11) se observan 3 picos que sobresalen del espectro, reflejando los valores relacionados de estacionalidad, donde nuevamente se ve el valor de 12, acompañado por armónicas estacionalidades de menor duración, incluidas en el mismo.

Al tratarse con una componente anual repetitiva predominante (12 meses), para obtener la serie sin estacionalidad se ha aplicado la media de los valores pasados, obteniéndose la serie original sin tendencia ni estacionalidad (figura 12).

Al realizar el correlograma de la serie sin tendencia ni estacionalidad se pudo observar que no presenta valores repetitivos o picos, es decir, no presenta

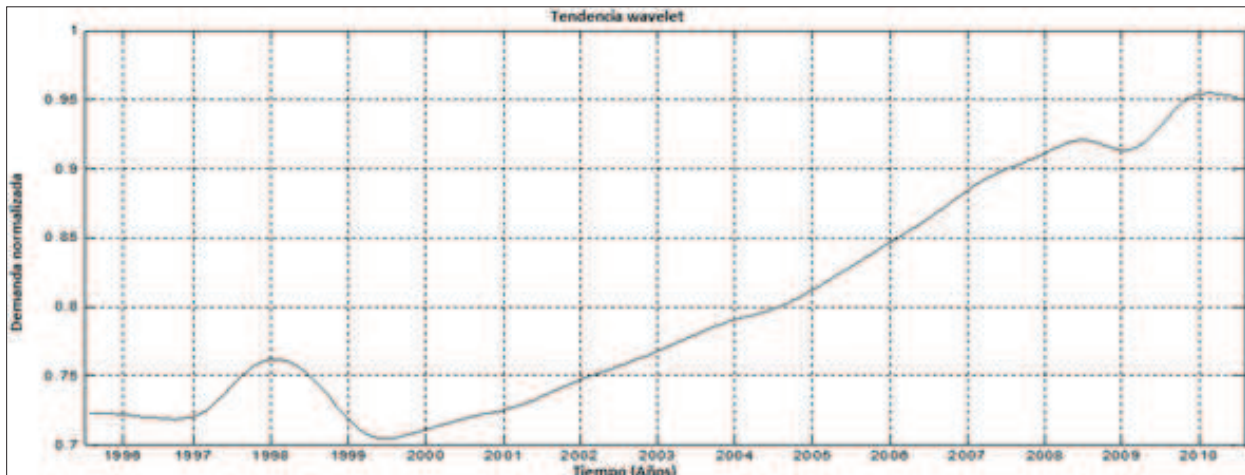


Figura 8. Tendencia serie normalizada

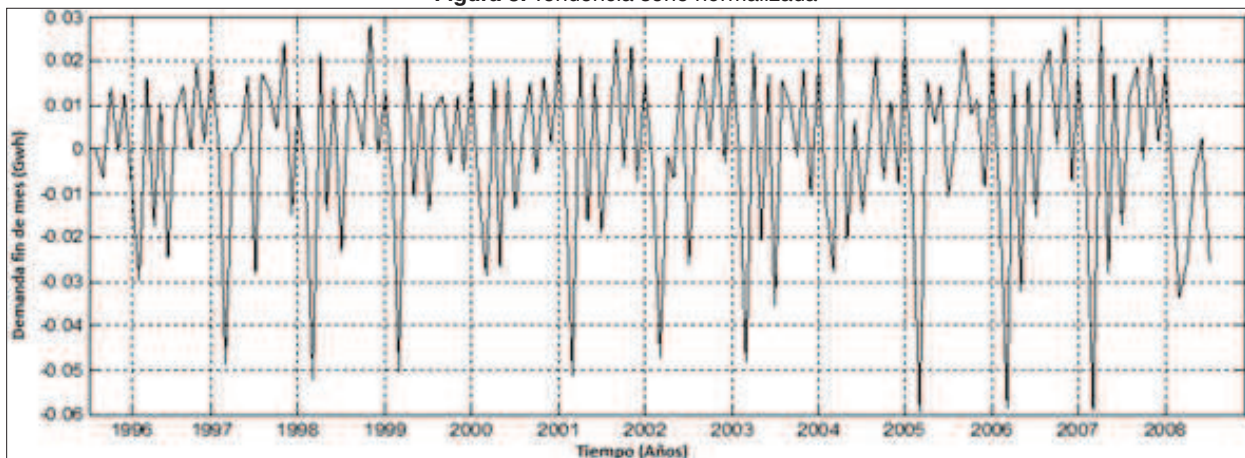


Figura 9. Serie original sin tendencia wavelet de nivel 3.

Fuente: Elaboración propia

ciclos sinusoidales.

Por otro lado, resulta indispensable realizar el análisis de autocorrelación o autocorrelograma de la serie residual para determinar el número adecuado de entradas pasadas necesarias para la predicción y confrontarlo con el valor de doce muestras pasadas recomendado en la literatura científica, e implementado por [7].

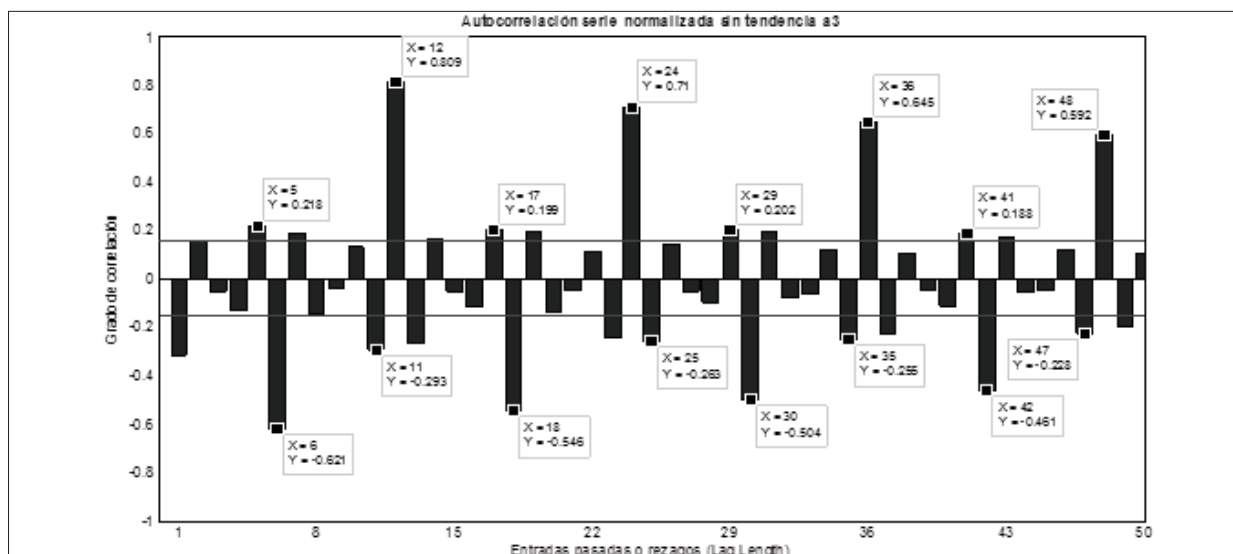
Con base en el autocorrelograma se obtiene para cada nivel de descomposición de la Wavelet madre Coiflet 5 el número de entradas pasadas o rezagos necesarios para realizar la predicción, cuyo resu-

men se presentan en la tabla 2.

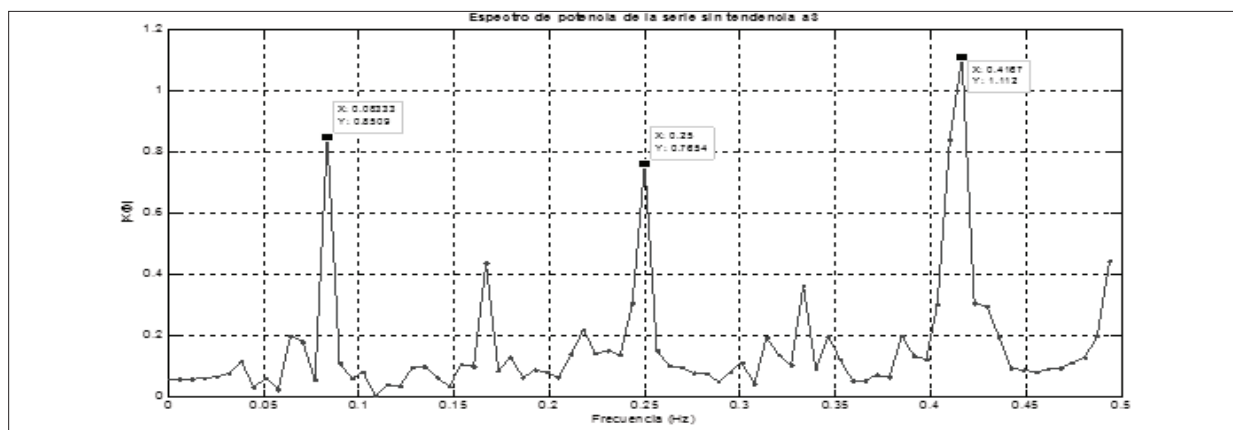
**Tabla 2.** Índices obtenidos en los diferentes niveles de descomposición wavelet para la serie completa.

NIVEL DE DESCOMPOSICIÓN	ENTRADAS PASADAS PARA LA PREDICCIÓN
1	3, 4, 11, 22-24, 33, 34, 45, 46, 56, 57
2	12, 23, 24, 33
3	7, 23, 24
4	2, 3, 10-17, 23, 26, 28-32
5	2-7, 12-27
6	2-9, 15-33, 35

De la tabla 2 se han seleccionado únicamente los

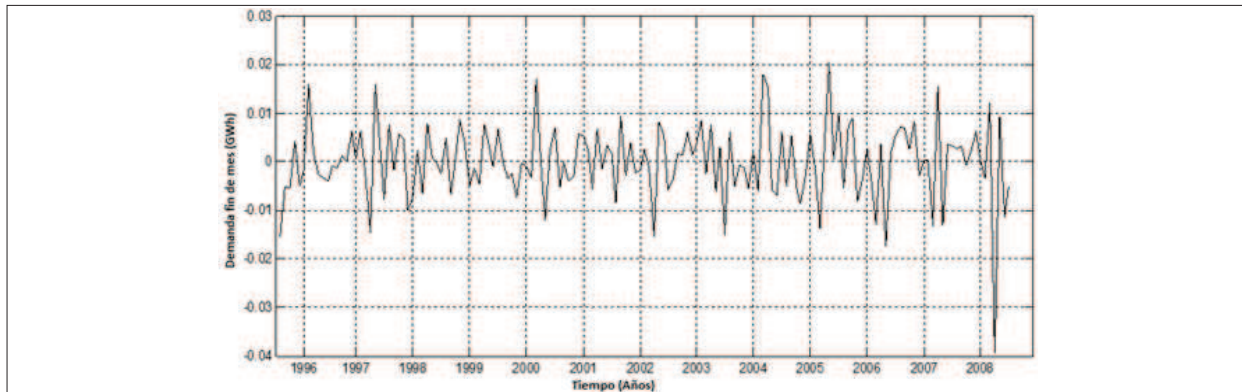


**Figura 10.** Autocorrelograma serie sin tendencia



**Figura 11.** Espectro en frecuencia de la serie sin tendencia.

Fuente: Elaboración propia.



**Figura 12.** Serie original sin tendencia, ni estacionalidad.

Fuente: Elaboración propia

valores de descomposición 2 y 3, debido a que no presentan un número elevado de entradas pasadas, ni estacionalidad o tendencia marcada representada con un pico cercano a cero en su espectro de potencia [30]. Adicionalmente, se considera el valor de 12 utilizado por [7] y considerado como valor de entradas pasadas únicamente en el nivel de descomposición 3, debido a que en diversas simulaciones ha probado ser el valor más adecuado en predicción mensual [31, 32].

## 2.6 Predicción de la demanda de energía eléctrica

La serie de tiempo se divide en dos conjuntos: in-sample para la estimación (entrenamiento) y out-of-sample (prueba) para evaluar la capacidad predictiva con datos que no fueron conocidos por la red neuronal durante el entrenamiento. A su vez la serie in-sample se divide en dos conjuntos: uno para estimación (entrenamiento o fitting) de los parámetros y el otro para probar la generalización (validación o validation). Los datos de entrada a la red neuronal se dividen así en tres conjuntos, cada uno con diferentes características y porcentajes de partición dados.

De acuerdo a esto y conforme a los estudios realizados anteriormente con esta serie de demanda [11, 12], se consideran las últimas veinticuatro muestras para el conjunto de prueba, mismo valor que se asigna al conjunto de validación, mientras el

conjunto de entrenamiento corresponde a los restantes ciento treinta y un valores. De esta forma son constituidos los conjuntos para la predicción que se reportan en la tabla 3.

**Tabla 3.** Partición de los conjuntos de entrada para la predicción.

CONJUNTO DE DATOS	VALOR PORCENTUAL	NÚMERO DE MUESTRAS
Entrenamiento	73.184 %	131
Validación	13.407 %	24
Prueba	13.407 %	24

Para la red neuronal NAR, se han seleccionado los valores estándar descritos en la tabla 4, realizando un pronóstico independiente para cada una de las series obtenidas en el pre-procesamiento. Se dispondrán de dos redes neuronales: una encargada para el pronóstico de la tendencia y otra destinada a la predicción de la serie residual (figura 13).

**Tabla 4.** Valores estándar del modelo neuronal NAR.

Parámetro	Valor estándar
Capas ocultas	3 [2,3,28,34]
Número neuronas en la capa oculta	4 [11, 27, 28]
Número neuronas en la de salida	1 [2,3,28,34]
Algoritmo de entrenamiento	Levenberg-Marquardt [27,29,35]
Partición para el entrenamiento	En bloque [2,3,28,34]
Número de épocas de entrenamiento	500 [27,36]
Objetivo	0 [37]



Chequeos de validación (validation checks)	6 [37]
Gradiente	1e-5 [37]
Taza de aprendizaje	0.01 [37]
Función de activación capa oculta	Sigmoidal logística [28, 37]
Función de activación capa de salida	Lineal [28, 37]

### 3. POST-PROCESAMIENTO DE LA SERIE TEMPORAL

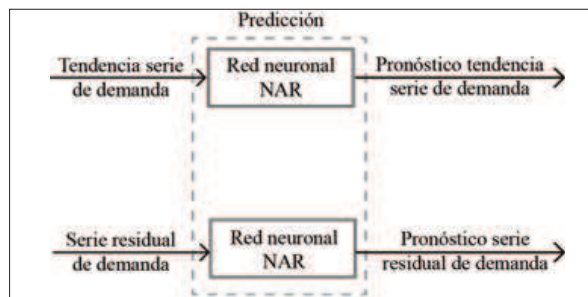
El bloque de post-procesamiento se encarga de realizar funciones inversas al de pre-procesamiento, realizando la adición de los ciclos sinusoidales en caso de ser requeridos y de la correspondiente estacionalidad, para luego realizar la transformada inversa de wavelet que simplemente corresponde a una suma de la serie con la adición de las componentes antes mencionadas con el pronóstico de la serie de tendencia. El pronóstico final se consigue luego de la des normalización (figura 14) con el valor máximo utilizado en el pre-procesamiento, dicho valor es comparado con el conjunto de prueba de la serie original obteniéndose así diferentes índices de desempeño.

#### 3.1 Indicadores de desempeño

Para evaluar el desempeño se evalúan tanto los errores obtenidos para las primeras doce predicciones (un año), como para el pronóstico realizado a veinticuatro meses (dos años). En la tabla 5 son presentados los indicadores adoptados.

#### 3.2 Estudio paramétricos

En esta sección se compara un método convencional para la descomposición de series con la metodología propuesta que hace uso de MRA Wavelet con el fin de conseguir el mejor pronóstico para la demanda energética del SIN. En cada caso se realizaran 50 pruebas para determinar tanto el tipo de procesamiento de la serie temporal como el valor de los parámetros que proporcionen el mejor desempeño en la predicción mensual de demanda de

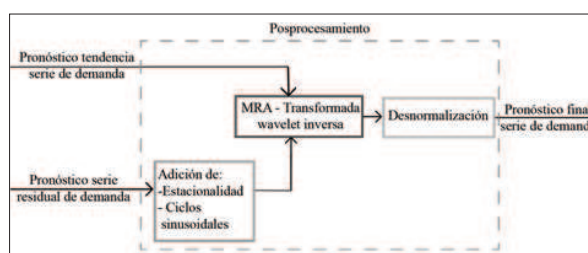


**Figura 13.** Estructura propuesta para la predicción.  
Fuente: Elaboración propia

energía dados por la red neuronal. Para la evaluación en cada estudio paramétrico, se selecciona el modelo que presente los mejores índices de error, es decir, la media (Mean) del error con el valor más cercano a cero y su respectiva desviación estándar (STD) con el menor valor posible de dispersión.

#### 3.3 Análisis de la serie completa

Antes de efectuar las pruebas con la metodología propuesta se evalúan los resultados obtenidos al realizar la predicción luego de extraer la tendencia y estacionalidad con los métodos tradicionales. Los índices de desempeño alcanzados con la me-



**Figura 14.** Estructura propuesta para el pos-procesamiento.  
Fuente: Elaboración propia.

todoología clásica que hacen uso del operador de diferencia son presentados en la tabla 6.

En las tablas 7 y 8 se muestran los resultados al realizar las pruebas con los niveles de descomposición wavelet 2 y 3 que hacen uso de los valores medios mensuales para extraer la estacionalidad.

**Tabla 5.** Indicadores de desempeño para la predicción.

INDICADOR	TÉRMINO EN INGLÉS	SIGLAS	ECUACIÓN
Desviación media absoluta	Median <u>Absolute Deviation</u>	MAD	$MAD = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N  E_t $
La raíz del error cuadrático medio	<u>Root Mean Square Error</u>	RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N E_t^2}{N}}$
Error porcentual	<u>Percentage error</u>	%E	$\%E = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left  \frac{E_t}{Y_t} \right  * 100$

En cada una de las tablas de resultados se resaltan los valores que presentan el mejor desempeño con su respectivo valor de entradas pasadas, para el caso del modelo con operador diferencia los mejores resultados que fueron obtenidos con 13 rezagos, mientras para los modelos wavelet 2 y 3 los valores más relevantes fueron 24 y 23 respectivamente. En la tabla 9 se confronta el mejor valor en cada modelo para determinar cuál de ellos presenta el mejor desempeño en la predicción final.

De la tabla 9 se puede inferir que el modelo con nivel 2 de descomposición wavelet para extraer la tendencia y con media de los meses para eliminar

la estacionalidad presenta los mejores índices de desempeño al realizar la predicción en cada uno de los indicadores tanto para 12 como 24 meses, haciendo uso de 24 entradas pasadas, lo cual se evidencia en que sus indicadores de desempeño presentan valores más cercanos a cero, además de una media con menor valor o dispersión respecto a los demás modelos. En otras palabras el modelo que presentó mejores resultados fue aquel que utilizó wavelet nivel dos con un porcentaje de error de 0.590%, 2.194% menos que el modelo que uso operador diferencial y 0.365% menos que el modelo que utilizó wavelet nivel tres.

**Tabla 6.** Resultados operador diferencia de la serie completa o con irregularidades.

ENTRADAS PASADAS	MAD		RMSE		%E		MAD		RMSE		%E	
	(12 meses)		(12 meses)		(12 meses)		(24 meses)		(24 meses)		(24 meses)	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
12	144,237	87,450	171,712	86,822	3,324	2,017	147,791	95,357	175,303	93,365	3,365	2,168
13	122,979	46,726	151,732	49,497	2,832	1,078	122,259	49,169	149,468	51,357	2,784	1,118
22	137,670	78,688	160,391	78,811	3,178	1,821	143,654	83,164	168,975	83,472	3,274	1,896
23	136,113	88,364	156,198	85,609	3,141	2,035	139,499	95,470	161,999	93,451	3,178	2,170
24	130,469	91,987	152,025	91,251	3,017	2,126	135,923	98,392	158,623	98,245	3,100	2,242

**Tabla 8.** Resultados predicción con wavelet nivel 3 sobre la serie completa

ENTRADAS PASADAS	MAD		RMSE		%E		MAD		RMSE		%E	
	(12 meses)		(12 meses)		(12 meses)		(24 meses)		(24 meses)		(24 meses)	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
7	38,147	4,877	45,971	7,365	0,847	0,106	42,885	3,196	53,060	4,433	0,931	0,069
12	34,128	6,519	42,598	10,597	0,755	0,142	45,131	5,552	56,287	7,157	0,980	0,120
23	33,391	8,476	41,195	10,923	0,741	0,187	43,995	5,732	56,217	7,604	0,955	0,125
24	36,228	9,148	47,703	13,535	0,806	0,206	43,412	7,927	56,966	11,008	0,945	0,175

**Tabla 9.** Comparación de los mejores resultados en cada experimento sobre la serie completa

MODELO	MAD		RMSE		%E		MAD		RMSE		%E	
	(12 meses)		(12 meses)		(12 meses)		(24 meses)		(24 meses)		(24 meses)	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
Operador diferencia	122,979	46,726	151,732	49,497	2,832	1,078	122,259	49,169	149,468	51,357	2,784	1,118
Wavelet nivel 2	23,879	6,405	32,073	10,760	0,533	0,143	27,021	4,997	35,373	7,738	0,590	0,109
Wavelet nivel 3	33,391	8,476	41,195	10,923	0,741	0,187	43,995	5,732	56,217	7,604	0,955	0,125

La representación de la predicción en el tiempo de cada uno de los modelos confrontados se presenta en la figura 15

Finalmente, se presenta en la tabla 10 la comparación entre el costo computacional de cada uno de los modelos, resaltando que, aunque con el MRA wavelet, incrementan el tiempo de ejecución total para la predicción en un 57.282 % en la media respecto al modelo convencional, este aumento no representa un valor significativo para esta aplicación.

**Tabla 10.** Comparación de los mejores resultados obtenidos sobre la serie completa.

MODELO	Costo computacional	
	(Segundos)	
	Mean	STD
Operador diferencia	4,305	2,323
Wavelet nivel 2	6,771	1,413
Wavelet nivel 3	11,825	6,153

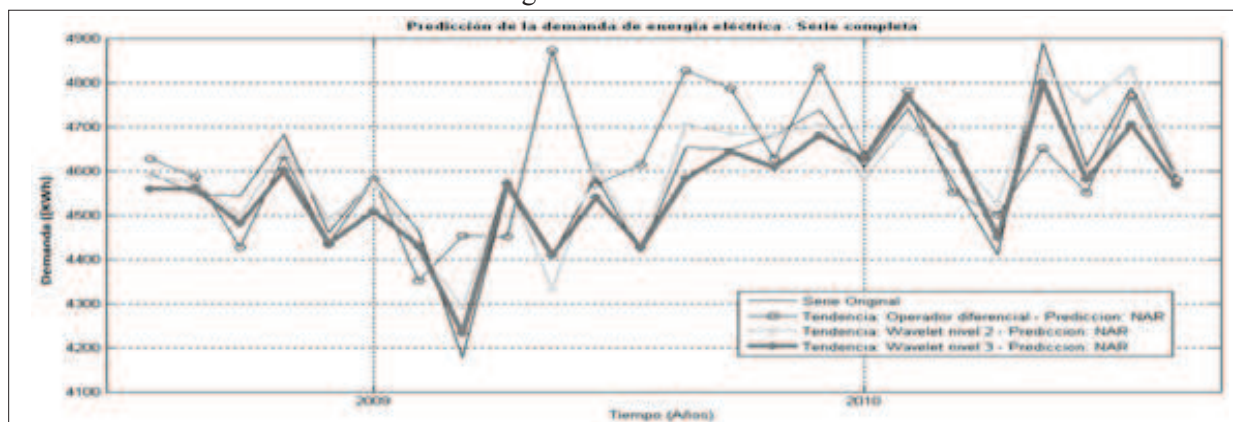
## 4. CONCLUSIONES

Para el caso de la serie de demanda de energía del

SIN colombiano, el estudio realizado arrojó que los valores de wavelet madre Coiflet con orden 5 son los que mejor representan la evolución del consumo y que en adición con el nivel de descomposición 2 presentan el mejor pre-procesamiento. Luego de realizar el estudio paramétrico tanto en el pre y post-procesamiento y obtener los resultados en cada caso se infiere que para la serie de demanda energética colombiana no hay necesidad de extraer ciclos sinusoidales cuando se trabaja con análisis MRA basado en wavelet, debido a que dentro de las características propias de la serie, no existen valores repetitivos de largo plazo.

Es indispensable realizar el análisis de autocorrelación o autocorrelograma de la serie residual para determinar el número adecuado de entradas pasadas necesarias para la predicción, puesto que el valor de doce muestras pasadas recomendado en la literatura científica no siempre conlleva a los mejores resultados.

Los índices de desempeño alcanzados por la metodología que incorpora MRA, basado en transformada wavelet, en conjunto con el modelo neuronal



**Figura 15.** Predicción de los mejores resultados en cada experimento sobre la serie completa  
Fuente: Elaboración propia.

autorregresivo no lineal (NAR) sobrepasaron los indicadores obtenidos con un pre-procesamiento clásico dado por el operador diferencia en conjunto con el modelo NAR, mejorando substancialmente la predicción mensual de demanda de energía eléctrica del SIN colombiano para los horizontes de 12 y 24 meses.

Al implementar MRA wavelet se obtuvieron mejo-

res índices de desempeño respecto a la utilización de operador diferencia y si bien hubo un incremento en el costo computacional para la aplicación puntual de demanda mensual de energía eléctrica del SIN de Colombia no tiene mayor impacto, debido a que se trata de un pronóstico de mediano plazo y el aumento en tiempo real no representa un valor substancial.

## REFERENCIAS

- [1]. S. Medina and J. García, “Predicción de demanda de energía en Colombia mediante un sistema de inferencia difuso neuronal”, *Revista Energética*, Vol. 33, p.p. 15–24. 2005.
- [2]. T. W. Chow and C.-T. Leung, “Nonlinear autoregressive”., *IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib.*, Vol. 143, p.p. 500-506. 5, 1996.
- [3]. T. W. Chow and C.-T. Leung, “Nonlinear autoregressive integrated neural network model for short-term load forecasting”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, p.p. 1736–1742. 4, 1996.
- [4]. S. Mirasgedis et al. 2-3, “Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather”, *Energy*, Vol. 31, p.p. 208-227, 2006.
- [5]. M. Ghiassi, D. K. Zimbra, and H. Saidane, “Medium term system load forecasting with a dynamic”, *Electric Power Systems Research*, Vol. 76, p.p. 302-316. 5, 2006.
- [6]. A. F. Barrientos, J. Olaya, and V. M. González, “Un modelo spline para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica”, *Revista Colombiana de Estadística*, Vol. 30, p.p. 187–202. 2, 2007.
- [7]. E. González-Romera, M. Á. Jaramillo-Morán, and D. Carmona-Fernández, “Monthly Electric Energy Demand Forecasting Based on Trend Extraction”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 21, p.p. 1946-1953. 4, 2006.
- [8]. T. Taskaya-Temizel and M. C. Casey, “A comparative study of autoregressive neural network hybrids”, *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, Vol. 18, p.p. 781-789. 5-6, 2005.
- [9]. A. L. Valencia, C. A. Lozano, and C. A. Moreno, “Modelo de promedios móviles para el pronóstico horario de potencia y energía eléctrica”, *El Hombre y la Máquina*, p.p. 96-105. 29, 2007.
- [10]. C. J. Franco, J. D. Velásquez and Y. Olaya, “Caracterización de la demanda mensual de electricidad en Colombia usando un modelo de componentes no observables”, *scielo.unal.edu.co*, p.p. 221-235. 2008.
- [11]. J. D. Velásquez, C.J. Franco and H. A. García, “Un modelo no lineal para la predicción de la demanda”, *Estudios Gerenciales*, Vol. 25, p.p. 37-54. 112, 2009.
- [12]. V. M. Rueda Mejía, *Predicción del Consumo de Energía en Colombia con Modelos no Lineales*. s.l. : Universidad Nacional de Medellín, 2011.
- [13]. A. J. Rocha Reis and A. P. Alves da Silva, “Feature Extraction via Multiresolution Analysis for Short-Term Load Forecasting”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 20, p.p. 189-198. 1, 2005.
- [14]. A. S. Pandey, D. Singh, and S. K. Sinha, “Intelligent hybrid wavelet models for short-term load forecasting”, *Power Systems*, Vol. 25, p.p. 1266–1273. 3, 2010.
- [15]. C. Xia, B. Lei, C. Rao, and Z. He, “Research

- on short-term load forecasting model based on wavelet* , Natural Computation, Vol. 2, p.p. 830–834. 3, 2011.
- [16]. D. Benaouda and F. Murtagh, “*Electricity Load Forecast using Neural Network Trained from Wavelet-Transformed Data*” , IEEE International Conference on Engineering of Intelligent Systems, p.p. 1-6. 1, 2006.
- [17]. D. Benaouda, F. Murtagh, J.-L. Starck, and O. Renaud. “*Wavelet-based nonlinear multiscale decomposition model for electricity load forecasting*” , Neurocomputing, Vol. 70, p.p. 139-154. 1-3, 2006.
- [18]. T. Nengling, J. Stenzel, and W. Hongxiao, “*Techniques of applying wavelet transform into combined model for short-term load forecasting*” , Electric Power Systems Research, Vol. 76, p.p. 525-533. 6-7. 2006
- [19]. Sinha, L. L. Lai, P. K. Ghosh, and Y. Ma, “*Wavelet-GA-ANN Based Hybrid Model for Accurate Prediction of Short-Term Load Forecast*” N. , International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, p.p. 1-8. 2007.
- [20]. N. Amjady and F. Keynia. “*Short-term load forecasting of power systems by combination of wavelet transform and neuro-evolutionary algorithm*” , Energy, Vol. 34, p.p. 46-57. 1, 2009.
- [21]. J. Eynard, S. Grieu, and M. Polit, “*Wavelet-based multi-resolution analysis and artificial neural networks for forecasting temperature and thermal power consumption*” , Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 24, p.p. 501-516. 3, 2011.
- [22]. A. Almasri, H. Locking, and G. Shukur, *Wavelet based forecasting approach, with application.*, Financial Theory and Engineering (ICFTE), p.p. 104–107. 2010.
- [23]. C. Xia, J. Wang, and K. McMenemy, “*Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks*” , International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 32, p.p. 743-750. 7, 2010.
- [24]. V. M. Rueda, J. D. Velásquez Henao, and C. J. Franco Cardona, “*Avances recientes en la predicción de la demanda de electricidad usando modelos no lineales*” , Dyna, p.p. 36-43. 167, 2011
- [25]. A. Khotanzad, R. -C. Hwang, A. Abaye, and D. Maratukulam, “*An adaptive modular artificial neural network hourly load forecaster and its implementation at electric utilities*” , IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, p.p. 1716-1722. 3, 1995.
- [26]. E. Safavieh, S. Andalib, and A. Andalib, “*Forecasting the Unknown Dynamics in NN3 Database Using a Nonlinear Autoregressive Recurrent Neural Network*” ., International Joint Conference on Neural Networks, p.p. 2105-2109. 2007.
- [27]. G. Mustafaraj, G. Lowry, and J. Chen, “*Prediction of room temperature and relative humidity by autoregressive linear and nonlinear neural network models for an open office*” , Energy and Buildings, Vol. 43, p.p. 1452-1460. 6, 2011.
- [28]. S. Joekes, E. P. Barbosa, and W. Robledo, “*Modelado y pronostico de una serie de tiempo contaminada empleando redes neuronales y procedimientos estadísticos tradicionales*” , Revista de la Sociedad Argentina de Estadística, Vol. 9, p.p. 1-20. 2005.
- [29]. E. Pisoni, M. Farina, C. Carnevale, and L. Piroddi, “*Forecasting peak air pollution levels using NARX models*” , Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 22, p.p. 593-602. 4-5, 2009
- [30]. O. E. Baccino, “*Comportamientos Cíclicos en la Actividad Económica de la Argentina 1993-2006*” , Asociación Argentina de Economía Política (aaep), Vol. 12, p.p. 1-25. 2006.
- [31]. M. A. Jaramillo, D. Carmona, E. González, and J. A. Álvarez, “*Electric energy demand forecasting with neural networks*” , Proc. 28th Conf. IEEE Ind. Electron. Soc. (IECON), p.p. 1860–1865. 2002.

- [32]. M. A. Jaramillo, D. Carmona, E. González and J. A. Álvarez, “Reliability of the forecasting of the monthly demand of electric energy with neural networks”, in Proc. Int. Conf. Renewable Energy Power Quality (ICREPQ), p.p. 111–117. 2003.
- [33]. U. Anders and O. Korn, “Model selection in neural networks”, Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society, Vol. 12, p.p. 309-323. 2, 1999.
- [34]. J. T. Connor, R. D. Martin, and L. E. Atlas, “Recurrent neural networks and robust time series prediction”, IEEE transactions on neural networks, Vol. 5, p.p. 240-254. 2, 1994.
- [35]. P. Amani, M. Kihl, and A. Robertsson, “Multi-step ahead response time prediction for single server queuing systems”, Computers and Communications (ISCC), IEEE Symposium on, p.p. 950 - 955. 2011.
- [36]. H. T. Pham, V. T. Tran, and B.-S. Yang, “A hybrid of nonlinear autoregressive model with exogenous input and autoregressive moving average model for long-term machine state forecasting”, Expert Systems with Applications, Vol. 37, p.p. 3310-3317. 4, 2010.
- [37]. M. Hudson Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, “Neural Network Toolbox™ 7 User’s Guide” s.l. : The MathWorks, Inc., 2010.
- [38]. E. Rivas, J.C. Burgos and J.C. García-Prada, “Condition Assessment of Power OLTC by Vibration Analysis Using Wavelet Transform”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 24, p.p. 687-694. 2, 2009.