

Automatización de Contratación Horaria de Potencia Eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional

Rodney Fariña

Universidad del Cono Sur
de las Américas (UCSA)
Administración Nacional
de Electricidad (ANDE)
Asunción, Paraguay
damian.rodney@gmail.com

Oscar Barboza

Universidad del Cono Sur
de las Américas (UCSA)
Asunción, Paraguay
oscarbargim@hotmail.com

Jorge Mendoza

Pontificia Universidad
Católica de Valparaíso
Valparaíso, Chile
direccion.eie@pucv.cl

Abstract—El objetivo principal de este trabajo ha consistido en desarrollar una metodología que permita realizar la programación operativa de corto plazo, prediciendo la demanda horaria de potencia eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional (SIN), considerando las restricciones operativas, económicas y contractuales para el despacho de potencia, de manera a reducir los costos de compra de potencia y energía de la Administración Nacional de Electricidad de Paraguay 'ANDE'. Para el efecto, se ha analizado la influencia de diferentes factores en la demanda de energía eléctrica en el Paraguay, con el propósito de identificar aquellos de mayor impacto, para utilizarlos posteriormente en un modelo de pronóstico de demanda. Considerando la complejidad de las series de demanda, dicho pronóstico se ha realizado mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA). Junto con las condiciones operativas del SIN, que imponen restricciones físicas y contractuales, considerando costos de despacho asociados y la curva de carga del sistema, estimada mediante la RNA, se ha elaborado un modelo de optimización, implementado mediante Programación Lineal Entera Mixta (PLEM), cuya función objetivo es la de reducir los costos diarios por despacho de las centrales que abastecen al SIN. Fueron verificadas instancias particulares para corroborar el correcto funcionamiento del modelo PLEM. Posteriormente, se ha realizado la integración de la RNA con el modelo PLEM, simulando diversos escenarios para verificar la robustez de la metodología propuesta, proporcionando resultados alentadores en relación a la precisión del pronóstico de la demanda, la factibilidad del despacho prescripto y la reducción de los costos por compra de potencia y energía.

Palabras Clave — Predicción de Demanda de Corto Plazo; Programación Lineal Entera Mixta; Red Neuronal Artificial.

I. INTRODUCCIÓN

La operación electro-energética del SIN debe ser planificada para asegurar el suministro de energía con suficiencia técnica y bajos costos. Esta programación operativa debe considerar restricciones técnicas, como equipos en mantenimiento y generadores indisponibles, aspectos contractuales, etc., así como factores coyunturales como el clima y los feriados especiales, que inciden en el uso de la energía por parte de los diversos grupos de consumidores. En este sentido, la demanda de potencia global del país condiciona la contratación de potencia y la compra de energía de las centrales hidroeléctricas, lo que constituye el principal componente del costo operativo de la ANDE. En el año 2013 [1], los costos de operación ascendieron a poco más de 612 MUS\$ (Millones de Dólares Americanos), correspondiendo a compra de energía (ITAIPIU y Yacretá) el 51,05%, mientras que el 1,41% de dicho costo fue debido a los gastos asociados a la operación y el mantenimiento

de la CH-ACY (Central Hidroeléctrica de Acaray) y las centrales térmicas de la ANDE. Así, en el año 2013, el 52,46% de los costos operativos estuvieron relacionados con la generación de energía (compra y generación propia). En los años 2012[2] y 2011[3], esos porcentajes fueron aun ligeramente superiores (54,31% y 57,18%, respectivamente). En este contexto, se hace necesario el uso de metodologías confiables para estimar la demanda y despachar la potencia adecuada de cada una de las centrales componentes del parque generador. En el afán de contribuir a satisfacer tales requisitos, se ha realizado este trabajo de investigación, proponiendo como resultado, el uso de metodologías específicas para la predicción de la demanda y el despacho de potencia de corto plazo. Se destaca la relevancia del pronóstico preciso de la curva de carga de un sistema eléctrico de potencia, ya que la energía eléctrica tiene la particularidad de que no puede ser almacenada en grandes cantidades (en el estado actual de desarrollo tecnológico), debiendo ser generada al mismo tiempo en que es requerida para su uso, lo que condiciona el despacho de carga de las fuentes de abastecimiento de la red eléctrica. En las siguientes secciones se abordan la metodología de investigación utilizada; la determinación de las variables de mayor incidencia en la demanda; el desarrollo del modelo de pronóstico de demanda de corto plazo (*Short Term Load Forecast, STLF*); la elaboración del problema de PLEM, para la optimización del despacho y los principales resultados del trabajo.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

A efectos de mejorar la comprensión de las particularidades del despacho de carga en Paraguay, se ha llevado a cabo la recopilación de informaciones relativas a la operación del SIN y a los contratos de compra de energía de las centrales de abastecimiento de la ANDE, lo que se ha realizado mediante el análisis documental y entrevistas a informantes clave, dimensionando de esta manera las principales variables del problema, consistentes en la predicción de la demanda, la consideración de restricciones operativas y la asignación de las potencias a ser despachadas a las diferentes fuentes disponibles. Se ha utilizado una serie de datos de consumo de energía eléctrica E [MWh] que cubre el periodo comprendido entre el 01/01/2011 y el 31/12/14 [4], representando el consumo diario de energía eléctrica a nivel nacional. Buscando variables exógenas de relevancia, fueron analizadas todas las series de datos meteorológicos disponibles para el periodo considerado,

obtenidas de la Dirección Nacional de Aeronáutica Civil (DINAC) del Paraguay. Los datos meteorológicos son registrados mediante estaciones localizadas en puntos concretos del país, por lo que se han definido índices ponderados de las variables, en función de la demanda del Sistema Eléctrico Regional en la que se encuentra ubicada la estación meteorológica correspondiente. Debido a la gran complejidad de la interrelación (generalmente no lineal) entre los diversos factores que influyen en *STLF*, para la estimación de la demanda de potencia eléctrica horaria fueron empleadas RNA, principalmente por dos motivos: primero, las RNA son capaces de aproximar numéricamente cualquier función continua, con la precisión deseada. En segundo lugar, las RNA son métodos donde los resultados y las conclusiones son obtenidos a partir de los datos. En este sentido, no es necesario postular modelos tentativos y luego estimar sus parámetros [5]. La implementación se ha llevado a cabo mediante la herramienta *Neural Network Toolbox*®, de *MatLab*®. Finalmente, teniendo en cuenta la naturaleza de las variables, el problema de optimización fue elaborado mediante PLEM, realizándose la implementación mediante la herramienta *Optimization Toolbox*®, de *MatLab*®.

III. VARIABLES DE MAYOR INSIDENCIA EN LA DEMANDA

Las series temporales de demanda son complejas y exhiben sendos niveles de estacionalidad: la demanda en una hora determinada depende no solo de la demanda en la hora previa, sino también de la demanda a la misma hora del día anterior y de la demanda en la misma hora del día de la misma denominación de la semana previa [6]. Las series de demanda muestran tendencia (usualmente positiva o creciente) con diferentes niveles de estacionalidad (anual, semanal, diaria), dinámicas de corto plazo, dependencia de eventos relacionados al calendario y efectos no lineales de variables meteorológicas. La tendencia en la demanda esta usualmente asociada a factores económicos y demográficos, mientras que las otras características están relacionadas con variaciones climáticas y del comportamiento humano. Mediante la observación de la serie de demanda de energía eléctrica, correspondiente al periodo citado en la sección precedente, se ha determinado que la variable de mayor incidencia en la misma es el calendario, como sugerido en la literatura [7].

Se observa una marcada reducción en la potencia demandada en el SIN durante los domingos y feriados, coincidente con la reducción de las actividades laborales comerciales, industriales, gubernamentales, etc. Para determinar las variables climatológicas de mayor relevancia, considerando la disponibilidad de datos de estaciones meteorológicas localizadas en diversos puntos del territorio nacional y los Sistemas Regionales a ellas asociados, se han construido índices ponderados, en función al consumo de cada Sistema Regional. La Tabla 1 a continuación, muestra la correlación (R^2) entre los índices diarios de tales variables y la serie de consumo eléctrico corregido por la tendencia. Se observa que la Temperatura Media es la variable climatológica de mayor influencia en la demanda.

IV. PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

Los datos de demanda horaria correspondientes a los años 2011 y 2014 fueron empleados para el pronóstico, considerando los valores de demanda de potencia del SIN de cada hora del día como series temporales distintas, es decir, se consideraron 24 series, desarrollando una RNA por serie. Así, la predicción de cada hora es independiente. Se procedió de esta manera debido a que con ello, cada RNA resultante tiene menor cantidad de parámetros (en relación a una sola RNA con 24 nodos de salida), con lo que el riesgo de sobreajustar los mismos (*overfitting*) disminuye, logrando predicciones de mayor precisión [8].

Como fue dicho más arriba, el factor más importante para determinar la forma del perfil de la demanda es el calendario. Así, la clasificación básica se realizó mediante un código binario, en tres tipos de días: días laborables (lunes a viernes), sábados, y domingos/feriados. El segundo factor en importancia que afecta el perfil de la demanda es el clima. Como principal variable climática fue empleada la temperatura diaria media ponderada.

Tabla 1: Coeficientes de correlación

Variable Meteorológica	Coefficiente de Correlación
Temperatura Media	0,72
Temperatura Máxima	0,71
Temperatura Mínima	0,65
Temperatura del PR	0,62
Humedad Relativa	0,37
Heliofonía	0,32
Velocidad del Viento	0,08
Precipitación	0,05

La arquitectura de RNA seleccionada es la denominada Perceptrón Multicapa (*Multi Layer Perceptron, MLP*), con alimentación hacia delante, completamente conectada, que proporcionó buenos resultados en [9]. Ha sido demostrado que una sola capa oculta es suficiente para aproximar cualquier función continua, por lo que las RNA correspondientes a cada una de las 24 horas del día usadas en este trabajo, poseen una sola capa oculta, observando el principio de parsimonia, también aplicable a RNA. La función de activación (transferencia) de cada una de las neuronas de la capa oculta es la función Tangente Hiperbólica (Sigmoidea), mientras que la función de activación de la única neurona de la capa de salida (pronóstico multi-modelo, 24 RNA en paralelo) es una función lineal. En cuanto a la cantidad de neuronas de la capa oculta, las mismas fueron establecidas en base a simulaciones y ensayos de prueba y error, tomándose el promedio de los errores cuadráticos medios (*Mean Squared Error, MSE*) de cada configuración en 100 simulaciones con condiciones iniciales diferentes, a efectos de obtener un modelo robusto para cada hora. Fueron seleccionadas las cantidades de neuronas que proporcionaron los menores valores promedios de MSE para cada RNA correspondiente a cada hora del día. De esta manera,

cada RNA correspondiente a cada hora del día, tiene 10 entradas. Se consideran como entradas las demandas de la misma hora del día anterior y las demandas de 5 horas antes en ese día. Otra entrada es la demanda de la misma hora del día de la misma denominación en la semana anterior. La clasificación del tipo de día ocupa dos entradas, mientras que la temperatura media ponderada del día ocupa la entrada restante. El algoritmo de entrenamiento seleccionado para el ajuste de los parámetros de las RNA fue el algoritmo de propagación hacia atrás o propagación reversa (*Backpropagation*). Para evitar el problema de la sobre-parametrización (*overfitting*) y lograr un desempeño adecuado, durante el entrenamiento fueron empleados dos recursos disponibles en *MatLab*[®]: validación cruzada (*cross-validation*) y detención anticipada (*early stopping*). Los resultados se consideran satisfactorios conforme con la literatura [10], ya que el *MAPE* (*Mean Absolute Percentage Error*), que es la función de desempeño asociada a la predicción en el conjunto de datos de prueba, presenta valores menores a 4%. La Figura 1 a continuación, muestra el perfil de la demanda del día martes 22-05-12, tal como registrado (histórico, curva roja) y como fue predicho por la RNA (RNA, curva azul). En este caso, el MAPE fue de 2,78%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados.

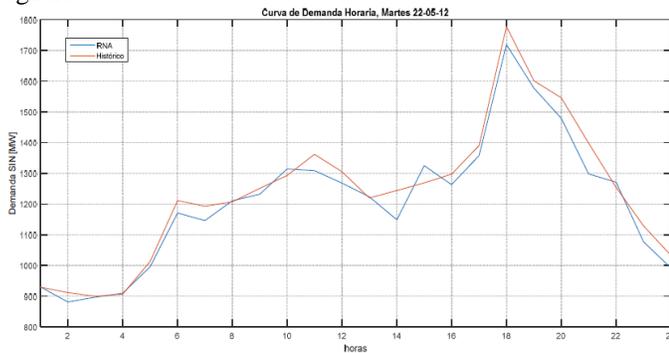


Figura 1: Curva de demanda horaria, martes 22-05-12.

V. OPTIMIZACIÓN DEL DESPACHO

Se ha realizado el desarrollo del modelo computacional automatizado para la programación operativa de corto plazo (despacho) vía PLEM, siendo la función objetivo, el costo diario de la compra de potencia y energía de las centrales hidroeléctricas (minimización). Entre las principales restricciones del planteamiento se encuentra la de satisfacer la demanda de potencia. En el caso particular de la energía eléctrica, la imposibilidad de su almacenamiento a gran escala establece la necesidad de realizar predicciones de gran precisión a efectos de evitar erogaciones onerosas originadas en previsiones de demanda muy conservadoras. De esta manera, se resalta la relevancia del desarrollo previo del trabajo, donde mediante el diseño y la implementación de RNA se estima el perfil de la demanda, de modo a poder considerar esta variable, eminentemente estocástica, como una variable determinística. Las demás restricciones del problema consisten básicamente en restricciones de capacidad de generación, capacidad de intercambio, capacidad de abastecimiento de cada Subsistema

eléctrico del SIN, restricciones contractuales, etc. La formulación del problema de optimización para el despacho de potencia de las centrales de generación hidráulica del SIN se presenta a continuación.

VI. FUNCIÓN OBJETIVO

Minimizar z ; costos diarios de contratación de potencia y compra de energía:

donde:

$$z = \frac{22600}{\text{diasmies}} \times PC + \sum_{t=1}^{24} \left[c_2 P_{2t} + c_3 P_{3t} + c_1 (\text{SupGar}_t + \text{Exc}_t) + \left(c_1 + \frac{22600}{24 \times \text{diasmies}} \right) P_{ht} \right]$$

PC: Potencia Contratada de Itaipu (mensual); **P_{it}** : Potencia despachada por la central “i” en la hora “t”; **SupGar_t**: Potencia Superior a la Garantizada despachada por Itaipu en la hora “t”; **Exc_t**: Potencia Excedente despachada por Itaipu en la hora “t”; **P_{ht}** : Potencia de Cesión despachada por Itaipu en la hora “t”; **c_i** : Costo de la Energía de la central “i”.

Restricciones:

r1) No sobrepasar capacidades de generación.

$$P_{it} \leq G \max_{it} \quad \forall i, t$$

r2) Ajustarse a requerimientos de Intercambios máximos y mínimos.

$$P_{it} \leq \text{Im} \max_{it} \quad \forall i, t$$

$$P_{it} \geq \text{Im} \min_{it} \quad \forall i, t$$

r3) No sobrepasar capacidades de transmisión.

$$P_{1t} + P_{3t} \leq \text{CapSS1}_t \quad \forall t$$

$$P_{2t} \leq \text{CapSS2}_t \quad \forall t$$

r4) Satisfacer Ecuaciones de conservación.

- Abastecimiento de demanda.

$$\sum_{i=1}^3 P_{it} = \text{dem}_t + \text{ven}_t \quad \forall i, t$$

- Contrato ITAIPU.

Existen varias restricciones particulares asociadas al Contrato de suministro de ITAIPU, una de ellas es, a modo de ejemplo:

$$P_{it} = \text{fcPC} + \text{SupGar}_t + \text{Excd}_t + P_{ht} \quad \forall t$$

r5) Satisfacer condiciones de no negatividad y tipo de variable. donde:

Gmax_{it}: Generación máxima de la central “i” en la hora “t”; **Imax_{it}**: Intercambio máximo con la central “i” en la hora “t”; **Imin_{it}**: Intercambio mínimo con la central “i” en la hora “t”; **CapSSX_t**: Capacidad de transmisión del Subsistema Eléctrico “X” en la hora “t”; **dem_t**: Demanda total de potencia del SIN en la hora “t”; **ven_t**: Venta de energía a otros países en la hora “t”; **fc**: factor de carga; **SupGar_t**: Potencia Superior a la Garantizada en ITAIPU, en la hora “t”; **Excd_t**: Potencia Excedente disponible en ITAIPU, en la hora “t”; **Ph_t**: Potencia de Cesión en ITAIPU, en la hora “t”. En relación a la restricción “r3”, cabe mencionar que usualmente ITAIPU (P_1) y Acaray (P_3)

operan en paralelo, alimentando las cargas del Subsistema 1, mientras que Yacyretá (P_2) alimenta las cargas del Subsistema 2. Se ha verificado el despacho coherente del modelo de PLEM, mediante el uso de instancias individuales, comprobando que los despachos son asignados prioritariamente a las fuentes y modalidades de abastecimiento de menor costo.

Se ha realizado la simulación integrada de las metodologías propuestas para todo el mes de abril del año 2011, lo que configura diferentes escenarios de prueba, en función a la variación diaria de las condiciones de operación del sistema eléctrico. Las simulaciones siguieron la siguiente lógica:

Utilizar la RNA para estimar la curva de carga de un día determinado, para todo el mes;

- Con la curva de carga estimada verificar que es atendida la demanda registrada o demanda histórica;
- Suministrar la curva de carga histórica y demás parámetros específicos al modelo de optimización;
- Calcular mediante este modelo el costo diario de la compra de potencia y energía, durante todos los días del mes considerado;
- Totalizar los costos del mes;
- Calcular los costos diarios de compra de potencia y energía con el despacho histórico o registrado en cada uno de los días del mes considerado. Totalizar los costos del mes;
- Comparar los valores totalizados en los dos puntos anteriores.

VII. RESULTADOS

Analizando las series históricas de demanda de energía eléctrica, se ha determinado que la variable exógena de mayor influencia en dicha demanda es el calendario, con marcada diferencia en la utilización de energía entre los días laborables y los domingos y feriados. Mediante el uso de datos históricos de variables climatológicas se ha determinado que la variable de mayor influencia en el consumo de energía eléctrica en el Paraguay es la temperatura, siendo la temperatura media, la variable con mayor correlación con dicho consumo.

Estas constataciones fueron empleadas para elaborar un modelo de *STLF*. La RNA proporciona las demandas estimadas para las próximas 24 horas. Este pronóstico ha suministrado estimativas que pueden ser consideradas de buena precisión, en base a la literatura técnica de *STLF*, con valores de *MAPE* por debajo del 4%.

Se ha desarrollado un modelo de optimización del despacho de potencia de las centrales, mediante PLEM. El principal insumo de este modelo es el pronóstico de demanda estimado por la RNA. Se ha verificado el despacho coherente del modelo de PLEM, mediante el uso de instancias individuales, comprobando que los despachos son asignados prioritariamente a las fuentes y modalidades de abastecimiento de menor costo. Fueron simulados diversos escenarios con la operación integrada de los modelos de RNA y PLEM. Estas simulaciones permitieron verificar la existencia de ventajas económicas significativas por el uso del modelo, con ahorros por abastecimiento de energía, que se encuentran en torno al 9,4%.

VIII. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha propuesto una metodología para la automatización del despacho de potencia de las centrales de generación que abastecen de energía a la ANDE, es decir, la contratación horaria de potencia eléctrica en el SIN.

Esta metodología está compuesta por dos partes fundamentales, una RNA para el pronóstico de la demanda y un modelo de PLEM, para el despacho propiamente dicho de las centrales de generación que abastecen de energía al SIN.

Los resultados proporcionados por el de la metodología propuesta son alentadores, demostrando que existe potencial para automatizar la programación del despacho, minimizando los costos de compra de potencia y energía. No obstante, no debe olvidarse el hecho de que indefectiblemente, los modelos simplifican aspectos de la realidad, lo que puede conducir a resultados reales de menor precisión o la pérdida de dinámicas más complejas, como las decisiones estratégicas de largo plazo, en relación al SIN.

AGRADECIMIENTOS

Agradecimiento a la Universidad del Cono de Sur de las Américas (UCSA) por el apoyo técnico y académico como unidad ejecutora de la Investigación realizada en el marco del Proyecto 14-INV-273 “Automatización de Contratación Horaria de Potencia Eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional” Este Proyecto es cofinanciado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología - CONACYT con recursos del FEEI del Paraguay.

REFERENCIAS

- [1] ANDE. Memoria Anual 2013. Año 2014. Paraguay.
- [2] ANDE. Memoria Anual 2012. Año 2013. Paraguay.
- [3] ANDE. Memoria Anual 2011. Año 2012. Paraguay.
- [4] ANDE. Partes Diarios de Operación. Años 2011-2014. Paraguay.
- [5] Bansal, RC; Pandey, JC. (2005) Load forecasting using artificial intelligence techniques: a literature survey. *Proceedings*. 22(2-3):109-119.
- [6] Moral-Carcedo, J; Vicens-Otero, J. (2005) Modelling the non-linear response of Spanish electricity demand to temperature variations. *Energ Econ* 27:477-494.
- [7] Cancelo, JR; Espasa, A; Grafe, R. (2008) Forecasting the electricity load from one day to one week ahead for the Spanish system operator. *Proceedings*. 24:588-602.
- [8] Hippert, HS; Bunn, DW; Souza, RC. (2005) Large neural networks for electricity load forecasting: are they overfitted?. *Proceedings*. 21(3):425-434.
- [9] Barboza, O.(2014). Automatización de previsión de demanda horaria de potencia eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional. *Revista Científica de la UCSA*, Vol.1 N°1 Diciembre 2014: 4-14. Paraguay.
- [10] Soares, LJ; Medeiros, MC. (2008) Modeling and forecasting short-term electricity load: a comparison of methods with a application to Brazilian data. *Proceedings*. 24:630-644.
- [11] Taylor, JW; McSharry, PE. (2008) Short-term load forecasting methods: an evaluation based on european data. *IEEE Transactions on Power Systems*. 22:2213-2216.