

O. Barboza, J. Mendoza y R. Fariña



**AUTOMATIZACIÓN DE CONTRATACIÓN
HORARIA DE POTENCIA ELÉCTRICA EN EL
SISTEMA INTERCONECTADO NACIONAL**

Desarrollo de metodología para la programación
operativa de corto plazo

AUTOMATIZACIÓN DE CONTRATACIÓN HORARIA DE POTENCIA ELÉCTRICA EN EL SIN

“Este es un producto de difusión 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.

Institución ejecutora del proyecto: Universidad del Cono Sur de las Américas UCSA.

FICHA TÉCNICA-DERECHOS

Ficha técnica

Automatización de contratación horaria de potencia eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional. Autores: Oscar Barboza, Jorge Mendoza y Rodney Fariña

Primera edición. Año 2019. Asunción-Paraguay. Imprenta: El Progreso

111 Páginas, incluye índice, artículos y comentario final.

Diseño de portada: Rodney Fariña Martínez

Corrección de estilo: Oscar Barboza y Rodney Fariña

Prohibida su reproducción por cualquier medio. Distribución gratuita

IMPRESO Y HECHO EN ASUNCIÓN-PARAGUAY

PRINTED AND MADE IN ASUNCION-PARAGUAY

BREVE RESEÑA DE LOS AUTORES

Oscar Alberto Barboza Giménez

Ingeniero Electromecánico por la Universidad Nacional de Asunción, de Paraguay, en 2006. *Magíster en Ingeniería Industrial* por la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso/ Universidad Nacional de Asunción de Chile/Paraguay en 2014. *Máster en Ciencias en Ingeniería Eléctrica* por la Universidad Federal de Itajubá, de Brasil, en 2015. Se desempeña en áreas de Sistemas de Potencia, Transitorios Electromecánicos y Electromagnéticos, Equipos y Sistemas Electromecánicos, con experiencia en Estudios de Operación y Planificación de Sistemas de Potencia.

Jorge Eduardo Mendoza Baeza

Ingeniero Civil Eléctrico por la Universidad de Concepción de Chile en 2001. *Magister en Ciencias de la Ingeniería c/m en Eléctrica* por la Universidad de Concepción de Chile en 2003. *Doctor en Ciencias de la Ingeniería c/m en Eléctrica* por la Universidad de Concepción de Chile en 2006. Se desempeña como Docente en la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso de Chile.

Rodney Damián Fariña Martínez

Licenciado en Electricidad por la Universidad Nacional de Asunción, de Asunción, Paraguay en 2004. *Ingeniero Electricista* por la Universidad del Cono Sur de las Américas. *Master en Ciencias en Ingeniería Eléctrica* por la Universidad Federal de Itajubá de Minas Gerais de Brasil en 2017. *Doctorando en Ciencias en Ingeniería Eléctrica* en la Universidad Federal de Itajubá, en el área de Sistemas Eléctricos. Se desempeña en áreas de Sistemas de Potencia, Transitorios Electromecánicos y Electromagnéticos, energías renovables, con experiencia en otras como Estudios de Operación. Investigador asociado por la Universidad del Cono Sur de las Américas.

**AUTOMATIZACIÓN DE CONTRATACIÓN HORARIA DE
POTENCIA ELÉCTRICA EN EL SISTEMA
INTERCONECTADO NACIONAL**

*Desarrollo de metodología para programación operativa de corto
plazo del Sistema Interconectado Nacional de la ANDE, Paraguay.*

Oscar Barboza G.; Jorge Mendoza B. y Rodney Fariña M.

Automatización de contratación horaria de potencia eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional de Oscar Barboza G.; Jorge Mendoza B. y Rodney Fariña M.

Revisión crítica de contenido: ***Ing. Elisandro Rodríguez Buzarquis**. Se terminó de imprimir en enero de 2019 en los talleres de la imprenta: El Progreso, con un tiraje de cien ejemplares, Asunción-Paraguay.

** Ingeniero Electricista, Especialista en el área de Estudios de Operación Eléctrica de la ANDE.*

Cómo citar este libro:

Barboza, O.; Mendoza, J. y Fariña, R. (2019). *Automatización de contratación horaria de potencia eléctrica en el sistema interconectado nacional*. Asunción, Paraguay.

Comité Editorial:

Dra. Graciela Velázquez

Universidad del Cono Sur de las Américas. Asunción-Paraguay.

La responsabilidad por el trabajo publicado y las opiniones vertidas corresponden exclusivamente a los autores

Índice de Contenidos

| | |
|---|----|
| Resumen Ejecutivo..... | 1 |
| Capítulo 1: Introducción y Particularidades de las Series de Energía..... | 9 |
| 1.1.1 Antecedentes | 9 |
| 1.1.2 Objetivos | 9 |
| 1.1.3 Consideraciones Metodológicas..... | 10 |
| 1.2 Particularidades de las Series de Energía Eléctrica..... | 10 |
| 1.2.1 Estacionalidad Anual..... | 11 |
| 1.2.2 Patrones Semanales y Diarios | 11 |
| 1.2.3 Variables Climáticas | 12 |
| 1.2.4 Eventos del Calendario..... | 13 |
| 1.2.5 Series Temporales | 13 |
| 1.3 Conclusiones del Capítulo..... | 13 |
| Capítulo 2: Variables Explicativas y Datos Consolidados..... | 14 |
| 2.1 Introducción | 14 |
| 2.2 Serie de Consumo de Energía Eléctrica | 14 |
| 2.3 Factores Meteorológicos | 17 |
| 2.4 Factores Meteorológicos y Consumo de Energía Eléctrica..... | 22 |
| 2.5 Consolidación de Datos Históricos | 25 |
| 2.6 Conclusiones del Capítulo..... | 25 |
| Capítulo 3: Situación Actual de Operación Electro-Energética..... | 27 |
| 3.1 Operación del Sistema Interconectado Nacional (SIN) | 27 |
| 3.2 Operación del Sistema Interconectado en tiempo Real..... | 28 |
| 3.3 Pre y pos Operación del Sistema Interconectado..... | 29 |
| 3.4 Operación Energética | 29 |
| 3.5 Costos Operativos de la ANDE..... | 30 |
| 3.6 Costos y aspectos contractuales de compra de energía | 32 |
| 3.6.1 Itaipu | 32 |
| 3.6.2 Yacyreta | 35 |
| 3.6.3 Acaray | 37 |
| 3.7 Otras Restricciones..... | 37 |
| 3.8 Metodología actual de despacho de potencia..... | 38 |
| 3.9 Modelo Conceptual de Optimización..... | 39 |
| 3.10 Conclusiones del Capítulo..... | 40 |

| | |
|---|----|
| Capítulo 4: Técnicas de Inteligencia Artificial Aplicadas a la Predicción de Demanda Eléctrica de Corto Plazo | 41 |
| 4.1 Técnicas de Inteligencia Artificial | 41 |
| 4.2 Redes Neuronales Artificiales | 41 |
| 4.3 Sistemas expertos | 48 |
| 4.4 Máquinas de Soporte Vectorial | 48 |
| 4.5 Mediciones de error en pronósticos de demanda de energía eléctrica | 48 |
| 4.6 Conclusiones del Capítulo..... | 49 |
| Capítulo 5: Modelo de Previsión de Demanda..... | 50 |
| 5.1 Metodología Aplicada..... | 50 |
| 5.1.1 Introducción | 50 |
| 5.1.2 Pre – Procesamiento de Datos | 50 |
| 5.1.3 Diseño de la RNA | 50 |
| 5.1.4 Implementación de la RNA..... | 52 |
| 5.1.5 Verificación del Modelo Preliminar de RNA..... | 54 |
| 5.2 Análisis e Interpretación de los Resultados..... | 56 |
| 5.2.1 Introducción | 56 |
| 5.2.2 Mejoras en la RNA..... | 56 |
| 5.2.3 Desempeño de RNA individuales | 58 |
| 5.2.4 Desempeño de RNA según días tipo..... | 60 |
| 5.3 Conclusiones del Capítulo..... | 66 |
| Capítulo 6: Modelo de Optimización | 68 |
| 6.1 Introducción | 68 |
| 6.2 Definición de Parámetros | 68 |
| 6.2.1 Disponibilidades de Generación..... | 68 |
| 6.2.2 Intercambio con las centrales de generación..... | 69 |
| 6.2.3 Capacidades de Transmisión..... | 70 |
| 6.2.4 Demandas y Ventas..... | 70 |
| 6.2.5 Contrato Mensual de Potencia con Itaipu..... | 70 |
| 6.2.6 Costos | 70 |
| 6.2.7 Otros..... | 71 |
| 6.3 Definición de Variables..... | 71 |
| 6.4 Función Objetivo..... | 72 |
| 6.5 Restricciones | 72 |
| 6.5.1 No sobrepasar capacidades de generación | 72 |
| 6.5.2 Ajustarse a requerimientos de Intercambios máximos y mínimos | 73 |
| 6.5.3 No sobrepasar capacidades de transmisión | 73 |
| 6.5.4 Ecuaciones de conservación..... | 73 |

| | |
|---|----|
| 6.5.5 Restricción operativa..... | 74 |
| 6.5.6 Satisfacer condiciones de no negatividad y tipo de variable | 75 |
| 6.6 Resultados | 75 |
| 6.6.1 Instancias de Ejemplo..... | 75 |
| 6.6.2 Simulación de diferentes escenarios..... | 77 |
| 6.7 Conclusiones del Capítulo..... | 81 |
| Conclusiones | 82 |
| Referencias | 84 |
| Anexo - Artículo | 85 |

Índice de Figuras

| | |
|--|----|
| Figura 1: Serie de consumo de energía eléctrica en Paraguay, 2011 al 2014..... | 14 |
| Figura 2: Consumo diario mensual de energía eléctrica, Enero de 2014. | 15 |
| Figura 3: Consumo diario anual de energía eléctrica, Año 2014. | 15 |
| Figura 4: Perfil estacional mensual del consumo entre los años 2011 y 2014..... | 16 |
| Figura 5: Perfil estacional diario del consumo entre los años 2011 y 2014..... | 17 |
| Figura 6: Sistemas Regionales y estaciones meteorológicas representativas..... | 18 |
| Figura 7: Perfil estacional mensual del ITMA. | 19 |
| Figura 8: Perfil estacional mensual del ITMI. | 19 |
| Figura 9: Perfil estacional mensual del ITME..... | 20 |
| Figura 10: Perfil estacional mensual del ITPR..... | 20 |
| Figura 11: Perfil estacional mensual del IVMV..... | 21 |
| Figura 12: Perfil estacional mensual del IPON. | 21 |
| Figura 13: Perfil estacional mensual del IHEL. | 22 |
| Figura 14: Perfil estacional mensual del IHRA..... | 22 |
| Figura 15: Dispersión del consumo corregida frente a variables meteorológicas..... | 24 |
| Figura 16: Incidencia de Costos de Generación en Gastos de Explotación. | 31 |
| Figura 17: Neurona Artificial. | 41 |
| Figura 18: Entrenamiento de Redes Neurales. | 42 |
| Figura 19: Tangente hiperbólica..... | 51 |
| Figura 20: Proceso de aprendizaje de RNA correspondiente a 21:00 h. | 54 |
| Figura 21: Errores absolutos, RNA 5:00 h. | 55 |
| Figura 22: Errores absolutos, RNA 15:00 h. | 55 |
| Figura 23: Errores absolutos, RNA 21:00 h. | 56 |
| Figura 24: Análisis de regresión de RNA correspondiente a 15:00 h. | 59 |
| Figura 25: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 07-11-11..... | 61 |
| Figura 26: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 22-05-12..... | 61 |
| Figura 27: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 19-06-13..... | 62 |
| Figura 28: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 06-02-14..... | 62 |
| Figura 29: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 20-07-12..... | 63 |
| Figura 30: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 24-09-11..... | 64 |
| Figura 31: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 14-10-12..... | 64 |
| Figura 32: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 01-05-14..... | 65 |
| Figura 33: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 24-01-13..... | 66 |

Índice de Tablas

| | |
|---|----|
| Tabla 1: Ponderación de temperatura en función a demanda simultánea de Sistemas regionales..... | 18 |
| Tabla 2: Coeficientes de correlación..... | 23 |
| Tabla 3: Valor promedio de MSE en 100 simulaciones con condiciones iniciales diferentes..... | 52 |
| Tabla 4: Coeficientes de correlación de RNA individuales..... | 60 |
| Tabla 5: Datos de instancias para optimización..... | 76 |
| Tabla 6: Resultados de optimización de instancias..... | 76 |
| Tabla 7: Principales parámetros del modelo de optimización, abril de 2011..... | 78 |
| Tabla 8: Parámetros del modelo de optimización, 24/04/2011..... | 79 |
| Tabla 9: Costos calculados por el modelo de optimización, abril de 2011..... | 80 |
| Tabla 10: Costos calculados para el despacho histórico, 24/04/2011..... | 80 |
| Tabla 11: Costos calculados para el despacho histórico, abril de 2011..... | 80 |

Agradecimientos

A la Universidad del Cono Sur de las Américas, por su permanente apoyo para la concepción y ejecución de este trabajo.

Resumen Ejecutivo

La demanda de potencia global de todas las cargas conectadas a la red eléctrica del Paraguay, llamada Sistema Interconectado Nacional (SIN), que en el año 2013 alcanzó un valor máximo de 2.427 MW, debe ser abastecida con los recursos de generación disponibles, administrados por la ANDE, como la Central Hidroeléctrica de ACARAY (CH-ACY) y ajenos a dicha administración, como la Central Hidroeléctrica de ITAIPU (CH-IPU) y la Central Hidroeléctrica de YACYRETA (CH-YAC). Actualmente, dicha potencia es suministrada aproximadamente en un 69% por la CH-IPU, 21% por la CH-YAC y 10% por la CH-ACY.

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 disponibles, 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, los costos de operación ascendieron a poco más de 612 MUS\$ (Millones de Dólares Americanos), correspondiendo a compra de energía (Itaipú y Yacyretá) 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 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 y 2011, esos porcentajes fueron aún ligeramente superiores (54,31% y 57,18%, respectivamente).

En este contexto, la operación eficiente del sistema de transmisión, desde el punto de vista técnico y económico, requiere de una estimación precisa de la potencia global demandada en la red, para cada hora de cada día (perfil de la demanda), así como de la consideración de determinadas restricciones, lo que hace necesario el uso de metodologías confiables para estimar dicha 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.

Así, el objetivo principal de este trabajo consiste en desarrollar un modelo computacional que permita realizar la programación operativa de corto plazo, prediciendo con aceptable precisión 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 ANDE.

Por su parte, los objetivos específicos planteados para el logro del objetivo principal son enunciados a continuación:

1. Determinar las variables de mayor incidencia en el comportamiento de la demanda de potencia eléctrica en el Paraguay;
2. Analizar la operación eléctrica y energética de los sistemas de potencia y la metodología de estimación de la demanda de potencia horaria empleada en nuestro medio;
3. Desarrollar y validar un modelo computacional automatizado para la estimación de la demanda de potencia eléctrica horaria en el SIN (corto plazo, horas del día);
4. Desarrollar un modelo computacional automatizado para la programación operativa de corto plazo;
5. Simular diferentes escenarios y analizar los resultados proporcionados por el modelo.

En atención al objetivo específico N° 1, se ha analizado la influencia que diferentes factores pueden tener en la demanda o el consumo de energía eléctrica en el Paraguay, con el propósito de identificar aquellos de mayor impacto en la demanda de energía eléctrica, para utilizarlos posteriormente en el modelo de pronóstico de demanda.

En esta etapa del trabajo 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, representando el consumo diario de energía eléctrica a nivel nacional, para todos los grupos de consumo (Residencial; Comercial; Industrial; etc.), ya que no se dispone de datos desagregados sectorialmente. Se ha verificado que el principal factor que incide en la demanda es el calendario.

Pudo determinarse que el comportamiento del consumo ostenta sendas estacionalidades, diaria y mensual, que fueron caracterizadas mediante los índices **IVED** (Índice de Variación Estacional Diaria) e **IVEM** (Índice de Variación Estacional Mensual), respectivamente.

El **IVED** señala un consumo similar los días laborables, que desciende los días sábado y se minimiza los domingos y feriados. Esta caracterización es de gran importancia para la consideración de los diferentes “días tipo” en el modelo de pronóstico de demanda desarrollado.

Buscando variables exógenas de relevancia, fueron analizadas todas las series de datos meteorológicos disponibles, 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 naturalmente, por regla general, difieren entre sí. Este efecto fue abordado a través de la definición de índices ponderados de las variables, en función de la demanda del Sistema Eléctrico Regional en la que se encuentra ubicada la estación meteorológica considerada.

Así, fueron utilizados los registros de las estaciones meteorológicas de Asunción, Ciudad del Este, Villarrica, Encarnación y Concepción, representativas respectivamente, de los Sistemas Metropolitano, Este, Central, Sur y Norte-Oeste.

De esta manera, han sido determinados índices diarios ponderados de las siguientes variables meteorológicas: temperatura máxima (*ITMA*, °C); temperatura mínima (*ITMI*, °C); temperatura media del aire (*ITME*, °C), temperatura del punto de rocío (*ITPR*, °C); velocidad del viento (*IVMV*, km/h); precipitación (*IPON*, mm); heliofonía o insolación (*IHEL*, h) y humedad relativa (*IHRA*, %).

Se ha observado que la temperatura es la variable meteorológica de mayor incidencia en el consumo de energía eléctrica. Así también la relación entre consumo y temperatura es no lineal. Además, de todas las variables asociadas a la temperatura, la temperatura media diaria es la variable que presenta una mayor correlación lineal con el consumo de energía.

Estos resultados son de gran relevancia para la focalización del desarrollo de modelos de pronóstico de demanda de corto plazo (STLF), así como la construcción de bases de datos dedicadas específicamente al almacenamiento de los datos asociados a las variables meteorológicas de mayor influencia en la demanda.

Por su parte, el logro del objetivo específico N° 2 ha requerido 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, proporcionando constataciones de gran relevancia para este trabajo.

El despacho de potencia horaria de las centrales, no se rige netamente por aspectos económicos. Deben considerarse algunos aspectos técnicos asociados principalmente con la capacidad de intercambio entre el sistema ANDE y las centrales de generación.

La ANDE, mediante su División de Operación, realiza diariamente la programación energética diaria, determinada para el efecto la previsión de demanda energética del Sistema Interconectado (curva de carga del SI). A partir de la curva de demanda, se confecciona el Programa de Suministro Diario de Itaipu y Yacyreta a la ANDE. Diariamente antes de las 10:00 horas, se remite el Programa de Suministro Diario a los sectores de programación de Itaipu y Yacyreta.

Esta programación energética diaria es realizada en base a la experiencia de los ingenieros y técnicos del área de operación de la ANDE y un método estadístico de previsión, estimando la curva de carga del sistema para cada día, de lunes a jueves, mientras que los viernes se estiman tres curvas de demanda, correspondiendo una a

dicho día, la otra al sábado, y la tercera al domingo. Para tal previsión, se tiene en cuenta el día de la semana, el día de la misma denominación de la semana pasada, si es o no feriado, y el pronóstico del clima.

Una vez determinado así el perfil de demanda, la atención se enfoca en la Potencia Contratada del mes en Itaipu, la disponibilidad de máquinas en la CH – ACY, la disponibilidad de Potencia Excedente en la CH – IPU, el Salto Neto en Itaipu y la configuración del SIN (elementos indisponibles, locales abastecidos desde el Subsistema 1 y desde el Subsistema 2).

De esta manera, en la actualidad el proceso se realiza en base a la experiencia humana y un método estadístico simple de previsión (regresión lineal). Este trabajo propone la automatización del proceso de despacho diario de potencia en base a los datos físicos del sistema (histórico de demanda, datos meteorológicos), mediante la aplicación de herramientas matemáticas, el uso de técnicas de Inteligencia Artificial para la estimación de la demanda y Optimización del despacho, con la observancia de las restricciones correspondientes.

Debido a la gran complejidad de la interrelación (generalmente no lineal) entre los diversos factores que influyen en el pronóstico de demanda de corto plazo (STLF), para la estimación de la demanda de potencia eléctrica horaria en los sistemas eléctricos de potencia (Objetivo específico N° 3), técnicas de Inteligencia Artificial fueron empleadas en este campo, reportándose un gran número de pruebas exitosas. Entre las principales corrientes de IA aplicadas al problema de STLF se encuentran las Redes Neuronales (Neuronales) Artificiales.

Existen muchos reportes de aplicaciones exitosas de RNA, particularmente en el campo de reconocimiento y clasificación de patrones. Considerando que los pronósticos cuantitativos están basados en la extracción de patrones de eventos observados y la extrapolación de estos patrones a eventos futuros, puede esperarse que las RNA sean buenas candidatas para realizar esta tarea. Esta idea es apoyada por al menos dos razones: 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.

En STLF el horizonte considerado para el pronóstico es sustancialmente menor al ciclo anual de la demanda, por lo que los métodos que no consideran la estacionalidad anual de las series de demanda de energía eléctrica pueden considerarse adecuados. Muchos de los modelos propuestos ignoran la existencia del ciclo anual, enfocándose en los ciclos semanales o diarios, lo que simplifica considerablemente el trabajo.

Por la misma razón (horizonte de STLF), las redes neuronales son mucho más flexibles que los métodos estadísticos en relación a su capacidad de adaptación a

variaciones considerables en el comportamiento de la demanda. Cambios tecnológicos, entrada en servicio de nuevas líneas de transmisión de 500 kV (lo que reduciría significativamente las pérdidas técnicas del sistema), o nuevas políticas tarifarias, podrían incidir radicalmente en la estructura de las series temporales de demanda. Basta entrenar nuevamente a una RNA ya diseñada (con su arquitectura definida) para adecuarse a estos cambios.

Con vistas a automatizar la previsión de demanda en el SIN, fueron desarrolladas y analizadas varias RNA, seleccionando finalmente aquellas que proporcionaron los mejores resultados.

Los datos de demanda horaria correspondientes a los años 2011 y 2014 fueron empleados para el efecto, 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 sobre ajustar los mismos (*overfitting*) disminuye, logrando predicciones de mayor precisión.

Como fue dicho más arriba, el factor más importante para determinar la forma del perfil de la demanda es el calendario. Los perfiles de los días laborables de la semana usualmente difieren en gran medida de los correspondientes a los fines de semana y feriados. 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, en este trabajo fue empleada la temperatura diaria media ponderada.

La arquitectura de RNA seleccionada en este trabajo es la denominada Perceptrón Multicapa (MLP), con alimentación hacia delante, completamente conectada. Para la implementación de las RNA se recurrió a la plataforma MatLab[®] *Neural Network Toolbox*[®].

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. Este principio reduce la cantidad de parámetros a ser ajustados, reduciendo el riesgo de *overfitting* y mejorando el desempeño de los algoritmos de entrenamiento de la red.

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 (MSE: *Mean Squared Error*, por sus siglas en inglés) 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.

Por otro lado, cada RNA correspondiente a cada hora del día, tiene 10 entradas. Para emular las condiciones y los datos disponibles al momento de hacer la predicción de demanda del día siguiente en el Despacho de Carga de la ANDE, 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.

Por su parte, la clasificación del tipo de día (días laborables, sábados y domingos/feriados) ocupa dos entradas (código binario), mientras que la temperatura media ponderada del día ocupa la entrada restante, como usualmente encontrado en la literatura.

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*).

Considerando los resultados obtenidos en la versión inicial de la RNA, fueron realizados análisis críticos de los pronósticos y donde corresponde, modificaciones a efectos de mejorar las previsiones de la misma.

En todos los casos presentados, correspondientes a días laborables de distintas épocas del año, se ha observado una precisión adecuada de la RNA (MAPE < 4%). Por otro lado, se ha observado que en el inicio de la semana (lunes y martes) la precisión es menor. En la literatura de STLF se mencionan resultados similares y se plantea que una

de las causas es una cierta “inercia” que se presenta en tales días debido a la proximidad del fin de semana.

Los pronósticos realizados por la RNA para los días sábados, y domingos/feriados, se encuentran dentro de los límites considerados aceptables por la literatura, aunque su precisión se reduce en relación a la obtenida para los días laborables. No obstante, esta característica no se considera crítica, ya que las mayores demandas mensuales se registran usualmente los días laborables.

Los resultados obtenidos señalan que las RNA proporcionan una plataforma adecuada para la automatización de la predicción de demanda de potencia eléctrica en el SIN. La precisión de las predicciones se encuentra dentro de los márgenes reportados en la literatura.

Los resultados demuestran que el desempeño de la RNA en relación a la diferencia en el comportamiento de la demanda en días cálidos y fríos, es satisfactorio, ya que la RNA captura adecuadamente las variaciones del comportamiento de la demanda en relación a la temperatura, considerando que la principal diferencia en los perfiles de demanda de los días calurosos versus los días fríos, es el pico que se presenta a la tarde en los días calurosos, en torno a las 15 horas.

Por su parte, en atención al objetivo específico N° 4, se ha realizado el desarrollo del modelo computacional automatizado para la programación operativa de corto plazo vía Programación Lineal Entera Mixta (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.

a) Función Objetivo(F.O.)

F.O.: *Minimizar* z : costos diarios de contratación de potencia y compra de energía

b) Restricciones

Sujeto a (s.t.):

- d1) No sobrepasar capacidades de generación.
- d2) Ajustarse a requerimientos de Intercambios máximos y mínimos.
- d3) No sobrepasar capacidades de transmisión.
- d4) Satisfacer Ecuaciones de conservación.
 - Abastecimiento de demanda.
 - Contrato Itaipu.
- d5) Satisfacer condiciones de no negatividad y tipo de variable.

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.

Finalmente, en atención al objetivo específico N° 5 y consolidando el logro del objetivo principal del trabajo, se ha realizado la simulación integrada de las metodologías propuesta 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. 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%.

Capítulo 1: Introducción y Particularidades de las Series de Energía

1.1 Introducción

1.1.1 Antecedentes

La demanda de potencia global de todas las cargas conectadas a la red eléctrica del Paraguay, llamada Sistema Interconectado Nacional (SIN), debe ser abastecida con los recursos de generación disponibles, administrados por la ANDE, como la Central Hidroeléctrica de ACARAY (CH-ACY) y ajenos a dicha administración, como la Central Hidroeléctrica de ITAIPU (CH-IPU) y la Central Hidroeléctrica de YACYRETA (CH-YAC). Actualmente, dicha potencia es suministrada aproximadamente en un 69% por la CH-IPU, 21% por la CH-YAC y 10% por la CH-ACY.

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 este contexto, la operación eficiente del sistema de transmisión, desde el punto de vista técnico y económico, requiere de una estimación precisa de la potencia global demandada en la red, para cada hora de cada día (perfil de la demanda), así como de la consideración de determinadas restricciones, lo que hace necesario el uso de metodologías confiables para estimar dicha 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, surge esta investigación, proponiendo metodologías específicas para la predicción de la demanda y el despacho de potencia de corto plazo.

1.1.2 Objetivos

El objetivo principal de este trabajo consiste en desarrollar un modelo computacional que permita realizar la programación operativa de corto plazo, prediciendo con aceptable precisión 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 ANDE.

De esta manera, se enuncian los objetivos específicos planteados para el logro del objetivo principal:

1. Determinar las variables de mayor incidencia en el comportamiento de la demanda de potencia eléctrica en el Paraguay;
2. Analizar la operación eléctrica y energética de los sistemas de potencia y la metodología de estimación de la demanda de potencia horaria empleada en nuestro medio;
3. Desarrollar y validar un modelo computacional automatizado para la estimación de la demanda de potencia eléctrica horaria en el SIN (corto plazo, horas del día);
4. Desarrollar un modelo computacional automatizado para la programación operativa de corto plazo;
5. Simular diferentes escenarios y analizar los resultados proporcionados por el modelo.

1.1.3 Consideraciones Metodológicas

El alcance de la investigación es correlacional, ya que fue evaluada la relación existente entre el histórico de demanda, variables exógenas (como la temperatura, humedad, probabilidad de precipitaciones), fechas especiales del calendario y la demanda de potencia del SIN.

La metodología empleada en este trabajo sigue el enfoque cuali-cuantitativo. El aspecto cualitativo, debido a la necesidad de recabar información mediante entrevistas a personal de la ANDE, mientras que el aspecto cuantitativo es debido a la naturaleza física de las variables y parámetros involucrados en el estudio.

1.2 Particularidades de las Series de Energía Eléctrica

Las series temporales de demanda de energía eléctrica 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. Existen también muchas variables exógenas importantes que deben ser consideradas, especialmente, aquellas variables relacionadas con el clima.

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 (el consumo es usualmente mayor en verano e invierno, que en primavera y otoño). 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.

La reducción sistemática de la demanda los sábados y domingos debido a los diferentes niveles de actividad en los sectores industrial, comercial y residencial, así como en feriados, también se considera una característica crucial de las series de demanda.

Los perfiles de demanda pueden ser clasificados en términos de estaciones (invierno, verano, etc.) y días de la semana (laborables, feriados parciales y feriados totales), los principales condicionantes de la actividad humana.

1.2.1 Estacionalidad Anual

Muchos artículos en la literatura de Previsión de la Demanda de Corto Plazo (STLF, *Short Term Load Forecast*) consideran tomar la diferencia de primer orden de las series de demanda (carga) a efectos de considerar la tendencia creciente de la carga, tornando la serie estacionaria. Algunos autores han propuesto el modelado explícito de la tendencia creciente de la demanda y de la estacionalidad anual. Por ejemplo, la tendencia de la demanda es modelada como una función determinística del incremento de la importación de productos electrodomésticos en Soares y Medeiros (2008), mientras que también existen trabajos donde tendencias locales lineales son estimadas para cada hora del día (Dordonnat et al. 2008).

Por otro lado, la mayoría de las fluctuaciones anuales exhibidas por la demanda de energía eléctrica están regidas principalmente por condiciones climáticas, como la temperatura o el número de horas con luz natural en el día (heliofonía). En STLF, el horizonte considerado para el pronóstico es sustancialmente menor al ciclo anual de la demanda, por lo que los métodos que no consideran la estacionalidad anual de las series de demanda de energía eléctrica pueden considerarse adecuados. Muchos de los modelos propuestos ignoran la existencia del ciclo anual, enfocándose en los ciclos semanales o diarios (Weron 2006 y Taylor 2008).

1.2.2 Patrones Semanales y Diarios

La forma sistemática de la curva de carga para cada día junto con la existencia del ciclo estacional entre semanas son dos características relevantes que deben ser modeladas adecuadamente. La forma del perfil de la demanda en los días de una misma semana cambia suavemente en las diversas estaciones, mientras que lo hace de manera más pronunciada, comparando los días laborables y de fin de semana.

Existen principalmente dos abordajes para considerar los perfiles diarios: usando un modelo con una sola ecuación para todas las horas del día o usando modelos de múltiples ecuaciones, para las diferentes horas del día. La primera metodología permite la aplicación de modelos como el ARIMA o el método de Suavizado Exponencial con doble estacionalidad. Otro abordaje de uso extendido para capturar el patrón diario de la

demanda consiste en tratar cada hora como una serie temporal independiente. De acuerdo con (Cancelo et al. 2008), aunque existe cierta controversia en relación al mejor abordaje, muchos autores prefieren modelar cada hora como una serie temporal distinta.

1.2.3 Variables Climáticas

Factores derivados de variables meteorológicas como la temperatura; radiación solar; humedad; velocidad del viento; nubosidad; duración de brillo solar o precipitaciones; han sido empleados en la literatura como variables exógenas para mejorar el pronóstico de la demanda. Sin embargo, gran parte de las publicaciones usa solo la temperatura, debido a la indisponibilidad de registros confiables de mediciones de las demás variables.

Enfocándose en la relación entre la temperatura externa del aire y el comportamiento de la demanda de energía eléctrica, varios autores han reportado patrones similares de correlación (Cancelo et al. 2008).

Considerando el comportamiento de la demanda en dependencia a la reducción o el incremento de la temperatura, la respuesta a tales variaciones es asimétrica, con marcada relación no lineal, debido principalmente al uso de electrodomésticos del tipo estufa (resistivo) en invierno y acondicionadores de aire (motores de inducción) en verano (muchos acondicionadores de aire también son usados en invierno, por su capacidad de operar en modalidad frío/calor). Existe cierta diferencia entre días laborables, fines de semana y feriados, que cambia con el periodo considerado en el año (Cancelo et al. 2008).

Usualmente, como variable meteorológica, es empleada una temperatura regional ponderada, elaborada a partir de la ponderación de mediciones registradas en diferentes puntos de observación, correspondientes a distintas regiones climáticas cubriendo todo el territorio de interés. Los pesos utilizados para la ponderación deben guardar correspondencia con el volumen del consumo de energía eléctrica de cada región.

También existe un efecto dinámico debido a la inercia térmica de los edificios, así como efectos de saturación por la capacidad limitada de los dispositivos de acondicionamiento térmico instalados.

Para mostrar la respuesta de la demanda a las variaciones de temperatura, las series correspondientes a la demanda de energía eléctrica pueden ser filtradas, removiendo las tendencias y los efectos del calendario (Moral-Carcedo y Vicéns-Otero 2005).

El abordaje usual en STLF emplea el escenario pronosticado del clima como una entrada. Si se encuentran disponibles múltiples escenarios para el valor futuro de la variable climática considerada, es posible emplear la metodología denominada “Ensamble”, o “de conjunto” (del inglés *ensemble*), donde múltiples pronósticos de demanda son computados a partir de diferentes escenarios climatológicos, combinando luego tales pronósticos de demanda para generar no solo un punto de predicción de demanda, sino también distribuciones de probabilidad.

1.2.4 Eventos del Calendario

Los patrones de actividad residencial, comercial e industrial difieren entre días laborables y feriados, llevando a variaciones sistemáticas en la demanda de energía eléctrica. El abordaje típico consiste en elaborar diferentes modelos para los días normales y especiales de la semana.

1.2.5 Series Temporales

Los conjuntos de datos correspondientes a la demanda horaria de energía eléctrica y a las variables climatológicas explicativas pueden ser considerados como series temporales.

Una serie temporal es un conjunto de observaciones ordenadas en el tiempo o, también, la evolución de un fenómeno o variable a lo largo de él. El objetivo del análisis de una serie temporal, de la que se dispone de datos en períodos regulares de tiempo, es el conocimiento de su patrón de comportamiento para prever la evolución futura, siempre bajo el supuesto de que las condiciones no cambiarán respecto a las actuales y pasadas.

1.3 Conclusiones del Capítulo

En este capítulo se han mostrado los antecedentes que justifican la investigación, el objetivo principal y los objetivos específicos del trabajo, así como una breve discusión acerca de las características fundamentales de las series de demanda de energía eléctrica y las diversas maneras en que las mismas son caracterizadas conforme con la literatura de STLF. 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.

Capítulo 2: Variables Explicativas y Datos Consolidados

2.1 Introducción

El objetivo de este capítulo es presentar los resultados del análisis de la influencia que diferentes factores meteorológicos pueden tener en la demanda o el consumo de energía eléctrica en el Paraguay, con el propósito de identificar aquellos factores de mayor impacto en la demanda de energía eléctrica, para utilizarlos posteriormente en un modelo de pronóstico de demanda.

En esta etapa del trabajo 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, representando el consumo diario de energía eléctrica a nivel nacional, para todos los grupos de consumo (Residencial; Comercial; Industrial; etc.), ya que no se dispone de datos desagregados sectorialmente.

2.2 Serie de Consumo de Energía Eléctrica

Si bien el propósito es determinar las variables de mayor impacto en la demanda **P [MW]**, de manera a predecir con razonable precisión el perfil de la demanda diaria, se ha optado en esta fase del trabajo, por la energía (consumo) como variable dependiente, ya que todas las magnitudes meteorológicas analizadas disponen de datos con frecuencia diaria. Así, se considera al consumo como una variable integradora de la demanda horaria de potencia en un día determinado. Justamente, si se grafican las demandas en función a las horas del día, el área bajo la curva constituye el consumo de energía ($E = P \times T$). La Figura 1 muestra la citada serie, con la Energía agregada mensualmente, destacándose la perceptible tendencia creciente, explicada principalmente por razones socioeconómicas, como indicado más arriba.

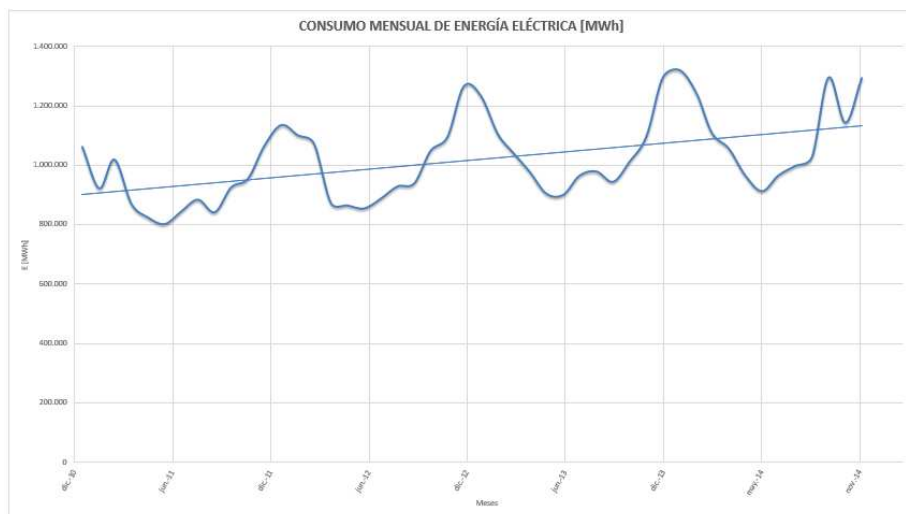


Figura 1: Serie de consumo de energía eléctrica en Paraguay, 2011 al 2014.

Al realizar un análisis más minucioso de la serie, pueden detectarse dos efectos estacionales, uno diario, y otro mensual. La estacionalidad diaria a lo largo de la semana corresponde a la mayor actividad de los diferentes grupos de consumo (residencial; comercial; industrial; etc.) registrada en días laborables, y puede apreciarse en la Figura 2, a continuación, destacándose el descenso en el consumo que se produce los fines de semana, específicamente, los domingos.

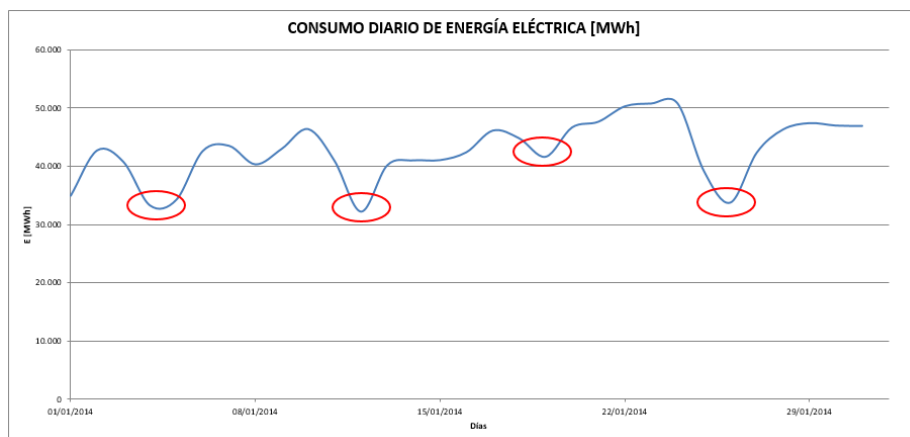


Figura 2: Consumo diario mensual de energía eléctrica, Enero de 2014.

Por su parte, la estacionalidad mensual puede apreciarse en la Figura 3, donde se muestra la serie correspondiente al año 2014. Se aprecia un mayor consumo en los primeros meses del año, de enero a marzo aproximadamente, seguido de un descenso en el consumo hasta agosto, con un nuevo incremento de octubre a diciembre. Este comportamiento asociado al mayor uso de la energía eléctrica en los meses más calurosos del año (verano y primavera), podría ser explicado por el aumento en el uso de equipos eléctricos de climatización y refrigeración. Los consumos mínimos ocurren en otoño e invierno.

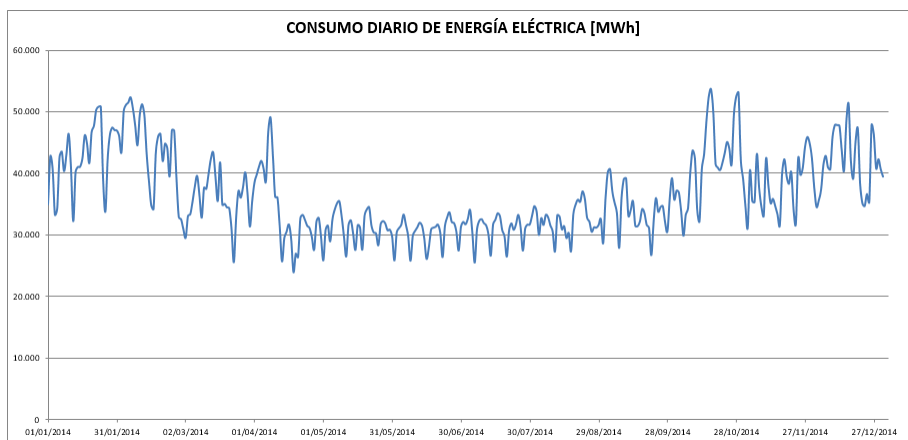


Figura 3: Consumo diario anual de energía eléctrica, Año 2014.

Estos efectos estacionales pueden cuantificarse mediante los índices de variación estacional mensual y diario (*IVEM* e *IVED*, respectivamente). El *IVEM* se define como:

$$IVEM_{ij} = \frac{X_{ij}}{X_j} \quad (1)$$

donde *IVEM_{ij}* es el índice para el mes *i* del año *j*, *X_{ij}* es el valor mensual de la variable *X* en el mes *i* del año *j*, y *X_j* es el valor medio mensual de la variable *X* en el año *j*. El valor medio del *IVEM* calculado por meses resume el comportamiento relativo en diferentes meses del año para toda la serie disponible, mientras que la diferencia entre los valores máximo y mínimo correspondientes revela el intervalo de variación estacional. La Figura 4 presenta el valor medio, el máximo y el mínimo del *IVEM* de la serie de consumo de energía eléctrica en el Paraguay para cada mes del año. La estacionalidad mensual muestra un consumo eléctrico máximo en enero, que decrece hasta el mes de junio. A partir de este punto, el consumo comienza a crecer hasta el mes de diciembre, con un marcado incremento en el mes de octubre. El *IVEM* mantiene sus valores máximo y medio, por encima de la unidad, en los tres primeros meses del año y en los tres últimos meses, como ya fuera señalado anteriormente.

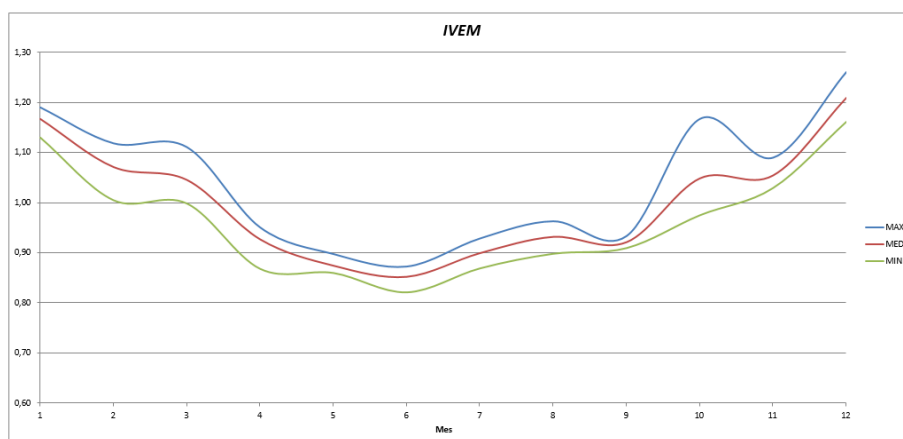


Figura 4: Perfil estacional mensual del consumo entre los años 2011 y 2014.

El índice de variación estacional diario (*IVED*) se define de modo análogo:

$$IVED_{ijk} = \frac{X_{ijk}}{X_{jk}} \quad (2)$$

donde *IVED_{ijk}* es el índice para el día de la semana *i* (de lunes a domingo) del mes *j* del año *k*, *X_{ijk}* es el valor de la variable *X* ese mismo día, y *X_{jk}* es el valor medio diario de *X* en la semana *j* del año *k*. La Figura 5 muestra los valores medio, mínimo y máximo del *IVED* de la serie de consumo de energía eléctrica para cada día de la semana, correspondiendo el día 1 al lunes y el día 7 al domingo. El valor medio de este índice indica un consumo similar los días laborables completos (lunes a viernes), mientras que

los sábados inicia el descenso del consumo, siendo este mínimo los días domingos, donde la actividad laboral es sensiblemente reducida. De esta manera, este patrón se repetiría para los días feriados.

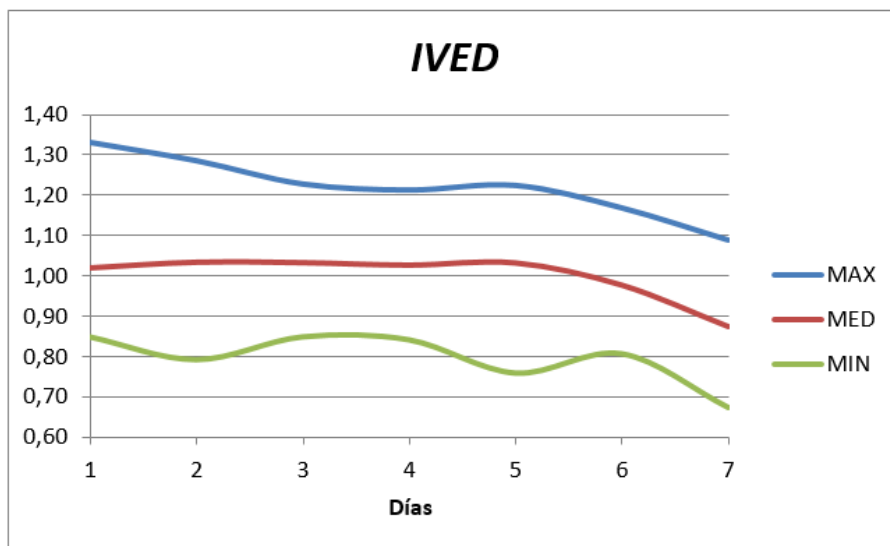


Figura 5: Perfil estacional diario del consumo entre los años 2011 y 2014.

Deben tenerse en cuenta todas estas características de las series de demanda, para considerar, cuantificar y ponderar adecuadamente, la posible influencia de los diversos factores meteorológicos en el comportamiento del consumo y la demanda de energía eléctrica.

2.3 Factores Meteorológicos

Considerando que el objetivo específico de esta etapa del trabajo consiste en determinar las variables de mayor incidencia en la demanda, fueron analizadas todas las series de datos meteorológicos disponibles, 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 naturalmente, por regla general, difieren entre sí. Este efecto fue abordado a través de la definición de índices ponderados de las variables, en función de la demanda del Sistema Eléctrico Regional en la que se encuentra ubicada la estación meteorológica considerada.

Así, fueron utilizados los registros de las estaciones meteorológicas de Asunción, Ciudad del Este, Villarrica, Encarnación y Concepción, representativas respectivamente, de los Sistemas Metropolitano, Este, Central, Sur y Norte-Oeste, como puede verse en la Figura 6. Los porcentajes correspondientes a la participación en la demanda simultánea del Sistema Interconectado Nacional (SIN) de cada Sistema Regional están indicados en la Tabla 1, a continuación.

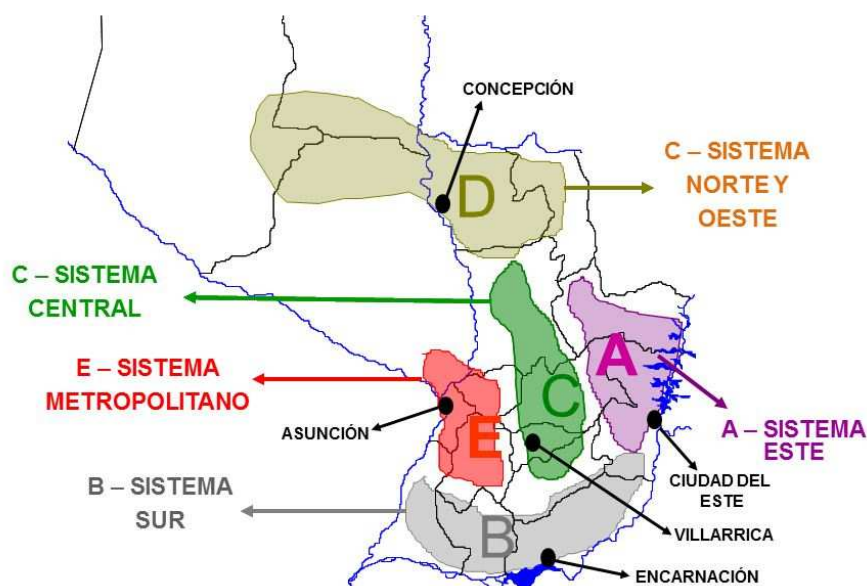


Figura 6: Sistemas Regionales y estaciones meteorológicas representativas.

De esta manera, han sido determinados índices diarios de las siguientes variables meteorológicas: temperatura máxima (*ITMA*, °C); temperatura mínima (*ITMI*, °C); temperatura media del aire (*ITME*, °C), temperatura del punto de rocío (*ITPR*, °C); velocidad del viento (*IVMV*, km/h); precipitación (*IPON*, mm); heliofonía o insolación (*IHEL*, h) y humedad relativa (*IHRA*, %). En este sentido, si bien fueron obtenidos datos de la nubosidad, los registros de esta variable, correspondientes al año 2012, son escasos, por lo que se optó por no analizar el impacto de esta variable en el comportamiento de la demanda.

Tabla 1: Ponderación de temperatura en función a demanda simultánea de Sistemas regionales.

| Estación Meteorológica | Sistema Regional | Ponderación [%] |
|------------------------|------------------|-----------------|
| Asunción | Metropolitano | 57,8 |
| Ciudad del Este | Este | 18,4 |
| Villarrica | Central | 9,4 |
| Encarnación | Sur | 8,9 |
| Concepción | Norte - Oeste | 5,5 |

Cabe destacar que ninguna de estas variables meteorológicas presenta una tendencia marcada y definida. Por otro lado, puede observarse la estacionalidad mensual de las mismas. Así, la caracterización del comportamiento de las diferentes variables meteorológicas es realizada mediante el *IVEM*.

La Figura 7 a continuación, muestra el *IVEM* del *ITMA*. Se aprecia una perceptible estacionalidad, con valores superiores en los meses de verano y primavera, mientras que a mediados del año, los valores del índice se reducen, presentando un mínimo en el mes de junio

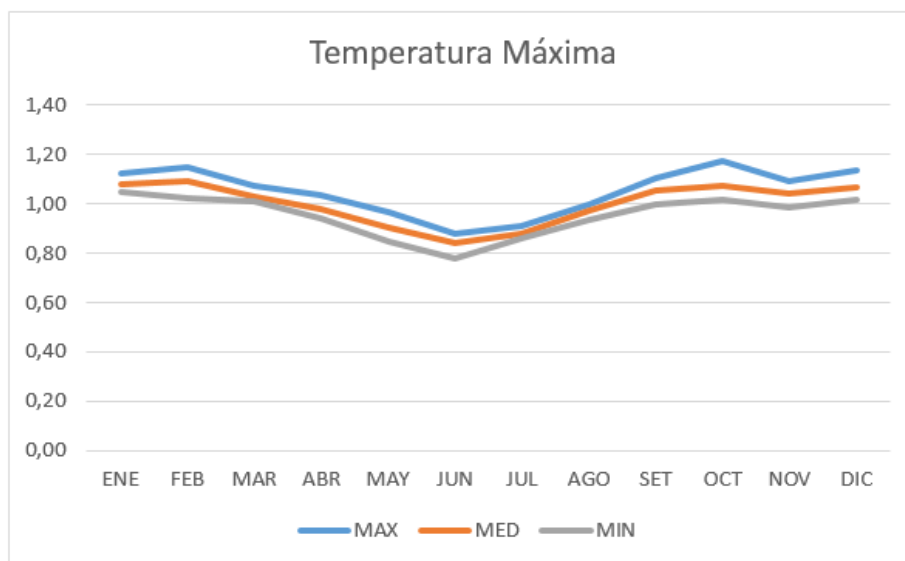


Figura 7: Perfil estacional mensual del ITMA.

La Figura 8 a continuación, muestra el *IVEM* del *ITMI*. Este índice tiene una estacionalidad muy acusada, con valores superiores a 1,5 en los meses de verano y primavera, mientras que a mediados del año el *IVEM* medio y mínimo desciende por debajo de 0,5.

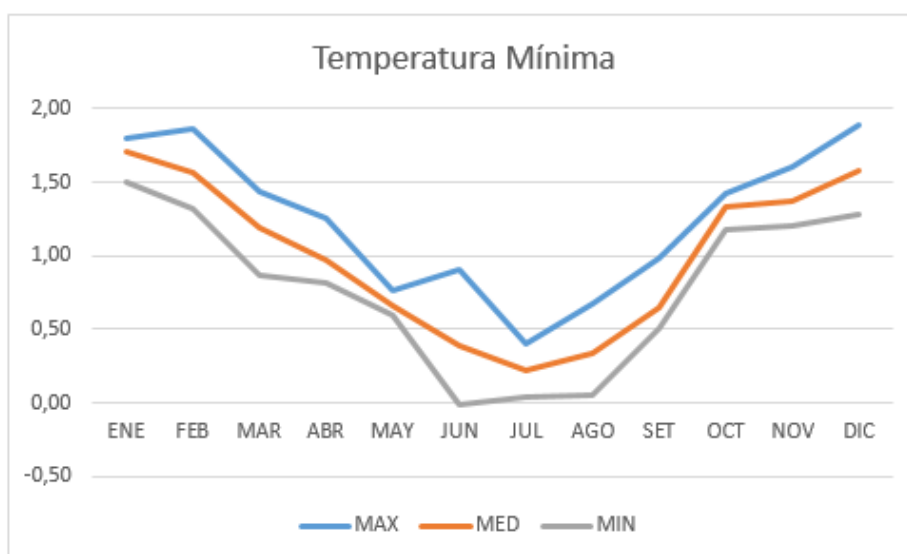


Figura 8: Perfil estacional mensual del ITMI.

La Figura 9 a continuación, muestra el *IVEM* del *ITME*. Este índice presenta un comportamiento similar al correspondiente a la temperatura máxima, con una estacionalidad ligeramente más pronunciada sin embargo.

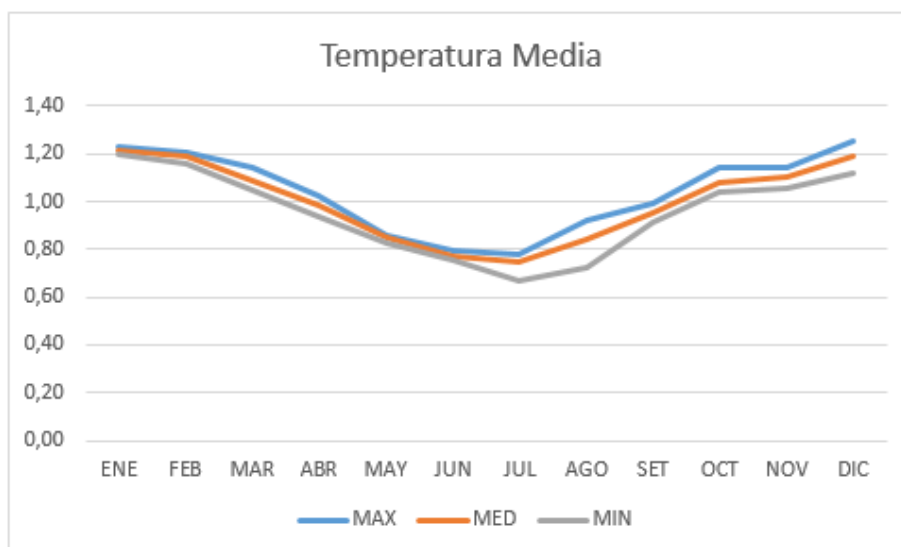


Figura 9: Perfil estacional mensual del ITME.

La Figura 10 a continuación, muestra el *IVEM* del *ITPR*. Este índice presenta un comportamiento similar al correspondiente a la temperatura mínima, aunque con un pequeño desplazamiento de los valores mínimos hacia los meses de julio y agosto.

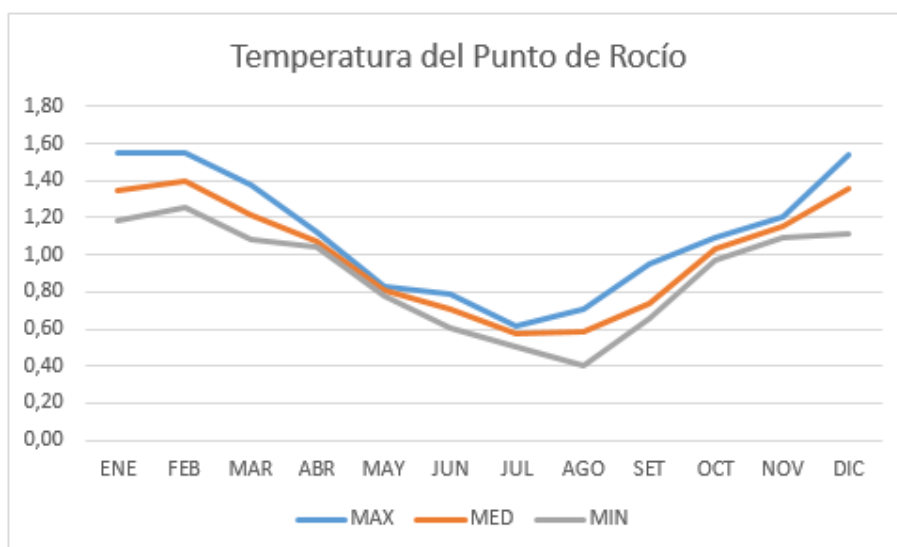


Figura 10: Perfil estacional mensual del ITPR.

La Figura 11 a continuación, muestra el *IVEM* del *IVMV*. Este índice presenta una marcada estacionalidad, con incrementos notorios en los meses finales del otoño e iniciales de la primavera, es decir, de julio a octubre.

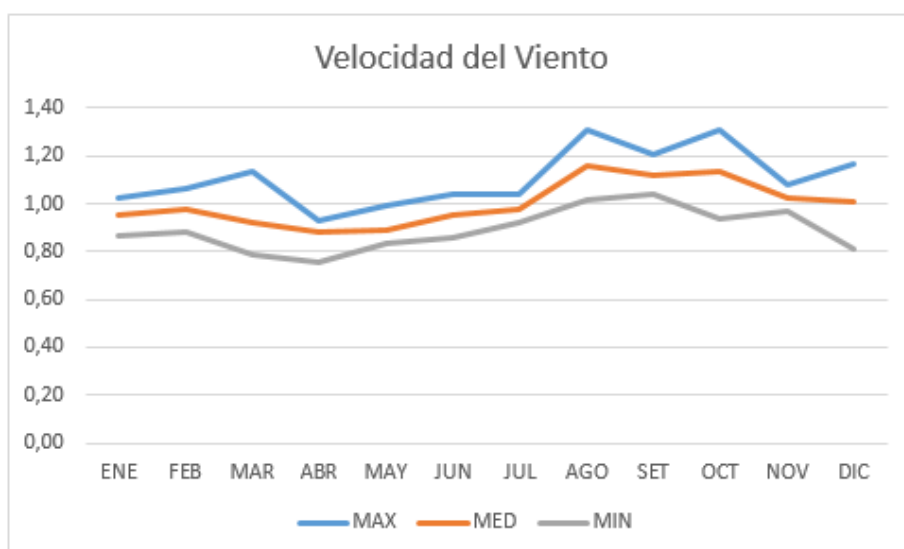


Figura 11: Perfil estacional mensual del IVMV.

La Figura 12 a continuación, muestra el *IVEM* del *IPON*. Este índice presenta una gran variabilidad a lo largo de todo el año, con valores máximos en los meses de abril y noviembre, mientras que en agosto, se presenta el valor mínimo del *IPON*.

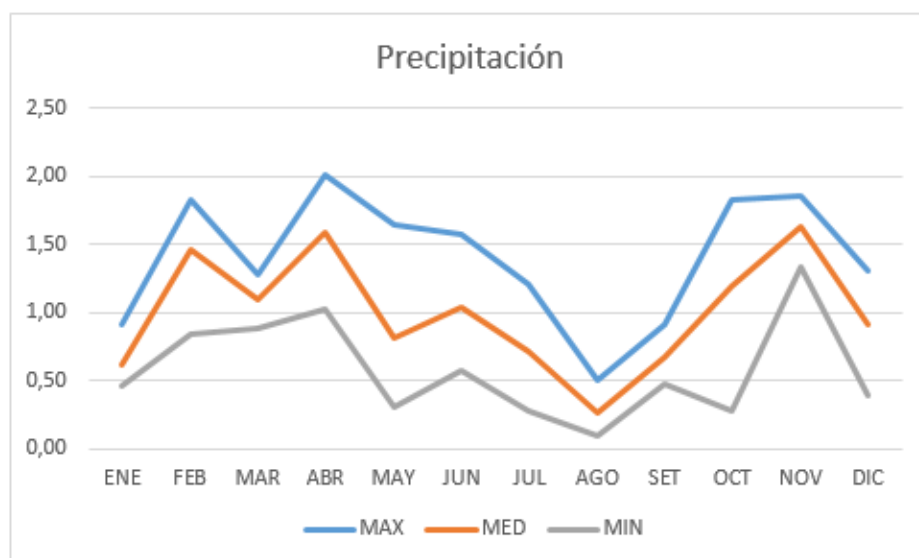


Figura 12: Perfil estacional mensual del IPON.

La Figura 13 a continuación, muestra el *IVEM* del *IHEL*. Este índice presenta un comportamiento similar a los índices de temperatura y se estima que existe una estrecha relación entre los mismos, ya que, por efecto de la radiación solar, mayor cantidad de horas de sol al día pueden significar mayores temperaturas.

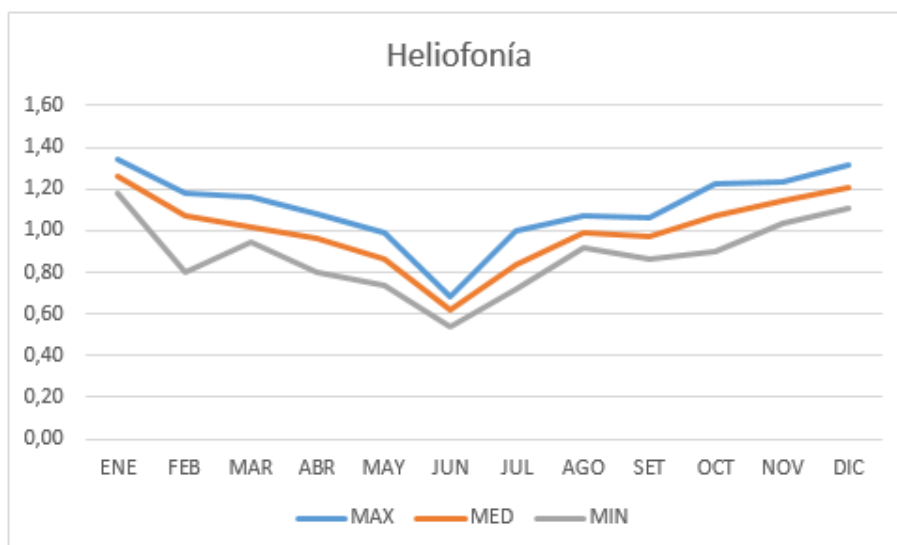


Figura 13: Perfil estacional mensual del IHEL.

Por último, la Figura 14 a continuación, muestra el *IVEM* del *IHRA*. Este índice presenta sus mayores valores en los meses de otoño e invierno, manteniéndose en valores casi constantes durante el resto del año. La estacionalidad asociada a la humedad relativa ambiente es muy poco pronunciada, como puede apreciarse en la figura.

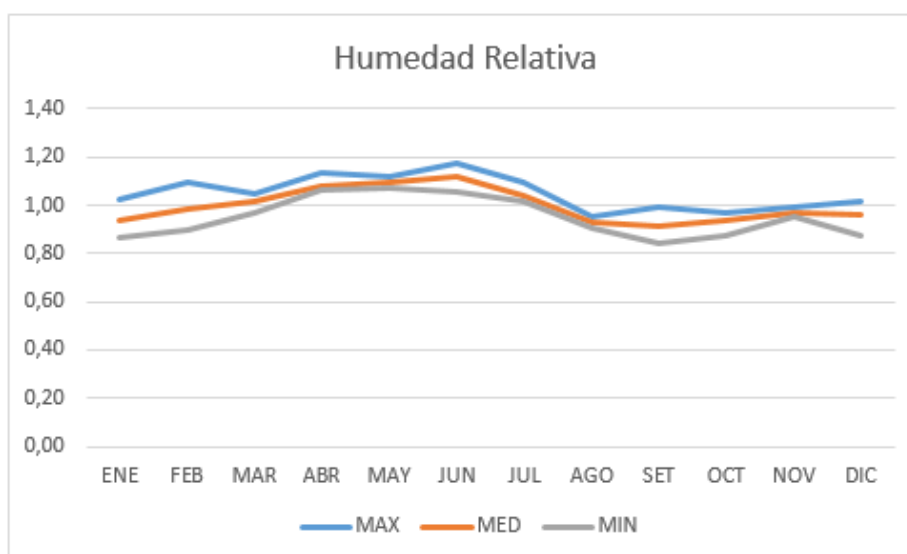


Figura 14: Perfil estacional mensual del IHRA.

2.4 Factores Meteorológicos y Consumo de Energía Eléctrica

Un paso previo al análisis de la relación entre el consumo de energía eléctrica y los diferentes índices consiste en eliminar de algún modo la tendencia en las series de consumo, cuyo origen es puramente socioeconómico. Se trata de aislar los efectos relacionados con la meteorología de otros efectos, con el fin de realizar un análisis de

mayor precisión. La serie de consumo de energía eléctrica puede ser deflactada mediante un factor (f_i) que captura la evolución de la tendencia. Este factor se define mediante la ecuación:

$$f_i = \frac{\bar{E}_i}{\bar{E}} \quad (3)$$

donde \bar{E}_i es el consumo medio diario para el año i , mientras que \bar{E} es el consumo medio diario calculado para toda la serie. El consumo eléctrico corregido se obtiene dividiendo la serie original por el factor del año correspondiente.

La comparación entre la serie de consumo eléctrico corregido y los valores diarios de los distintos índices definidos previamente, permite determinar las variables meteorológicas de mayor influencia en la demanda. Así, la Figura 15, a continuación, presenta gráficos de dispersión del consumo de energía diario frente a tales índices meteorológicos, indicándose también en cada caso, el valor del coeficiente de determinación R^2 . Este coeficiente representa la proporción del consumo de energía eléctrica explicada por la variable considerada.

Se observa en la Figura 15, que la temperatura es la variable meteorológica de mayor incidencia en el consumo de energía eléctrica. Así también la relación entre consumo y temperatura es no lineal. Además, de todas las variables asociadas a la temperatura, la temperatura media diaria es la variable que presenta una mayor correlación lineal con el consumo de energía.

Por otro lado, puede apreciarse que la influencia de la velocidad del viento y la precipitación, en el consumo de energía, es muy reducida, mientras que este influjo es moderado, en los casos de la heliofonía y la humedad relativa. La Tabla 2 a continuación, resume los valores del coeficiente de correlación (R), entre el consumo y las variables meteorológicas consideradas, ordenados de manera descendente.

Tabla 2: 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 |



Figura 15: Dispersión del consumo corregida frente a variables meteorológicas.

2.5 Consolidación de Datos Históricos

Una vez determinado que la variable meteorológica de mayor impacto en la demanda es la temperatura, siendo la temperatura media, la variable de mayor coeficiente de correlación ($R > 0,7$), los datos históricos correspondientes al consumo de energía eléctrica y la temperatura media fueron consolidados, considerando para el efecto como regla, que los datos diarios deben encontrarse dentro de una ventana de $\pm 3\sigma$, con respecto a la media de la serie, para ser considerados como válidos.

De esta manera, fueron descartados los datos correspondientes a las siguientes fechas: 21/05/2013; 25/05/2013; 27/05/2013; 9/08/2013; 5/02/14; 6/02/2014; 16/10/2014; 17/10/2014; 28/10/2014 y 29/10/2014. Los datos consolidados se encuentran en el Anexo 1.

2.6 Conclusiones del Capítulo

En este capítulo se han presentado los resultados de la consolidación, estudio y análisis de datos históricos de consumo de energía eléctrica y variables climatológicas que podrían tener impacto en el consumo y la demanda de energía eléctrica, correspondientes al periodo 2011 – 2014.

Pudo determinarse que el comportamiento del consumo ostenta sendas estacionalidades, diaria y mensual, que fueron caracterizadas mediante los índices *IVED* e *IVEM*, respectivamente.

El *IVED* señala un consumo similar los días laborables, que desciende los días sábado y se minimiza los domingos y feriados. Esta caracterización es de gran importancia para la consideración de los diferentes “días tipo” en el modelo de pronóstico de demanda a ser desarrollado.

Por su parte, el *IVEM* refleja un resultado en cierto modo predecible: el consumo se acentúa en los meses más calurosos del año (primavera y verano), vale decir, de enero a marzo y de octubre a diciembre, mientras que se minimiza a mediados del año (meses de junio y julio).

Al relacionar los datos de consumo y los índices meteorológicos, construidos a partir de la ponderación de mediciones realizadas en estaciones meteorológicas localizadas en puntos concretos, asociadas con Sistemas Eléctricos Regionales, se ha determinado que la temperatura es la variable meteorológica de mayor incidencia en el consumo de energía eléctrica. Así también la relación entre consumo y temperatura es no lineal. Además, de todas las variables asociadas a la temperatura, la temperatura media diaria es la variable que presenta una mayor correlación lineal con el consumo de energía.

En el mismo sentido, la influencia de la velocidad del viento y la precipitación, en el consumo de energía, es muy reducida, mientras que este influjo es moderado, en los casos de la heliofonía y la humedad relativa.

Estos resultados son de gran relevancia para la focalización del desarrollo de modelos de pronóstico de demanda de corto plazo (STLF), así como la construcción de bases de datos dedicadas específicamente al almacenamiento de los datos asociados a las variables meteorológicas de mayor influencia en la demanda.

Capítulo 3: Situación Actual de Operación Electro-Energética

3.1 Operación del Sistema Interconectado Nacional (SIN)

El Sistema Interconectado Nacional (SIN) es el Sistema Eléctrico de Potencia destinado al abastecimiento de la demanda de energía eléctrica de consumo interno del país, mientras que el Sistema Interconectado (SI) es el Sistema Eléctrico de Potencia destinado al abastecimiento de la demanda de energía eléctrica de consumo tanto interno como de las interconexiones destinadas a exportaciones de energía eléctrica.

La operación del SIN y del SI tiene como propósito optimizar la confiabilidad (continuidad y calidad) del servicio y el desempeño técnico – económico integrado de los sistemas eléctricos de generación, transmisión y transformación de energía eléctrica de la ANDE, de las interconexiones y suministros especiales, así como dar cumplimiento a los acuerdos contractuales de intercambio de energía con las distintas empresas interconectadas.

El área de Operación, de la ANDE, es la encargada de coordinar, programar y supervisar la operación integrada del sistema de generación, transmisión y transformación de energía eléctrica del sistema eléctrico de potencia de la ANDE, así como lo relacionado con interconexiones y suministros especiales. El área de Operación cuenta con despachadores de carga en turnos continuos rotativos.

El soporte principal a las actividades del área de Operación, es el Sistema SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*), que proporciona cobertura a casi todos los locales del sistema (supervisión y control). Las maniobras de los locales no supervisados por el SCADA son en general, coordinadas de manera centralizada (vía telefónica) y ejecutadas por los operadores de tales locales.

Los operadores del área de Operación realizan la operación del sistema por medio de Normas de Operación. Estas normas son documentos específicos destinados a orientar y/o uniformizar los procedimientos utilizados para la operación del sistema eléctrico de potencia de la ANDE. Las principales Normas de Operación son las Instrucciones de Operación del Sistema (IOS) y las Instrucciones de Operación de las Interconexiones (IOI).

Las actividades del área de Operación comprenden desde la programación eléctrica y energética de la operación del sistema interconectado (pre despacho), la operación eléctrica y energética en tiempo real, hasta la evaluación de la operación eléctrica y energética del sistema interconectado (pos despacho). Es responsabilidad del área controlar la coordinación de la operación del Sistema Interconectado de la ANDE, gestionar la normalización de los procedimientos utilizados para la operación y velar por su cumplimiento.

3.2 Operación del Sistema Interconectado en tiempo Real

Los equipos componentes del sistema eléctrico de potencia pertenecientes al sistema interconectado deben estar en condiciones adecuadas para la operación de dicho sistema dentro de parámetros técnicos y de seguridad admisibles. Los equipos de telecomunicación y de supervisión y control deben tener disponibilidad y confiabilidad en su prestación de servicio para la operación de tiempo real y pos operación.

El área de Operación verifica periódicamente el funcionamiento de los equipos y sistemas de supervisión, control y comunicación del SI. En caso de detectarse cualquier anomalía en el funcionamiento de esos sistemas, Operación debe realizar el reclamo correspondiente a las unidades del sector de Mantenimiento de la empresa, según sea el origen de la anomalía.

El área de Operación verifica y consolida las medidas eléctricas y otros parámetros del SI y elabora informes. Las medidas eléctricas (potencia/energía activa y reactiva, tensión y corriente en componentes del sistema eléctrico de potencia) y parámetros hídricos adquiridos ya sea mediante el sistema supervisor SCADA o mediante comunicación telefónica con los diferentes locales del Sistema Interconectado son registrados en las diferentes planillas del “Parte Diario de Operación”.

Cuando el punto operativo o situación operativa lo amerite, el área de Operación coordina acciones de control y prevención de contingencias del SI / Interconexiones Binacionales Internacionales. Para el efecto emite instrucciones operativas y/o de maniobras pre establecidas en las Instrucciones de Operación para el control de tensión y frecuencia del SI con las Centrales Generadoras CH – IPU (Central Hidroeléctrica Itaipu), CH – YAC (Central Hidroeléctrica Yacyreta) y CH – ACY (Central Hidroeléctrica Acaray).

Diariamente el área de Operación verifica y coordina vía telefónica con los operadores de los locales del SIN, la disponibilidad de equipos y líneas de transmisión del sistema eléctrico de potencia para que una vez cumplidos los procedimientos de autorización de trabajos sea posible la realización del mantenimiento de instalaciones de acuerdo a la programación de trabajos y secuencias de maniobras preparadas, a pedido de los diferentes departamentos del área de Mantenimiento de Transmisión, y del área de Administración y Supervisión de Obras de Generación y Transmisión.

En los casos de ocurrencia de perturbaciones originadas en equipos del sistema de potencia de ANDE, que implican la interrupción del suministro eléctrico total o parcial, el área de Operación coordina y ejecuta los procedimientos pre establecidos de normalización con los operadores de los locales del SIN.

3.3 Pre y pos Operación del Sistema Interconectado.

El área de Operación, con los datos recabados del Parte Diario de Operación y otras informaciones adicionales obtenidas con operadores de locales del SIN vía telefónica, realiza las tareas de pos operación.

El área de Operación participa en reuniones multisectoriales de programación eléctrica semanal de la operación del SIN con otras unidades de Mantenimiento, Supervisión y Distribución de la ANDE. En estas reuniones, Operación emite su parecer sobre los pedidos de disponibilidad de los equipos del sistema de potencia para ser sometidos a mantenimiento. Dependiendo de la complejidad de los trabajos solicitados y de las restricciones electro energéticas, contractuales y económicas, los mismos pueden ser autorizados en la reunión o sujetos a análisis más detallados.

El área de Operación recibe los Pedidos de Disponibilidad de Equipos (PD's) y posteriormente se expide sobre los mismos, autorizando o no según sea su factibilidad de realización.

El área de Operación participa en reuniones multisectoriales de programación eléctrica mensual de la operación del Sistema Interconectado Nacional (SIN) con otras unidades de Mantenimiento, Supervisión y Distribución de la ANDE. En estas reuniones, el área de Operación emite su parecer acerca de los pedidos de disponibilidad de los equipos del sistema de potencia para ser sometidos a mantenimiento, de tal forma a optimizar las programaciones semanales indicadas más arriba.

El área de Operación realiza diariamente la programación eléctrica diaria de la operación a partir de los trabajos autorizados en la reunión semanal de trabajos y de los PD's autorizados. La programación como tal consiste en la elaboración de planillas conteniendo las secuencias de maniobras operativas para liberación de equipos del sistema de potencia. Estas maniobras preparadas sirven posteriormente de guía para la operación en tiempo real. Al día siguiente de esta programación, se realiza la evaluación de la programación eléctrica diaria y se verifica el cumplimiento de la programación versus lo acontecido en tiempo real.

3.4 Operación Energética

Es responsabilidad del área de Operación la utilización racional de los recursos hidroenergéticos que están bajo su área de influencia (Presa Yguazú y Central Acaray desde el punto de vista operativo, esto es, manejo de los embalses y despacho de grupos generadores). Periódicamente, Operación coordina vía telefónica con la CH – ACY, la Operación Hidráulica de las Presas Acaray e Yguazú y emite instrucciones sobre las maniobras de apertura o cierre de compuertas de ambas Presas.

El área de Operación realiza diariamente la programación energética diaria determinada para el efecto la previsión de demanda energética del Sistema Interconectado (curva de carga del SI). A partir de la curva de demanda, se confecciona el Programa de Suministro Diario de Itaipu y Yacyreta a la ANDE.

Diariamente antes de las 10:00 horas, el área de Operación remite el Programa de Suministro Diario a los sectores de programación de Itaipu y Yacyreta.

El área de Operación, a lo largo del mes recopila datos e informaciones provenientes del Parte Diario de Operación y finalmente elabora el informe mensual eléctrico de la operación, que contiene informaciones como: demandas eléctricas registradas en el SI; control estadístico de los embalses del río Yguazú y Acaray; estadísticas de programación de trabajos; suministros de compra y venta con las empresas interconectadas con la ANDE; control estadístico y técnico de las energías generadas por las centrales de Acaray, Itaipu y Yacyreta, además de las energías diarias suministradas (compras y ventas) a las empresas interconectadas de ANDE; puesta en servicios de equipos, generadores e interconexiones.

La operación electro energética del sistema interconectado, por parte de los sectores pertinentes del área de Operación, contempla tanto en su fase de programación como de tiempo real, las recomendaciones técnicas provenientes de las unidades de Estudios Energéticos y de Estudios Eléctricos. La operación electro energética del sistema interconectado debe cumplir con los diversos acuerdos contractuales vigentes entre las Empresas.

3.5 Costos Operativos de la ANDE

Los costos operativos de la ANDE, denominados también, Gastos de Explotación, se clasifican según las siguientes cuentas:

- 1- Energía Comprada – Itaipú Binacional: incluye la Contratación de Potencia y la compra de Energía Adicional (Energía Superior a la Garantizada), además de eventuales conceptos adicionales (Excedentes, Cesión).
- 2- Energía Comprada – Yacyretá Binacional: incluye la compra de energía.
- 3- Generación: incluye los costos de operación y mantenimiento de las centrales térmicas e hidráulicas de propiedad de la ANDE.
- 4- Transmisión: incluye los costos de operación y mantenimiento del sistema de transmisión.
- 5- Distribución: incluye los costos de operación y mantenimiento del sistema de distribución.
- 6- Consumidores: incluye todos los costos asociados a la comercialización de la energía, como la lectura de medidores, facturación, cobranzas, la atención a clientes, etc.
- 7- Administración y Generales: incluye todos los gastos asociados a las unidades de apoyo a las actividades primarias de la empresa (Generación, Transmisión, Distribución y Comercialización), como remuneraciones administrativas, servicio de comunicaciones, papelería y útiles de escritorio, etc.

- 8- Depreciación: incluye la depreciación de los activos de generación, transmisión y distribución, así como la depreciación de los bienes e instalaciones generales.

En el año 2013, los costos de operación ascendieron a poco más de 612 MUS\$ (Millones de Dólares Americanos), correspondiendo a compra de energía (Itaipú y Yacyretá) 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 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 y 2011, esos porcentajes fueron aún ligeramente superiores (54,31% y 57,18%, respectivamente).

La energía eléctrica tiene la especial particularidad de que no puede ser almacenada, debe ser producida y consumida simultáneamente. Dicho de otro modo, la programación de la generación debe realizarse en función al pronóstico de la demanda. Considerando la alta incidencia de los costos asociados a la compra de energía en los gastos de explotación de la ANDE, es evidente la necesidad de contar con un sistema robusto, preciso y confiable para la estimación de la demanda, la contratación de potencia y la compra de energía de las centrales de generación binacionales. La Figura 16 a continuación, muestra el porcentaje en que los costos de generación (Itaipú, Yacyretá, Acaray y centrales térmicas) influyen en los Gastos de Explotación mensuales de la ANDE. Puede verse que dicha incidencia se encuentra entre el 40% y 70%, siendo el valor medio en la ventana de tiempo considerada (tres años) de 54,88% (línea roja). En todos los casos, se manifiesta la gran relevancia de los costos de generación, en relación a los costos operativos totales de la ANDE.

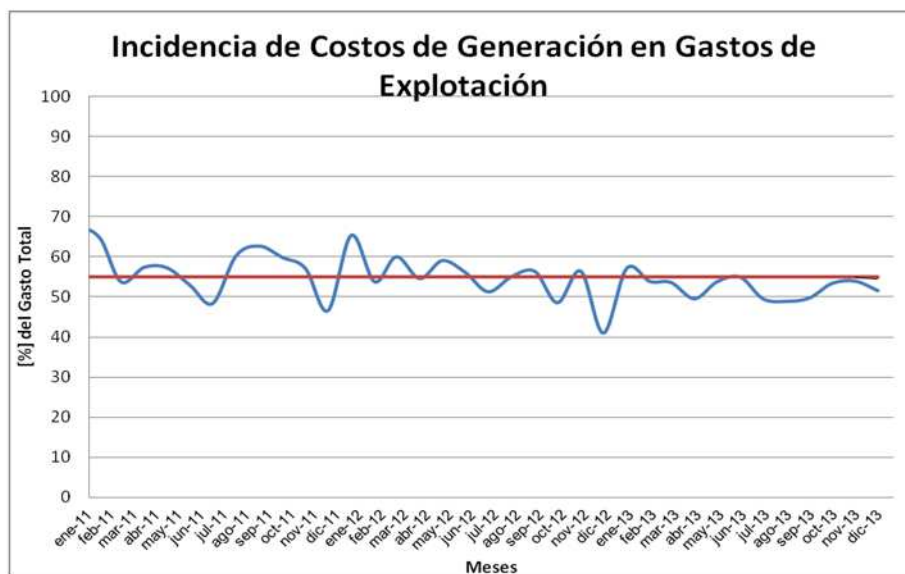


Figura 16: Incidencia de Costos de Generación en Gastos de Explotación.

3.6 Costos y aspectos contractuales de compra de energía

3.6.1 Itaipu

El Tratado de Itaipu, firmado en Brasilia el 26/04/73, establece en su artículo I, que las Altas Partes Contratantes (Paraguay y Brasil) convienen en realizar en común, el aprovechamiento hidroeléctrico de los recursos hídricos del río Paraná, pertenecientes en condominio a los dos países, desde e inclusive el Salto Grande de Siete Caídas o Salto de Guaíra hasta la Embocadura del río Iguaçu. Por su parte, el artículo XIII establece que la energía producida por dicho aprovechamiento será dividida en partes iguales entre los dos países, siendo reconocido a cada uno de ellos el derecho preferencial de adquisición de la energía que no sea utilizada por el otro país para su propio consumo. Además, las Altas Partes Contratantes se comprometen a adquirir, conjunta o separadamente en la forma que acuerden, el total de potencia instalada.

En este contexto, el Anexo C del Tratado de Itaipu, en su numeral II.1, establece que la división en partes iguales de la energía se efectuará por vía de división de la potencia instalada en la central eléctrica. El numeral II.4 estipula que cada entidad tiene el derecho de utilizar la energía que pudiera ser producida por la potencia por ella contratada hasta el límite que será fijado, para cada período de operación por Itaipu. Asimismo, el numeral II.5 sentencia que, cuando una Alta Parte Contratante decide no utilizar parte de la potencia contratada o parte de la energía que a esta le corresponde, dentro del límite fijado, podrá autorizar a Itaipu, ceder a las otras entidades la parte que así se hiciera disponible, tanto de potencia como de energía, en el período referido en II.4.

Considerando la potencia instalada en la CH – IPU, de 14.000 MW, y la demanda del SIN del Paraguay, que en el año 2.013 alcanzó un valor máximo de 2.427 MW, puede verse que el Paraguay es el país que usa solo una pequeña fracción de la potencia y energía que le corresponde, y vende lo restante al Brasil, obteniendo las contraprestaciones correspondientes, establecidos en el Tratado.

Por otro lado, el numeral II.2 del Anexo C establece que cada entidad (ANDE y ELETROBRÁS), en el ejercicio de su derecho a la utilización de la potencia instalada, contratará con Itaipu, por períodos de veinte años, fracciones de la potencia instalada en la central eléctrica, en función de un cronograma de utilización que abarcará este período e indicará, para cada año, la potencia a ser utilizada. Sin embargo, la Nota Reversal 1, del 11/02/74, estipula que el período de veinte años mencionado en el ítem II.2 del citado Anexo C podrá dividirse en dos subperíodos de diez años.

Dicho de otra manera, el tratado y la citada Nota Reversal establecen un Contrato de Largo Plazo entre la Itaipu y las entidades compradoras de energía.

No obstante, en el año 2003, debido a que en años anteriores las tarifas de comercialización de energía de la ANDE han estado por debajo de sus costos, dicha empresa se encontraba en una posición financiera relativamente precaria, por lo que, en un esfuerzo por mejorar esta situación, llega a un acuerdo con su principal proveedora de energía, la Itaipu, en lo referente a la compra de energía.

En el marco de dicho Acuerdo Operativo, el suministro y facturación de la Itaipu a la ANDE se hallan regidos mensualmente, de manera extraordinaria y provisoria, con el acuerdo de las Entidades Compradoras, por correspondencias dirigidas a ellas y firmadas conjuntamente por los Directores Generales Paraguayo y Brasileño. Estas correspondencias establecen fundamentalmente que la contratación de potencia se hará de forma anual, especificando las potencias requeridas mensualmente, y que la Potencia Excedente disponible en la CH – IPU será utilizada prioritariamente para la atención a los requerimientos de la ANDE.

Este marco proporciona características de gran peculiaridad a la manera en que la ANDE compra energía eléctrica de Itaipu. A rigor, la ANDE contrata (compra) potencia de la central. La potencia mensual disponible en Itaipu para contratación resulta de restar a la potencia instalada (20 máquinas, 14.000 MW):

- la potencia correspondiente a los generadores que se suponen en mantenimiento (2 unidades, 1.400 MW);
- la Reserva de Potencia Operativa (RPO), necesaria para mantener el equilibrio entre carga y frecuencia del sistema, así como para evitar fallas en el abastecimiento de la demanda, ante la ocurrencia de eventos imprevistos. Se calcula por métodos probabilísticos (el valor actual está en torno a 427 MW, sin variaciones considerables);
- la potencia asociada al consumo propio de la central (38 MW).

Así, la potencia mensual disponible en Itaipu para contratación es de 12.135 MW, cincuenta por ciento le corresponde a la ANDE, en virtud al artículo XIII del tratado y al numeral II.1 del Anexo C. Sin embargo, por lo ya expuesto (demanda máxima del SIN, Acuerdo Operativo), la ANDE contrata un valor significativamente menor.

Asociada a la Potencia Contratada (mensualmente) se encuentra la “Potencia Garantizada” y la “Energía Garantizada”, que corresponde al uso de la Potencia Contratada con un determinado Factor de Carga (el valor actual está en torno a 71%, sin variaciones considerables), cuyo valor se obtiene considerando varios factores, como la configuración del parque generador (principalmente, el de Brasil), los programas de mantenimiento, la capacidad de intercambio entre los sistemas, las restricciones de transmisión, el costo de déficit, etc. Este Factor de Carga da operatividad al límite en la utilización de energía mencionado en el numeral II.4 del Anexo C del tratado.

El costo de la Potencia Contratada, es de 22,6 US\$ por KW-mes, y es determinado de manera a que la Itaipu cubra sus gastos de operación, utilidades sobre el capital de constitución, cargas financieras, amortizaciones, royalties, resarcimientos, etc (Costo del Servicio de Electricidad de Itaipu).

Cuando ocasionalmente aumenta la potencia de las unidades generadoras por encima de la Potencia Contratada debido a condiciones operativas favorables (Potencia

Disponible ≥ 12.600 MW), tales como mayor disponibilidad de cada máquina gracias a la eficiencia alcanzada en el mantenimiento y/o aumenta el salto bruto (diferencia de nivel entre el embalse y el río Paraná aguas abajo $\geq 119,4$ m), se produce la disponibilidad de la Potencia Excedente, a la que alude el Acuerdo Operativo. El costo de la energía asociada a esta Potencia Excedente, así como el costo de la Energía Superior a la Garantizada (entre el 71% y el 100% de la Potencia Contratada), es bien menor al costo de aquella relativa a la Potencia Garantizada, ya que exige el pago por éstas de lo necesario para cubrir sólo los montos relativos a los royalties y resarcimientos que para esta parcela de energía no fue considerada en la composición del Costo del Servicio de Electricidad de Itaipu. La planificación de la operación energética del SIN se realiza en conocimiento de la existencia o no de esta Potencia Excedente.

En los casos en que no se dispone de Potencia Excedente, o que la misma es insuficiente para cubrir el intercambio ANDE-ITAIPU, se entra en la figura de “Cesión de Potencia” (por parte de ELECTROBRÁS a la ANDE, Anexo C, numeral II.5), o simplemente Cesión, que tiene un costo ligeramente superior al de la Potencia Contratada, ya que incluye el pago de royalties y resarcimientos correspondientes a la energía asociada a la Cesión de Potencia.

La conversión de potencia a energía para la contabilización mensual final, a efectos de facturación, se realiza con frecuencia horaria (dividiendo posteriormente la energía mensual de cada modalidad contractual por la cantidad de horas del mes, obteniendo la Potencia Excedente Promedio mensual y la Potencia de Cesión Promedio mensual). En el caso de la Cesión, si la misma supera el contrato mensual de potencia por más de tres veces en un solo día, se considera que las 24 horas de ese día, se produjo Cesión, con el valor máximo de intercambio registrado.

En resumen, el proceso de facturación de Itaipu a la ANDE, por el despacho de potencia, consta básicamente de dos parcelas, la facturación de la Potencia Contratada del mes (fijada anualmente) independientemente de que se haga o no uso de ella (siempre se hace uso), y la facturación de las Potencias Superior a la Garantizada, Excedentes y/o de Cesión Promedio mensuales.

A modo de ejemplo, si la Potencia de Contrato Mensual es de 700 MW-mes, y se dispone de 100 MW de Potencia Excedente, mientras que el intercambio ITAIPU-ANDE, registrado en una determinada hora es de 1000 MW, para esa hora se computarán (además de la Potencia de Contrato):

- 100 MWh de Energía Excedente,
- 200 MWh de Cesión de Energía.

Si en ese mismo día, se tienen otros 3 registros que superan los 800 MW (700 MW Contrato, 100 MW Excedente), siendo el mayor de ellos de 1000 MW, todas las horas de dicho día se computarán de la siguiente manera:

- 100 MWh de Energía Excedente,

- 200 MWh de Cesión de Energía.

En el primer caso, el día considerado incidirá solo con 200 MWh para la Potencia de Cesión Promedio Mensual ($200 \times 1 / 24 / 30 = 0,28$ MW-Mes), mientras que en el segundo, la incidencia será mucho mayor ($200 \times 24 / 24 / 30 = 6,67$ MW-Mes), cerca de 20 veces más. De esta manera, los costos por Cesión pueden incrementarse considerablemente.

Cabe recalcar que el Programa de Suministro Diario de Itaipu a la ANDE es remitido diariamente por el área de Operación, a los operadores de la CH-IPU antes de las 10 de la mañana. En general, no existen inconvenientes para que se produzca la cesión de potencia por parte de ELETROBRÁS a la ANDE, en virtud a la disponibilidad de otras fuentes de energía que posee la ELETROBRÁS. No obstante, los altos costos incurridos bajo la modalidad de Cesión, aconsejan extremar recursos para incrementar la demanda atendida por fuentes de energía más económicas. Todo ello, basado en una adecuada estimación del perfil de la demanda.

3.6.2 Yacyreta

La situación de la Entidad Binacional Yacyreta, es similar a Itaipu en muchos aspectos. El tratado de Yacyreta, en su artículo I, establece que las Altas Partes Contratantes (Paraguay y Argentina) realizarán en común, el aprovechamiento hidroeléctrico del Río Paraná a la altura de la isla Yacyreta, mientras que el artículo XIII estipula que la energía producida por dicho aprovechamiento será dividida en partes iguales entre los dos países, siendo reconocido a cada uno de ellos el derecho preferente de adquisición de la energía que no sea utilizada por el otro país para su propio consumo. Asimismo, las Altas Partes Contratantes se comprometen a adquirir, conjunta o separadamente, en la forma que acordasen, el total de la potencia instalada.

Por su parte, el Anexo C, en su numeral II.1 establece que la división en partes iguales de la energía será efectuada por medio de la división de la potencia instalada en la central eléctrica, mientras que el numeral II.4 estipula que cada entidad (ANDE y EBISA) tiene el derecho de utilizar la energía que puede ser producida por la potencia por ella contratada, hasta el límite que será establecido para cada lapso de operación por Yacyreta.

Así también, el numeral II.2 sentencia que cada entidad, en el ejercicio de su derecho a la utilización de la potencia instalada, contratará con Yacyreta, por períodos de ocho años, fracciones de la potencia instalada en la central eléctrica, en función de un cronograma de utilización que abarcará ese lapso e indicará, para cada año, la potencia a ser utilizada.

Nuevamente aparece la figura de un Contrato de Largo Plazo y nuevamente es la ANDE la entidad que, por las características del sistema paraguayo, cede su energía no utilizada, recibiendo las contraprestaciones establecidas en el tratado.

Las similitudes entre Itaipu y Yacyreta acaban en este punto. Por un lado, las obras de terminación de la CH – YAC demoraron un tiempo bastante superior al estimado (la operación se inició en agosto de 1994, mientras que la cota de diseño fue alcanzada recién en febrero de 2011), haciendo que la central opere por debajo de la potencia prevista por un tiempo considerable, lo que le impidió cumplir con determinados compromisos financieros y ocasionó un abultamiento considerable de su deuda.

De esta manera, si bien el Anexo C del Tratado de Yacyreta, en su numeral III, establece que el costo del servicio de electricidad estaría compuesto por gastos de operación, utilidades sobre el capital de constitución, cargas financieras, amortizaciones, compensación por territorio inundado, resarcimientos, etc.; el citado retraso en la conclusión de las obras que permitirían la generación de la central a plena capacidad, entre otros factores, originó la polémica Nota Reversal del 9 de enero de 1992 (NR 92). Este documento establece que la tarifa a ser pagada a Yacyreta por toda la energía posible de generar con el caudal hídrico aportado por el embalse, entregada y medida en barras de control será de 0,030 U\$\$/kWh (treinta milésimos de dólar de los Estados Unidos de América por kilowatio-hora), a valores constantes de diciembre de 1991. Esa tarifa de 0,030 U\$\$/kWh es actualizada conforme a un Factor de Ajuste definido en el Anexo C del tratado de Yacyreta, para mantener constante el valor del mes de diciembre de 1991.

La NR 92 no fue ratificada por el Poder Legislativo de Paraguay, razón por la cual, según la Constitución Nacional de este país, la NR 92 carece de validez. No obstante, el rechazo de la NR 92 se produjo en el año 1994, en un plazo mayor a lo establecido en las normas del derecho internacional, según la interpretación de la Argentina, por lo cual, dicho país asume como válido lo establecido en esta Nota Reversal. Así, el costo de la energía de Yacyreta, aplicando lo dispuesto en la NR 92, es mayor al costo de la energía establecido en el Anexo C del tratado. Este costo se encuentra en 40,5 US\$/MWh, con la aplicación del Factor de Ajuste establecido en la NR 92.

Este trabajo considera el valor calculado por lo establecido en la NR 92, como el costo de la energía de Yacyreta, debido a que esta hipótesis constituye el escenario más desfavorable o conservador, en relación a la compra de energía de Yacyreta, por parte de la ANDE.

Es conveniente resaltar que la ANDE compra energía de Yacyreta (a diferencia de la contratación de potencia de Itaipu). De esta manera, la programación de la operación o el despacho en Yacyreta, no acarrea mayores riesgos económicos en relación a la potencia disponibilizada por la CH – YAC para la ANDE, ya que se paga solo por la energía utilizada.

3.6.3 Acaray

Como fue expuesto más arriba, la CH – ACY es propiedad de la ANDE, así el costo de la energía generada, puede estimarse considerando los gastos de operación y mantenimiento de la central (que incluyen operación y mantenimiento de equipos hidráulicos y eléctricos, así como otros gastos varios) y la energía total generada en un año.

Cabe resaltar que a la fecha de elaboración de este capítulo, se realizaban trabajos de modernización de la central, que incluían la repotenciación de las Unidades Generadoras. Este hecho ha conllevado la baja disponibilidad de algunas unidades en determinados periodos, en ocasiones prolongados.

3.7 Otras Restricciones

El despacho de potencia horaria de las centrales, no se rige netamente por aspectos económicos. Deben considerarse algunos aspectos técnicos asociados principalmente con la capacidad de intercambio entre el sistema ANDE y las centrales de generación.

Naturalmente, de no existir estas restricciones, toda la demanda de la ANDE sería abastecida por la CH – ACY (central más barata). Sin embargo, debe considerarse la capacidad de suministro máximo de la CH – ACY, que es de 210 MW, además de la eventual indisponibilidad de unidades generadoras en esta central.

Por otro lado, la ANDE opera parte de su red en forma interconectada con el sistema eléctrico brasileño (SIN-B), a través de la CH – IPU. Esta porción del sistema eléctrico de la ANDE, es denominada “Subsistema 1”, y es abastecida por la CH – IPU y la CH – ACY (operando en paralelo). Comprende los sistemas Este, Central, Norte, Oeste y gran parte del sistema Metropolitano de la ANDE. Por su parte, otra parcela del SIN opera en forma interconectada con el sistema eléctrico Argentino (SADI: Sistema Argentino de Interconexión), a través de la CH – YAC. Esta porción de la red de ANDE es denominada “Subsistema 2”, y es abastecida por la CH – YAC. Comprende el sistema Sur y parte del sistema Metropolitano.

La operación eléctrica interconectada de los Subsistemas 1 y 2 de la ANDE es actualmente inviable, debido a problemas de estabilidad. Esto limita la demanda máxima que puede abastecerse por cada central binacional. Cabe resaltar que existen estudios que indican la factibilidad de operación interconectada, con la entrada en operación de la línea de transmisión de 500 kV entre la Subestación de Ayolas y la Subestación de Villa Hayes (LT 500 kV AYO – VHA). Sin embargo, se requieren de acuerdos técnicos, operativos, económicos y políticos entre los tres países para que esto sea posible.

De esta manera, la demanda máxima que puede abastecerse con la CH – YAC es de aproximadamente 750 MW, ya que la misma está conectada a la red de la ANDE mediante dos autotransformadores de 375 MVA de potencia cada uno. Ante la

indisponibilidad de uno de estos equipos, la capacidad de abastecimiento de la CH – YAC se reduciría al 50%.

En este sentido, con la entrada en servicio de la LT 500 kV MD – VHA, los límites de abastecimiento de la CH – IPU están condicionados por el fenómeno de Estabilidad de Tensión (en locales eléctricamente alejados de la CH – IPU, el control de la tensión acarrea serias dificultades técnicas). Así, la máxima demanda que puede suministrar la CH – IPU, en las condiciones actuales del SIN, se encuentra en torno a los 2200 MW. Ante el fuera de servicio de la LT 500 kV MD – VHA, tal límite se reduciría a aproximadamente 1700 MW, ya que el vínculo entre la CH – IPU y la ANDE sería mantenido por 5 autotransformadores de 350 MVA cada uno.

Las indisponibilidades de otros equipos del SIN, como líneas de transmisión de 220 kV importantes o transformadores de gran porte, deben ser analizadas en cada caso, a través de estudios de Flujo de Potencia, para determinar la incidencia en la capacidad de abastecimiento de las centrales.

3.8 Metodología actual de despacho de potencia

De la sección 3.4, se transcribe cuanto sigue:

El área de Operación realiza diariamente la programación energética diaria, determinada para el efecto la previsión de demanda energética del Sistema Interconectado (curva de carga del SI). A partir de la curva de demanda, se confecciona el Programa de Suministro Diario de Itaipu y Yacyreta a la ANDE. Diariamente antes de las 10:00 horas, el área de Operación remite el Programa de Suministro Diario a los sectores de programación de Itaipu y Yacyreta.

Esta programación energética diaria es realizada como una de las primeras actividades cotidianas diarias de los ingenieros de operación de la ANDE, quienes en base a su experiencia y un método estadístico de previsión, estiman la curva de carga del sistema para cada día, de lunes a jueves, mientras que los viernes se estiman tres curvas de demanda, correspondiendo una a dicho día, la otra al sábado, y la tercera al domingo.

Para tal previsión, se tiene en cuenta el día de la semana, el día de la misma denominación de la semana pasada, si es o no feriado, y el pronóstico del clima.

Una vez determinado así el perfil de demanda, la atención se enfoca en la Potencia Contratada del mes en Itaipu, la disponibilidad de máquinas en la CH – ACY, la disponibilidad de Potencia Excedente en la CH – IPU, el Salto Neto en Itaipu y la configuración del SIN (elementos indisponibles, locales abastecidos desde el Subsistema 1 y desde el Subsistema 2).

Puede observarse de la descripción precedente, que la programación energética diaria se realiza en dos etapas básicas:

- Estimación de curva de carga diaria;

- Consideración de restricciones.

Actualmente, como ya fue dicho, el proceso se realiza en base a la experiencia humana y un método estadístico simple de previsión (regresión lineal). Este trabajo propone la automatización del proceso de despacho diario de potencia en base a los datos físicos del sistema (histórico de demanda, datos meteorológicos), mediante la aplicación de herramientas matemáticas, el uso de técnicas de Inteligencia Artificial para la estimación de la demanda y Optimización del despacho, con la observancia de las restricciones.

3.9 Modelo Conceptual de Optimización

La optimización es una alternativa adecuada para determinar el despacho de potencia horaria en una red eléctrica. La función objetivo en este caso sería la de minimizar los costos por compra de energía, mientras que entre las restricciones se tendría principalmente la de satisfacer la demanda, con cierto margen de seguridad ante eventuales variaciones imprevistas en la misma; atender a la máxima capacidad del sistema, considerando limitaciones técnicas por indisponibilidad de equipos y líneas de transmisión, limitaciones de generación o intercambio entre sistemas; aspectos 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.

a) Función Objetivo(F.O.)

F.O.: *Minimizar* z : costos diarios de contratación de potencia y compra de energía

b) Restricciones

Sujeto a (s.t.):

- b1) No sobrepasar capacidades de generación.
- b2) Ajustarse a requerimientos de Intercambios máximos y mínimos.
- b3) No sobrepasar capacidades de transmisión.
- b4) Satisfacer Ecuaciones de conservación.
 - Abastecimiento de demanda.
 - Contrato Itaipu.
- b5) Satisfacer condiciones de no negatividad y tipo de variable.

3.10 Conclusiones del Capítulo

Este capítulo presenta los resultados de los análisis de la operación de los sistemas eléctricos de potencia, la operación del SIN, y las características asociadas a los costos relativos al abastecimiento de energía eléctrica de las centrales hidroeléctricas de Itaipu, Yacyreta y Acaray.

A partir del análisis desarrollado y de los datos recabados, fue realizado el planteamiento de un modelo conceptual de optimización, que considera todas las restricciones físicas y contractuales del sistema.

Capítulo 4: Técnicas de Inteligencia Artificial Aplicadas a la Predicción de Demanda Eléctrica de Corto Plazo

4.1 Técnicas de Inteligencia Artificial

Debido a la gran complejidad de la interrelación (generalmente no lineal) entre los diversos factores que influyen en el pronóstico de demanda de corto plazo (STLF, por sus siglas en inglés: *Short Term Load Forecast*), varias técnicas de Inteligencia Artificial (IA) fueron empleadas en este campo, reportándose un gran número de pruebas exitosas. Las principales corrientes de IA aplicadas al problema de STLF son: las Redes Neuronales (Neuronales) Artificiales, los Sistemas Expertos y las Máquinas de Soporte Vectorial. Estas herramientas son descritas brevemente a continuación.

4.2 Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) han recibido últimamente mucha atención en el ámbito de STLF y un gran número de artículos han reportado experimentos exitosos con ellas. Son herramientas matemáticas inspiradas por la manera en que el cerebro humano procesa información. Sus diversos campos de aplicación abarcan la tecnología aeroespacial, la industria automotriz, la medicina, transporte, telecomunicaciones, etc.

La unidad básica de una RNA es la neurona artificial, que recibe información numérica a través de un cierto número de nodos de entrada, la procesa internamente y suministra una salida. El proceso es realizado en dos etapas. En primer lugar, los valores de entrada son combinados linealmente, luego, el resultado es usado como el argumento de una función de activación no lineal. La combinación lineal emplea pesos, atributos de cada conexión y un término de umbral constante. La Figura 17 ilustra esquemáticamente la constitución de una neurona artificial.

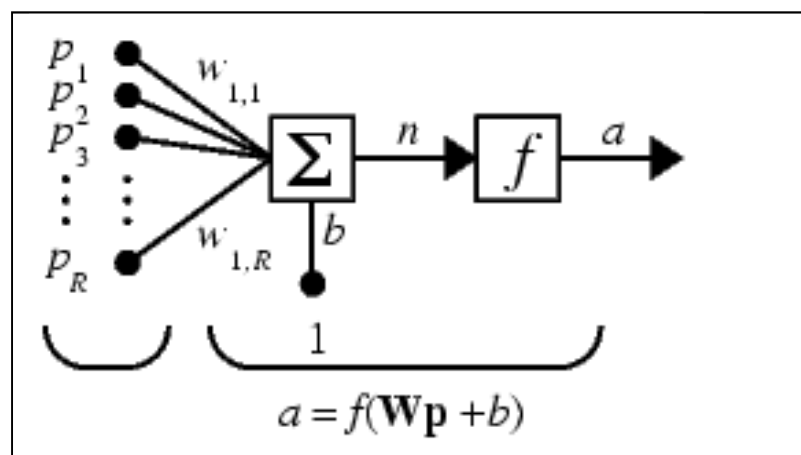


Figura 17: Neurona Artificial.

Las RNA están compuestas de varias neuronas operando simultáneamente. Típicamente, una red es ajustada o entrenada de manera que, un conjunto particular de entradas, origine una salida específica (objetivo). Es decir, los pesos que unen los diversos nodos de una RNA y los umbrales de cada neurona son ajustados comparando la salida de la red con la salida objetivo, hasta que ambas salidas sean prácticamente iguales. Esta estrategia de entrenamiento de la red es representada en la Figura 18.

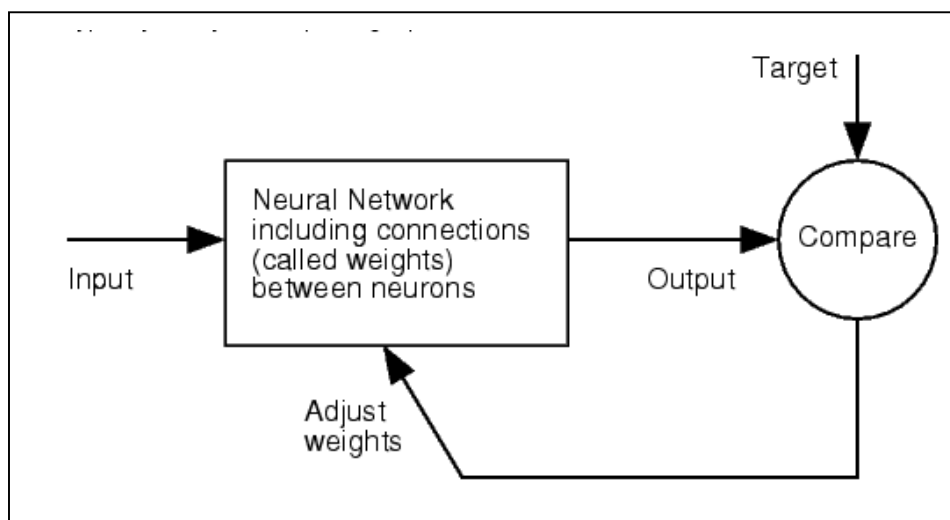


Figura 18: Entrenamiento de Redes Neurales.

La manera en que las neuronas son organizadas define la Arquitectura de la red. Una de las arquitecturas más empleadas para los pronósticos de demanda de corto plazo es la del tipo Perceptrón Multicapa (MLP, por sus siglas en inglés: *MultiLayer Perceptron*), en que las neuronas son organizadas en capas. Las neuronas en cada capa pueden compartir las mismas entradas, pero no están conectadas unas con otras en la misma capa. Si la estructura es con alimentación hacia delante (*feed-forward*) las salidas de una capa son usadas como las entradas de la capa siguiente. Las capas entre los nodos de entrada y la capa de salida son llamadas capas ocultas. En aplicaciones de pronóstico de la demanda, esta forma básica de arquitectura multicapa con alimentación hacia delante continua siendo la arquitectura más popular en la actualidad.

Los parámetros de este tipo de redes son la matriz de pesos y el vector de umbrales. La estimación de los parámetros es conocida como “entrenamiento” de la red, y es hecha por la minimización de una determinada función (usualmente, una función cuadrática del error de salida).

El primer algoritmo de entrenamiento que fue ideado es el de “propagación hacia atrás” o “propagación reversa” (*back-propagation*), que usa una técnica de reducción por pasos basado en el cálculo del gradiente de una función de desempeño respecto a los parámetros de la red.

Dada una muestra de vectores de entrada y de salida, las RNA son capaces de mapear automáticamente las relaciones entre ellos. Las RNA “aprenden” estas relaciones y almacenan este aprendizaje en sus parámetros.

Puede probarse que las RNA son particularmente útiles cuando se posee una gran cantidad de datos, pero poco o ningún conocimiento previo acerca de las leyes que rigen el sistema que genera tales datos.

La mayoría de los artículos proponen arquitecturas MLP que pueden ser clasificadas en dos grupos, de acuerdo con el número de nodos de salida. En el primer grupo están aquellas que solo tienen un nodo de salida, usadas para estimar la demanda de la próxima hora o la demanda máxima (pico de carga) del día siguiente. En el segundo grupo se encuentran las RNA que tienen varios nodos de salida para pronosticar una secuencia de demandas horarias. Típicamente, estas redes tienen 24 nodos de salida, para estimar las demandas horarias de las 24 horas del próximo día (esta serie de demandas horarias es denominada “perfil de la demanda”).

La aplicación de redes neurales en casi todos los campos, sigue aproximadamente el mismo procedimiento, que puede ser dividido en cuatro etapas, que son descritas a seguir.

a) **Pre – procesamiento de datos:** El pre – procesamiento puede ser necesario para reducir la dimensión del vector de entrada, así como para “limpiar” los datos, removiendo valores fuera de rango, datos faltantes o cualquier irregularidad, debido a que las RNA son sensibles a tales defectos en los datos.

El pre – procesamiento a menudo significa particionar el espacio de entrada, de manera que modelos “locales” puedan ser diseñados para cada subespacio. En aplicaciones de pronóstico de la demanda, esto es usualmente hecho mediante la clasificación de los datos de entrada (perfiles de demanda pasados o datos climatológicos) y el posterior uso de RNA separadas para cada clase de datos.

El factor más importante para determinar la forma del perfil de la demanda es el calendario. Los perfiles de los días laborables de la semana usualmente difieren en gran medida de los correspondientes a los fines de semana. Así, la clasificación básica se realiza en dos tipos de días: días laborables (de entre semana) y días de fin de semana. A veces los perfiles de los viernes o lunes pueden ser distorsionados por el fin de semana, de esta manera, clases especiales deben ser consideradas para estos días. Los días de fin de semana pueden ser posteriormente clasificados de acuerdo a las costumbres sociales y patrones laborales en el país considerado. Así el número de clases de días puede elevarse considerablemente. Sin embargo, lo más usual es disponer de siete clases de

días, una para cada día de la semana. Los perfiles típicos de los días laborables pueden cambiar de estación a estación y entonces deben ser clasificados de acuerdo al mes del año o estación.

Los feriados son agrupados por algunos autores junto con los días de fin de semana. Otros autores los agrupan según clases especiales reservadas para los mismos.

El segundo factor en importancia que afecta el perfil de la demanda es el clima. Debido a esto, los días pueden ser clasificados de acuerdo a las condiciones climáticas.

Estos procedimientos de clasificación proporcionan un rótulo de clase a cada dato en la muestra de entrenamiento. Estos rótulos pueden realizarse mediante la creación de una nueva variable que debe ser incluida en el modelo, lo que puede ser realizado de dos maneras. La primera de ellas es codificando estos rótulos de clase y usando estos códigos como datos de entrada, lo que puede significar adicionar a la red neural tantos nodos de entrada como clases sean consideradas. Alternativamente, numerando la clase (usualmente mediante un código binario) y suministrando estos números a la RNA mediante algunos pocos nodos de entrada, de manera que un gran número de clases pueda ser representado por una cantidad relativamente pequeña de nodos de entrada.

La segunda manera de emplear esta información es por la construcción de RNA separadas para cada clase de datos. Sin embargo, si los datos son subdivididos en una gran cantidad de clases, puede no quedar suficiente cantidad de perfiles de demanda en cada clase, para realizar un entrenamiento adecuado de la red neural.

b) **Diseño de la RNA:** La elección de una arquitectura adecuada es usualmente el primer paso en el diseño de redes neurales. La más popular es la del tipo Perceptrón Multicapa (MLP), generalmente con alimentación hacia delante, y en la mayoría de los casos, completamente conectada.

Habiendo decidido emplear este tipo de arquitectura, debe seleccionarse la cantidad de capas ocultas, nodos de entrada, neuronas por capa y el tipo de función de activación.

Ha sido demostrado que una sola capa oculta es suficiente para aproximar cualquier función continua, aunque dos capas ocultas pueden ser de gran utilidad en algunas circunstancias específicas.

Definir una función de activación tampoco es una tarea complicada, la mayoría de los trabajos emplea la función logística o tangente hiperbólica.

La selección del número de neuronas de salida también debe considerarse. Teniendo en cuenta que el objetivo de este trabajo es realizar previsiones de perfiles de demanda (24 horas), la literatura revisada menciona tres tipos de procedimientos para el efecto:

b1) **Previsión iterativa:** es realizada a través del pronóstico de la demanda horaria de una hora a la vez, cuya previsión es agregada a la serie de la demanda, de manera que las previsiones para las últimas horas están basadas en las previsiones para las primeras horas.

b2) **Pronóstico multi-modelo:** este es un método común de pronóstico de la demanda con modelos de regresión, usando 24 modelos distintos, uno para cada hora del día. La ventaja de este método es que las redes neurales individuales son relativamente pequeñas, lo que las hace menos propensas a sobre ajustes.

b3) **Pronóstico con modelo simple, multi-variable:** realizado mediante el uso de un método multi-variable para la previsión de todas las demandas (24) de una sola vez, de manera que cada perfil es representado por un vector con 24 dimensiones. Este método es el más empleado por la mayoría de los investigadores que usan 24 neuronas en la capa de salida. Sin embargo, tiene dos serias desventajas: la MLP debe ser muy extensa, para acomodar 24 nodos de salida, por otro lado, la necesidad de tratar cada día como un vector implica que solo se tienen 365 puntos de datos por año, cantidad reducida para la extensa red neural cuyos parámetros deben ajustarse (entrenamiento).

Las RNA con solo un nodo de salida también son empleadas para pronosticar perfiles de demanda, de dos maneras. Una de ellas es a través del pronóstico repetitivo de la demanda de una hora a la vez, mientras que la otra emplea un sistema con 24 RNA en paralelo, una para cada hora del día. La mayoría de los pronósticos de perfiles de demanda son realizados con RNA pertenecientes a este segundo grupo.

La selección del número de nodos de entrada es una tarea relativamente complicada, ya que prácticamente no existen consideraciones teóricas que ayuden a tomar esta decisión. Usualmente, debe tenerse a priori, un conocimiento acerca del comportamiento del sistema bajo estudio y de los factores que condicionan la salida de tal sistema.

La primera variable a ser usada es la demanda propiamente dicha, ya que en general, las series de demanda presentan una fuerte correlación con los datos históricos. Si la RNA pronostica perfiles, tratándolos como vectores de 24 dimensiones, los investigadores no tienen mucho que elegir, ya que deben usar datos de uno o dos días anteriores.

En relación al empleo de variables exógenas, existen algunas directrices empíricas que pueden ayudar a seleccionarlas, de entre las diversas posibilidades. Así, se considera la temperatura del aire, como principal variable exógena a ser incluida. La función que relaciona la temperatura con la carga es claramente no lineal, lo que, naturalmente, motiva el uso de RNA en este contexto.

Algunos autores han experimentado con otras variables, tales como la humedad relativa o la velocidad del viento, considerando que las mismas tienen un efecto sustancial en la sensación humana de confort térmico, y pueden ayudar a explicar el uso de dispositivos de acondicionamiento de ambientes.

El pronóstico de la demanda requiere el uso de pronósticos meteorológicos. Muchos investigadores realizan sus simulaciones empleando valores observados de variables climáticas en vez de valores pronosticados, lo cual es una práctica común en pronósticos de demanda, sin embargo, no debe desconocerse el hecho de que los errores de las previsiones en la práctica, pueden ser mayores a aquellos obtenidos en las simulaciones debido a la incertidumbre adicionada por los pronósticos meteorológicos.

Para la selección del número de neuronas en las capas ocultas, muchos autores emplean el método de prueba y error, seleccionando unas pocas alternativas, para luego realizar simulaciones y decidirse por aquel número de neuronas que proporciona el mejor desempeño (ya sea para el entrenamiento o la predicción). Algunas publicaciones reportan que las variaciones en el número de neuronas no afectan significativamente la precisión de las previsiones.

La evaluación del diseño de la RNA debe considerar los problemas de “sobre ajuste” y “sobre parametrización” de la red.

Sobre ajuste usualmente significa estimar un modelo que reproduce los datos con tanta precisión que finalmente termina incluyendo algún error aleatorio en su estructura, produciendo pronósticos de baja calidad. Esto puede deberse a dos motivos: debido a que la red es entrenada excesivamente, o porque la misma es demasiado compleja (sobre parametrización).

Una manera de evitar el entrenamiento excesivo es el uso del método de “validación cruzada”. Los datos de la muestra son separados en los conjuntos de entrenamiento y validación. Los parámetros de la RNA son estimados en el conjunto de entrenamiento y el desempeño del modelo es evaluado, con pocas iteraciones de intervalo, en el conjunto de validación. Cuando este desempeño comienza a deteriorarse, las iteraciones de entrenamiento son interrumpidas y el último conjunto de parámetros computados son empleados para realizar los pronósticos.

Otra manera de evitar el sobre ajuste es mediante el uso de técnicas de regularización, lo que implica modificar la función de desempeño a ser minimizada, adicionándole un término que penaliza la complejidad del modelo.

Modelos relativamente simples y “suaves” usualmente producen mejores pronósticos que aquellos de mayor complejidad.

c) **Implementación de la RNA:** Luego de que la red neural haya sido diseñada, la misma debe ser entrenada (esto significa estimar los parámetros de la red). Para esta tarea, debe seleccionarse un algoritmo de entrenamiento. El más empleado de estos algoritmos es el denominado “Algoritmo de propagación hacia atrás”, basado en un método decreciente por pasos, que desarrolla un gradiente estocástico descendiente en la superficie de error. Sin embargo, varias alternativas fueron propuestas en años recientes. Debido a que estos algoritmos son iterativos, algún criterio de parada debe ser definido para detener las iteraciones. Los más empleados son: número fijo de iteraciones o que el error en el pronóstico descienda por debajo de una tolerancia determinada. No obstante, se resalta la importancia de seleccionar cuidadosamente este criterio de parada, debido a la posibilidad de sobre ajustar los parámetros.

Es importante mencionar que el tamaño de la muestra de datos para el entrenamiento de las RNA debe ser apropiadamente seleccionado. Debido a que las RNA son métodos conducidos por los datos, ellas normalmente requieren una muestra extensa para la fase de entrenamiento de la red.

De acuerdo con algunos autores, la implementación de la RNA puede considerarse adecuadamente realizada si:

c1) La RNA reproduce adecuadamente los datos del conjunto de entrenamiento;

c2) Su desempeño en una muestra del conjunto de entrenamiento y en una muestra de prueba son comparables;

c3) Su desempeño a través de diferentes muestras de prueba es coherente.

d) **Validación de la RNA:** La mayoría de los investigadores evalúan el desempeño y la precisión de sus modelos examinando los errores en muestras distintas a las empleadas para la estimación de los parámetros (entrenamiento) de la red.

La literatura plantea que la validación de un modelo de RNA ha sido adecuadamente realizada si:

d1) Su desempeño fue comparado con el desempeño de métodos de previsión aceptados (ARIMA, ARMAX, métodos de regresión);

d2) La comparación ha sido realizada en muestras de prueba (diferentes a la de entrenamiento);

d3) El tamaño de las muestras de prueba es adecuado, de manera que algunas inferencias pueden ser esbozadas.

4.3 Sistemas expertos

Un sistema experto es un sistema computacional interactivo que permite la creación de bases de conocimiento, las cuales una vez cargadas responden a preguntas emulando el proceso de razonamiento de un experto para resolver problemas en un área específica del conocimiento humano.

Los sistemas expertos fueron aplicados por primera vez en 1988 en el ámbito de STLF y mejorados durante la década de 1990 mediante el modelado de los efectos del calendario y la relación no lineal entre demanda y temperatura. Estos modelos usan bases de conocimiento, constituyéndose en técnicas basadas en reglas, donde las reglas se derivan de la experiencia humana y no directamente de los datos.

4.4 Máquinas de Soporte Vectorial

Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM: *Support Vector Machines*, por sus siglas en inglés), constituyen una de las nuevas técnicas de modelado, que presentan un desempeño satisfactorio en análisis de clasificación, reconocimiento de patrones, fenómenos no lineales y regresión.

En el ámbito de los análisis de regresión, el modelado a través de SVM tiene capacidad de trabajar adecuadamente con series temporales estacionarias y no estacionarias, sin asumir premisas previas acerca de los datos, lo que convierte a este método en una herramienta aplicable al estudio de diversos fenómenos.

Sin embargo, la formulación del modelado SVM es de una complejidad considerable, en relación a otros métodos disponibles para abordar el problema del pronóstico de la demanda de corto plazo. Por otro lado, la escasa literatura disponible en relación a la aplicación de la técnica SVM al problema de STLF, desalienta el uso de esta técnica.

4.5 Mediciones de error en pronósticos de demanda de energía eléctrica

En el contexto de STLF, las medidas de precisión más populares son el Error Absoluto Porcentual de la Media (MAPE, por sus siglas en inglés: *Mean Absolute Percent Error*), así como el Error Cuadrático Medio (RMSE o MSE, por sus siglas en inglés: *Root Mean Squared Error*). El MAPE captura la proporcionalidad entre el error

de predicción absoluto y la demanda real, permitiendo una interpretación sencilla, lo que lo posiciona en el sector eléctrico como un estándar de medida de precisión en STLF. Valores típicos de MAPE para predicciones de perfiles de demanda (próximas 24 horas) se encuentran entre el 1 y 4%. Se lo calcula por la siguiente fórmula:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{VR - VP}{VR} \times 100 \quad [\%] \quad (4)$$

donde VR es el valor real y VP es el valor pronosticado de la demanda.

4.6 Conclusiones del Capítulo

Existen muchos reportes de aplicaciones exitosas de RNA, particularmente en el campo de reconocimiento y clasificación de patrones. Considerando que los pronósticos cuantitativos están basados en la extracción de patrones de eventos observados y la extrapolación de estos patrones a eventos futuros, puede esperarse que las RNA sean buenas candidatas para realizar esta tarea. Esta idea es apoyada por al menos dos razones: 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.

En STLF el horizonte considerado para el pronóstico es sustancialmente menor al ciclo anual de la demanda, por lo que los métodos que no consideran la estacionalidad anual de las series de demanda de energía eléctrica pueden considerarse adecuados. Muchos de los modelos propuestos ignoran la existencia del ciclo anual, enfocándose en los ciclos semanales o diarios, lo que simplifica considerablemente el trabajo.

Por la misma razón (horizonte de STLF), las redes neurales son mucho más flexibles que los métodos estadísticos en relación a su capacidad de adaptación a variaciones considerables en el comportamiento de la demanda. Cambios tecnológicos, entrada en servicio de nuevas líneas de transmisión de 500 kV (lo que reduciría significativamente las pérdidas técnicas del sistema), o nuevas políticas tarifarias, podrían incidir radicalmente en la estructura de las series temporales de demanda. Basta entrenar nuevamente a una RNA ya diseñada (con su arquitectura definida) para adecuarse a estos cambios.

Capítulo 5: Modelo de Previsión de Demanda

5.1 Metodología Aplicada

5.1.1 Introducción

Con vistas a automatizar la previsión de demanda en el SIN, fueron desarrolladas y analizadas varias RNA, seleccionando finalmente aquellas que proporcionaron los mejores resultados.

Los datos de demanda horaria correspondientes a los años 2011 y 2014 fueron empleados para el efecto, 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 sobre ajustar los mismos (*overfitting*) disminuye, logrando predicciones de mayor precisión.

5.1.2 Pre – Procesamiento de Datos

El factor más importante para determinar la forma del perfil de la demanda es el calendario. Los perfiles de los días laborables de la semana usualmente difieren en gran medida de los correspondientes a los fines de semana y feriados. 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, en este trabajo fue empleada la temperatura diaria media ponderada, como ya indicado en el Capítulo de Variables Explicativas y Datos Consolidados.

5.1.3 Diseño de la RNA

La arquitectura de RNA seleccionada en este trabajo es la denominada Perceptrón Multicapa (MLP), con alimentación hacia delante, completamente conectada. Se procedió así debido a que dicha arquitectura es la de uso más extendido en el contexto de STLF. Además, ya se contaba con experiencia en esta arquitectura, conforme con (Barboza, 2014). Para la implementación de las RNA se recurrió a la plataforma MatLab® *Neural Network Toolbox*®.

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. Este principio reduce la cantidad de parámetros a ser ajustados, reduciendo el riesgo de *overfitting* y mejorando el desempeño de los algoritmos de entrenamiento de la red.

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. Ambas son funciones diferenciables. La tangente hiperbólica tiene la formula indicada a seguir (5), mientras que una gráfica de la misma puede apreciarse en la Figura 19. Como se observa, el dominio de esta función va desde $-\infty$ hasta $+\infty$, mientras que su codominio es de $(-1, 1)$.

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (5)$$

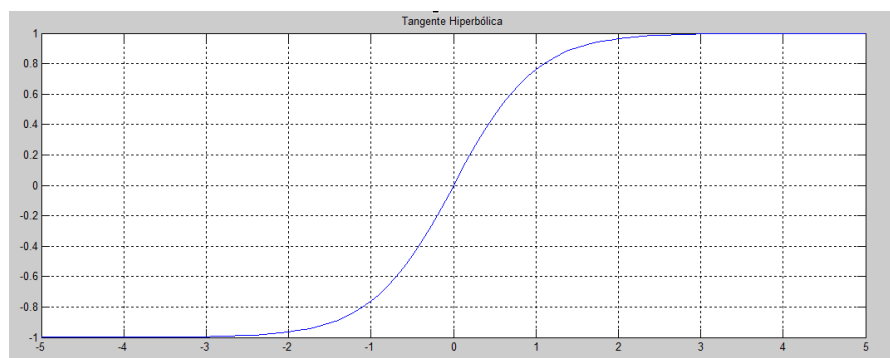


Figura 19: Tangente hiperbólica.

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 (MSE: *Mean Squared Error*, por sus siglas en ingles) de cada configuración en 100 simulaciones con condiciones iniciales diferentes, a efectos de obtener un modelo robusto para cada hora. Los resultados se muestran en la Tabla 3. Fueron seleccionadas las cantidades de neuronas que proporcionaron los menores valores promedios de MSE (en rojo) para cada RNA correspondiente a cada hora del día. Así, por ejemplo, para la red correspondiente a las 7 horas (RNA7) se optó por emplear 14 neuronas en la capa oculta, debido a que el valor 4.357, correspondiente al promedio de los MSE de 100 simulaciones con diferentes condiciones iniciales, es el menor valor de la fila.

Se observa claramente un mejor ajuste de la red, para prácticamente todos los casos, al utilizar 15 neuronas en la capa oculta. Así, fueron realizados algunos análisis

de sensibilidad considerando 20, 25 y 30 neuronas. No obstante, los beneficios de incrementar el número de neuronas en la capa oculta, por encima de 15, son marginales o inexistentes.

Tabla 3: Valor promedio de MSE en 100 simulaciones con condiciones iniciales diferentes.

| NEURONAS | ERROR CUADRÁTICO MEDIO (MSE) | | | | | | | | | | | | | |
|----------|------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| RNA1 | 16,761 | 14,775 | 14,699 | 14,490 | 14,516 | 14,223 | 14,349 | 14,257 | 14,224 | 14,207 | 14,032 | 14,104 | 14,057 | 14,040 |
| RNA2 | 13,758 | 12,661 | 12,473 | 12,289 | 15,623 | 12,299 | 12,243 | 12,179 | 12,051 | 11,986 | 12,168 | 11,981 | 12,039 | 11,889 |
| RNA3 | 12,316 | 10,970 | 10,490 | 10,613 | 10,406 | 10,529 | 10,378 | 10,327 | 10,311 | 10,485 | 10,272 | 10,420 | 10,191 | 10,232 |
| RNA4 | 10,572 | 9,254 | 9,055 | 9,140 | 8,982 | 8,994 | 9,023 | 8,967 | 8,972 | 8,935 | 8,955 | 9,119 | 8,925 | 8,819 |
| RNA5 | 8,697 | 8,120 | 7,636 | 7,416 | 7,418 | 7,401 | 7,303 | 7,304 | 7,284 | 7,243 | 7,274 | 7,280 | 7,187 | 7,229 |
| RNA6 | 7,678 | 7,082 | 7,041 | 6,588 | 11,708 | 6,370 | 6,371 | 6,252 | 6,275 | 6,221 | 6,238 | 6,184 | 6,290 | 6,059 |
| RNA7 | 6,444 | 5,744 | 5,022 | 4,845 | 4,937 | 4,588 | 4,519 | 4,455 | 4,514 | 4,425 | 4,375 | 4,425 | 4,357 | 4,360 |
| RNA8 | 7,021 | 5,740 | 5,188 | 4,611 | 4,539 | 4,348 | 4,279 | 4,253 | 4,119 | 4,146 | 4,113 | 4,014 | 4,074 | 4,019 |
| RNA9 | 8,695 | 6,934 | 6,069 | 9,131 | 5,563 | 13,280 | 5,355 | 5,888 | 6,948 | 5,200 | 5,166 | 5,029 | 5,036 | 4,984 |
| RNA10 | 8,869 | 7,331 | 6,384 | 7,958 | 7,351 | 5,741 | 7,104 | 5,575 | 5,471 | 5,512 | 5,452 | 5,335 | 5,370 | 7,180 |
| RNA11 | 8,215 | 7,492 | 7,617 | 6,742 | 6,488 | 6,318 | 6,761 | 6,249 | 6,388 | 6,102 | 6,088 | 6,176 | 6,021 | 6,007 |
| RNA12 | 8,733 | 7,558 | 7,059 | 7,828 | 6,926 | 7,374 | 6,428 | 6,474 | 6,398 | 6,392 | 6,247 | 6,396 | 6,226 | 6,313 |
| RNA13 | 10,511 | 8,863 | 8,190 | 7,932 | 7,733 | 7,703 | 7,673 | 7,429 | 7,405 | 7,068 | 6,973 | 7,004 | 7,147 | 7,444 |
| RNA14 | 12,265 | 10,546 | 9,939 | 9,304 | 9,147 | 8,995 | 12,608 | 8,478 | 8,304 | 8,422 | 8,241 | 8,288 | 8,205 | 8,118 |
| RNA15 | 10,867 | 9,908 | 9,153 | 8,943 | 8,681 | 8,532 | 8,302 | 8,201 | 8,401 | 8,601 | 8,003 | 7,850 | 7,721 | 7,853 |
| RNA16 | 11,048 | 8,442 | 7,925 | 7,605 | 10,618 | 7,273 | 7,076 | 7,093 | 6,936 | 6,856 | 6,824 | 6,818 | 6,769 | 6,713 |
| RNA17 | 9,637 | 8,195 | 7,671 | 7,533 | 8,032 | 7,197 | 7,132 | 6,957 | 6,905 | 6,925 | 6,866 | 6,733 | 6,711 | 6,816 |
| RNA18 | 8,731 | 8,264 | 6,786 | 6,551 | 7,691 | 6,239 | 6,257 | 6,124 | 6,504 | 6,066 | 6,034 | 6,009 | 5,956 | 5,907 |
| RNA19 | 9,301 | 8,161 | 7,667 | 7,435 | 7,223 | 7,180 | 7,168 | 7,022 | 7,037 | 6,894 | 6,887 | 6,872 | 6,787 | 6,779 |
| RNA20 | 10,628 | 9,923 | 9,398 | 9,309 | 9,202 | 9,082 | 9,054 | 8,891 | 8,730 | 8,762 | 8,755 | 9,146 | 8,610 | 8,562 |
| RNA21 | 13,352 | 11,832 | 11,424 | 11,150 | 11,219 | 11,003 | 10,780 | 10,735 | 10,462 | 10,552 | 10,502 | 10,427 | 10,439 | 10,311 |
| RNA22 | 15,010 | 13,306 | 12,803 | 12,888 | 12,380 | 12,203 | 12,107 | 12,456 | 11,760 | 12,494 | 11,678 | 11,950 | 11,721 | 11,369 |
| RNA23 | 17,419 | 18,595 | 13,739 | 13,548 | 13,376 | 13,248 | 13,155 | 12,951 | 12,940 | 12,755 | 12,777 | 12,690 | 12,788 | 12,653 |
| RNA24 | 13,502 | 19,142 | 12,025 | 12,110 | 11,677 | 11,567 | 11,361 | 11,456 | 11,260 | 11,186 | 11,573 | 11,612 | 11,189 | 11,121 |

Por otro lado, cada RNA correspondiente a cada hora del día, tiene 10 entradas. Para emular las condiciones y los datos disponibles al momento de hacer la predicción de demanda del día siguiente en el Despacho de Carga de la ANDE, 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. De esta manera, a modo de ejemplo, cabe mencionar que la demanda correspondiente a las 15 horas del miércoles 21 de marzo del año 2012, fue determinada en base a la demanda de las 15, 14, 13, 12, 11 y 10 horas del martes 20 de marzo del año 2012 y a la demanda de las 15 horas del miércoles 14 de marzo del mismo año.

Por su parte, la clasificación del tipo de día (días laborables, sábados y domingos/feriados) ocupa dos entradas (código binario), mientras que la temperatura media ponderada del día ocupa la entrada restante, como usualmente encontrado en la literatura.

5.1.4 Implementación de la RNA

El algoritmo de entrenamiento seleccionado para el ajuste de los parámetros de las RNA es el algoritmo de propagación hacia atrás o propagación reversa (*Backpropagation*), implementado en MatLab® mediante el algoritmo de Levenberg -

Marquardt, que es una generalización de la regla de aprendizaje de Widrow – Hoff aplicada a las redes multicapa con funciones de transferencia no lineales diferenciables. Este es un algoritmo gradiente–descendente, en que los parámetros de la red son ajustados en la dirección negativa del gradiente de la función de desempeño (*performance*) de la RNA, que es la función MSE.

Para evitar el problema de la sobre–parametrización (*overfitting*) y lograr un desempeño adecuado, durante el entrenamiento son empleados dos recursos disponibles en MatLab®: validación cruzada (*cross–validation*) y detención anticipada (*early stopping*).

La validación cruzada separa aleatoriamente los vectores de entrada con sus correspondientes salidas en tres grupos: entrenamiento, validación y prueba (60%; 20% y 20% respectivamente, por ejemplo). Realiza el ajuste de parámetros con el conjunto de entrenamiento, monitoreando el MSE de los pronósticos en el conjunto de validación y dejando el conjunto de prueba para verificar la precisión de la red en un conjunto de datos que no es visible a la RNA durante su entrenamiento.

Por su parte, la detención anticipada verifica el error en la muestra de validación a cada iteración de ajuste en la muestra de entrenamiento. Cuando dicho error se incrementa por determinado número de iteraciones, el entrenamiento se detiene.

La Figura 20 a continuación, muestra el MSE de la red correspondiente a las 21:00 horas (hora crítica en relación a la previsión, ya que en torno a ella se produce la demanda máxima simultánea del SIN) en función al número de iteraciones del proceso de entrenamiento (*epoch*). Puede verse que inicialmente el MSE es elevado y va decayendo. Luego de algunas iteraciones el MSE es prácticamente constante, es decir, la figura muestra el proceso de aprendizaje de la RNA. Los resultados son auspiciosos, ya que el menor MSE ocurre prácticamente en la misma iteración para los conjuntos de validación y prueba (iteración 8), caso contrario, puede asumirse un pobre desempeño de la RNA. Así, el algoritmo de entrenamiento ajusta los parámetros de la RNA a los valores obtenidos en dicha iteración, donde se obtiene el mejor desempeño de la RNA en la predicción de los valores correspondientes al conjunto de datos de validación.

En la misma Figura 20, se observa que el MSE sigue disminuyendo en el conjunto de datos de entrenamiento (curva azul) luego de la iteración 8, sin embargo, lo mismo no ocurre en los conjuntos de validación y prueba (curvas verde y roja, respectivamente), por lo que el entrenamiento se detiene, evitando sobre ajustar los parámetros. Esto ejemplifica el recurso de *early – stopping* o detención anticipada.

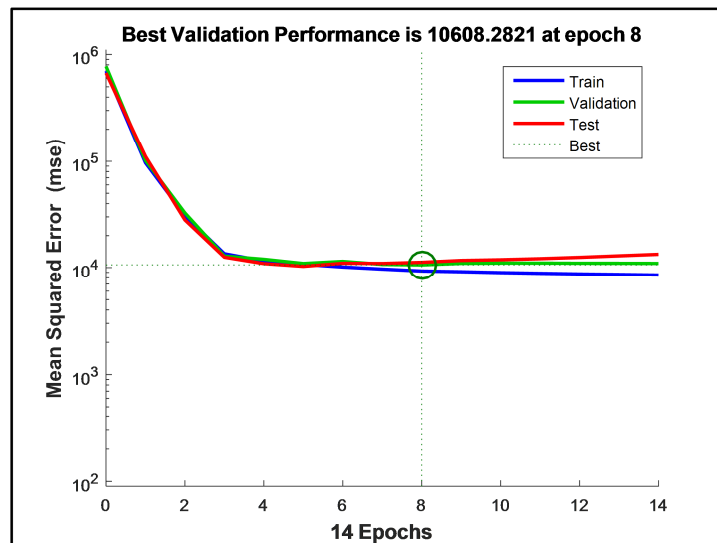


Figura 20: Proceso de aprendizaje de RNA correspondiente a 21:00 h.

5.1.5 Verificación del Modelo Preliminar de RNA

En este trabajo, la forma de verificación de la adecuación del Modelo Preliminar de RNA, es la comparación aleatoria de las previsiones de la RNA con los registros históricos, monitoreando el error absoluto máximo (demanda horaria). De esta manera, se ha considerado pertinente la presentación de las siguientes figuras: Figura 21; Figura 22 y Figura 23, donde se grafican los errores absolutos de todos los días correspondientes al periodo 2011-2014, para determinados horarios considerados representativos de los diversos patamares de carga de la red eléctrica: carga leve (5:00 h.); media (15:00 h) y máxima (21:00 h), respectivamente.

Se observa en general errores absolutos por debajo de los límites establecidos a priori (± 50 MW), representados por las líneas punteadas en las figuras. Sin embargo, existen valores que sobrepasan estos límites, lo que ha ameritado la investigación de potenciales modificaciones para mejorar la precisión del sistema de predicción de demanda horaria, así como un análisis más fáctico y criterioso de los límites establecidos al inicio de este trabajo.

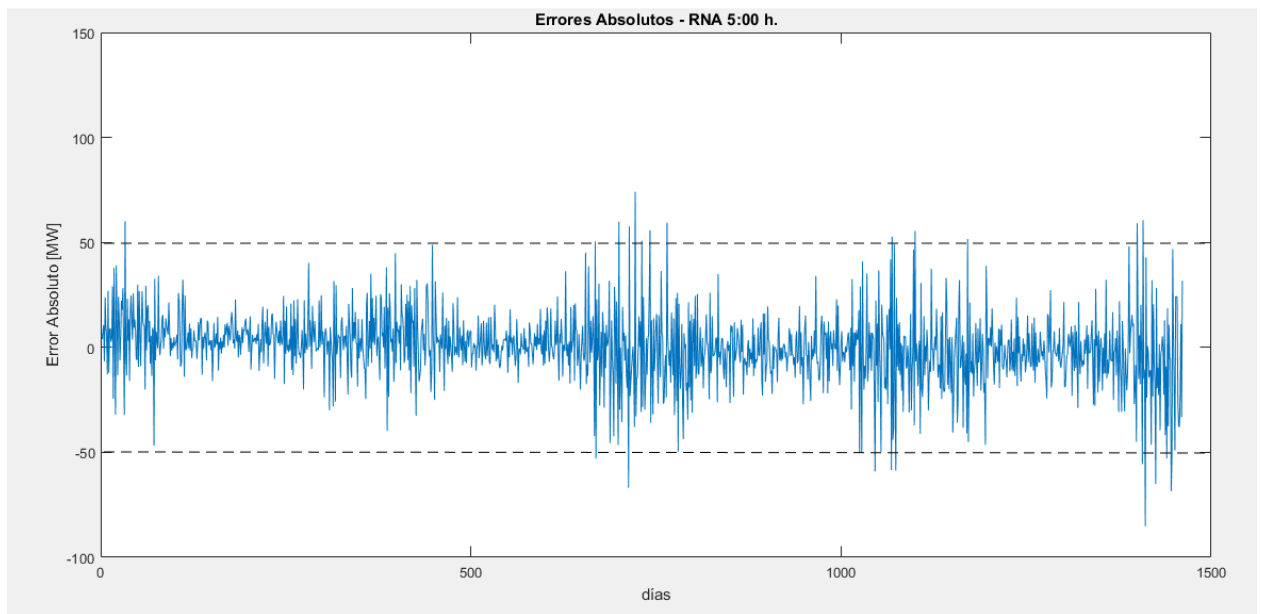


Figura 21: Errores absolutos, RNA 5:00 h.

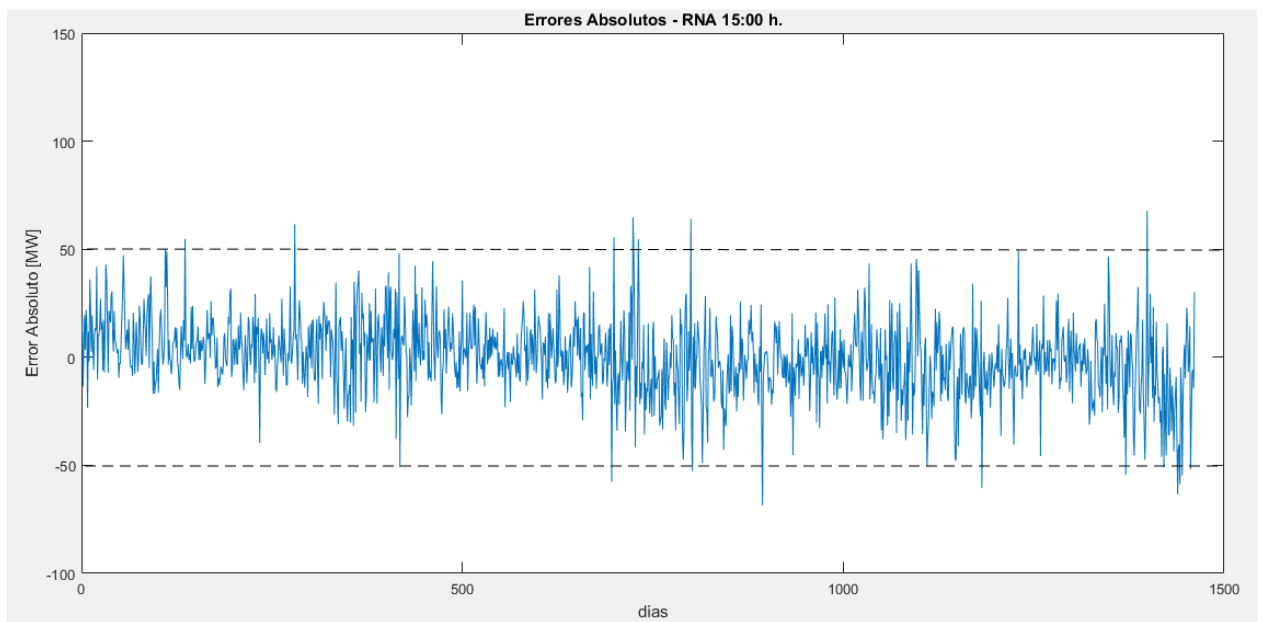


Figura 22: Errores absolutos, RNA 15:00 h.

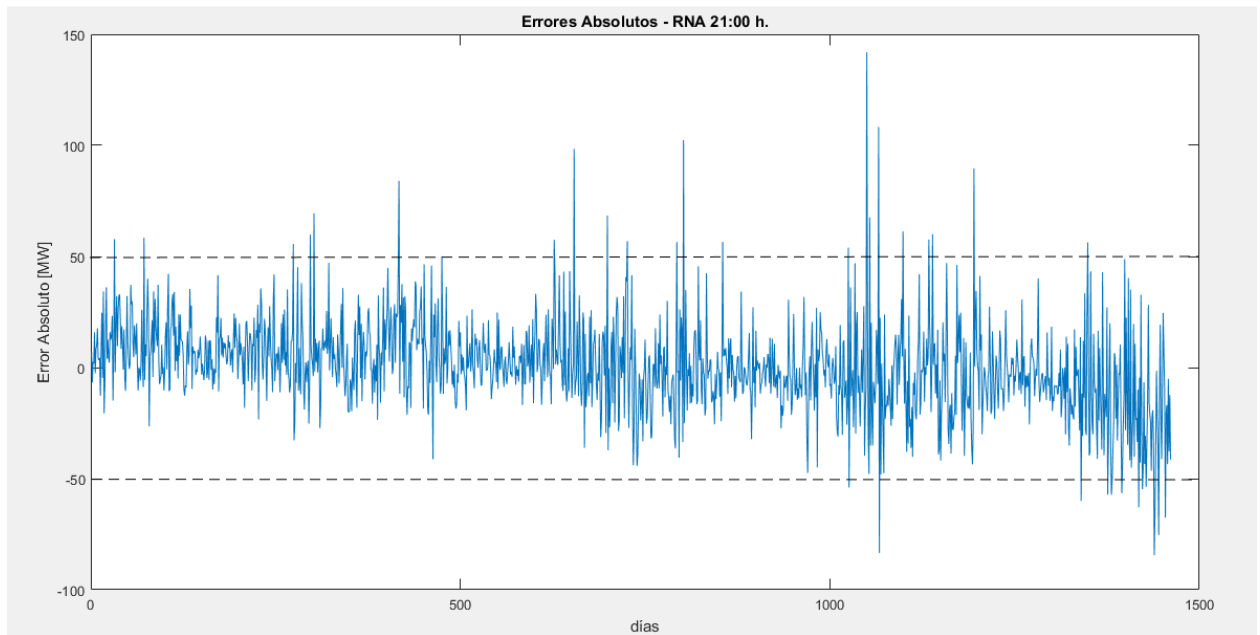


Figura 23: Errores absolutos, RNA 21:00 h.

5.2 Análisis e Interpretación de los Resultados

5.2.1 Introducción

Esta sección muestra los principales resultados de esta etapa de la investigación, consistente en la aplicación de la RNA definitiva al pronóstico del perfil de la demanda diaria del SIN del Paraguay.

Inicialmente se relatan las modificaciones realizadas a la RNA original, a efectos de mejorar la precisión de las previsiones de la misma.

Posteriormente son presentados los resultados correspondientes al desempeño de las RNA de cada hora del día. Luego se analiza el desempeño de las predicciones para los distintos tipos de días, haciendo énfasis en los días de entresemana.

5.2.2 Mejoras en la RNA

Considerando los resultados obtenidos en la versión inicial de la RNA, fueron realizados análisis críticos de los pronósticos y donde corresponde, modificaciones a efectos de mejorar las previsiones de la misma.

Si bien la cantidad de parámetros a ajustar en la red es pequeña en relación a la cantidad de datos disponibles para los días de entresemana, la misma es del mismo

orden de magnitud para los sábados y domingos/feriados, así, el riesgo de *overfitting* para estos últimos tipos de días es mayor.

Considerando 15 neuronas en la capa oculta y 10 entradas para cada red (de las 24 redes que operan en paralelo para determinar la curva de demanda horaria), se tienen 11 parámetros a ajustar por cada neurona de la capa oculta, es decir, $11 \times 15 = 165$ parámetros, a lo que deben sumarse 16 parámetros de la única neurona de la capa de salida, totalizando 181 parámetros a ajustar en cada red. Por otro lado, considerando que se disponen de datos históricos de 4 años y que cada año está compuesto por 52 semanas de 5 días laborables cada una, un sábado y un domingo/feriado (despreciando los feriados, aproximadamente 10 por año), se tendrán datos de $4 \times 52 \times 5 = 1.040$ días laborables, y $4 \times 52 = 208$ sábados y domingos/feriados.

Afortunadamente, como ya fuera señalado más arriba, el foco de este trabajo recae principalmente en los días laborables, debido a que históricamente, en este tipo de días se registraron las mayores demandas mensuales, es decir, aquellas que determinan el despacho de potencia de las centrales de generación. De esta manera, los problemas asociados a *overfitting*, que afectan la precisión de los pronósticos de los días sábados y domingos/feriados, impactan de manera reducida en el objetivo de este trabajo.

En todos los casos, el error en el conjunto de datos de prueba alcanzó su valor mínimo en prácticamente la misma iteración, en relación a aquella correspondiente al error mínimo en el conjunto de datos de validación, indicando una correcta división de los datos para el entrenamiento de la red (60% entrenamiento; 20% validación y 20% prueba, de manera aleatoria).

En relación al recurso de regularización, disponible en MatLab®, consistente en la modificación de la función de medida de performance de los pronósticos de la red (MSE, por defecto), fue explorado el desempeño de una función alternativa, conformada por la suma ponderada de la función MSE y un término que consiste en la media de la suma de los cuadrados de los pesos y umbrales de la red, obteniendo así una RNA con parámetros de valor numérico menor, lo que conlleva a una respuesta más suave de la red. Fue verificado el comportamiento de la red con diferentes valores de los factores de ponderación de ambos términos de la así constituida nueva función de desempeño alternativa.

Fueron realizadas también modificaciones en las funciones de activación de las neuronas de la capa oculta, así como en los parámetros de entrenamiento de las RNA, tales como tasa de aprendizaje de la red (que acelera o desacelera la convergencia), tolerancia del error objetivo (diferentes niveles de precisión de las predicciones), etc. En el mismo contexto, fueron utilizadas diferentes funciones de entrenamiento disponibles en MatLab®.

Finalmente, cabe señalar que la función MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*; error absoluto medio porcentual) es usada para verificar la precisión de las predicciones de la RNA.

5.2.3 Desempeño de RNA individuales

Como indicado más arriba, se elabora el perfil de la demanda diaria del SIN a partir del tratamiento de cada hora del día como una serie temporal independiente, implementando una RNA individual para cada hora del día, ordenando posteriormente estos pronósticos, de manera que las RNA operan en paralelo, independientemente unas de otras. Esta sección muestra los resultados asociados al desempeño individual de dichas redes.

La Figura 24 ilustra un breve análisis de regresión realizado entre las salidas de la RNA correspondiente a las 15:00 horas (pico de la tarde en verano) y los valores registrados, tabulados en los ejes Y y X, respectivamente, discriminando los subconjuntos de datos correspondientes a entrenamiento, validación y prueba. Se indica también el mismo análisis para todo el conjunto de datos.

Se aprecia que las salidas “siguen” adecuadamente los valores registrados (caso ideal, línea a 45°, lo que implica que predicción y registro coinciden) para los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, y que los valores del coeficiente de correlación R se encuentra en torno a 0,97 para el total de las predicciones.

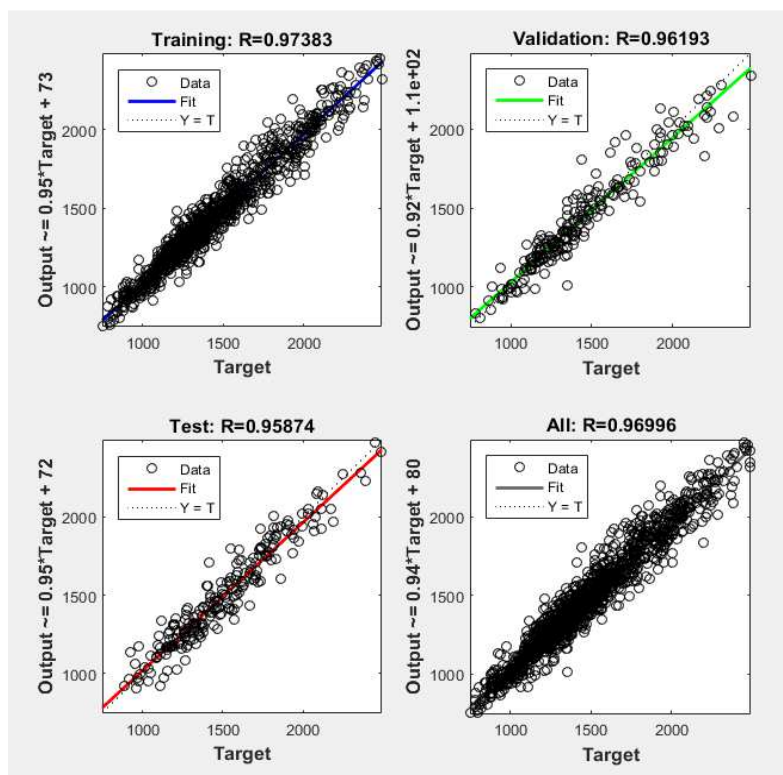


Figura 24: Análisis de regresión de RNA correspondiente a 15:00 h.

La Tabla 4 a continuación, condensa la información gráfica presentada en la Figura 24, en relación a los coeficientes de correlación de los distintos subconjuntos de datos, considerando las RNA de las 24 horas del día.

Se observan elevados coeficientes de correlación en todos los casos, lo que indica una buena estimación de los valores de demanda. Si bien algunas RNA proporcionan coeficientes de correlación ligeramente menores a 0,9 en los conjuntos de prueba, puede afirmarse en general, que las predicciones se encuentran dentro de los límites de precisión esperados, por lo que el desempeño de las RNA individuales se considera satisfactorio.

Tabla 4: Coeficientes de correlación de RNA individuales.

| Red | Coeficiente de Correlación R^2 | | | |
|-------|----------------------------------|------------|--------|-------|
| | Entrenamiento | Validación | Prueba | Todas |
| RNA1 | 0.942 | 0.908 | 0.927 | 0.934 |
| RNA2 | 0.948 | 0.931 | 0.909 | 0.939 |
| RNA3 | 0.932 | 0.924 | 0.918 | 0.928 |
| RNA4 | 0.938 | 0.926 | 0.938 | 0.937 |
| RNA5 | 0.944 | 0.940 | 0.895 | 0.937 |
| RNA6 | 0.914 | 0.907 | 0.918 | 0.913 |
| RNA7 | 0.932 | 0.935 | 0.906 | 0.929 |
| RNA8 | 0.958 | 0.918 | 0.939 | 0.949 |
| RNA9 | 0.954 | 0.955 | 0.913 | 0.948 |
| RNA10 | 0.959 | 0.908 | 0.925 | 0.945 |
| RNA11 | 0.959 | 0.930 | 0.916 | 0.949 |
| RNA12 | 0.948 | 0.953 | 0.950 | 0.949 |
| RNA13 | 0.963 | 0.958 | 0.952 | 0.960 |
| RNA14 | 0.969 | 0.955 | 0.935 | 0.962 |
| RNA15 | 0.967 | 0.971 | 0.967 | 0.967 |
| RNA16 | 0.969 | 0.957 | 0.957 | 0.965 |
| RNA17 | 0.946 | 0.930 | 0.914 | 0.939 |
| RNA18 | 0.944 | 0.934 | 0.915 | 0.938 |
| RNA19 | 0.913 | 0.873 | 0.894 | 0.904 |
| RNA20 | 0.933 | 0.918 | 0.861 | 0.921 |
| RNA21 | 0.960 | 0.907 | 0.937 | 0.949 |
| RNA22 | 0.957 | 0.950 | 0.934 | 0.952 |
| RNA23 | 0.956 | 0.940 | 0.956 | 0.954 |
| RNA24 | 0.958 | 0.951 | 0.955 | 0.957 |

5.2.4 Desempeño de RNA según días tipo

En este trabajo los días de la semana fueron clasificados en tres grupos, días laborables, sábados y domingos/feriados. Esta sección presenta los resultados de la predicción completa del perfil de la demanda diaria para estos días tipo. Para el efecto, los días cuyos registros son estimados por la RNA son seleccionados al azar del conjunto de datos de prueba (test), definido en ocasión del entrenamiento de las RNA.

La Figura 25 muestra el perfil de la demanda del día lunes 07-11-11, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 3,36%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados.

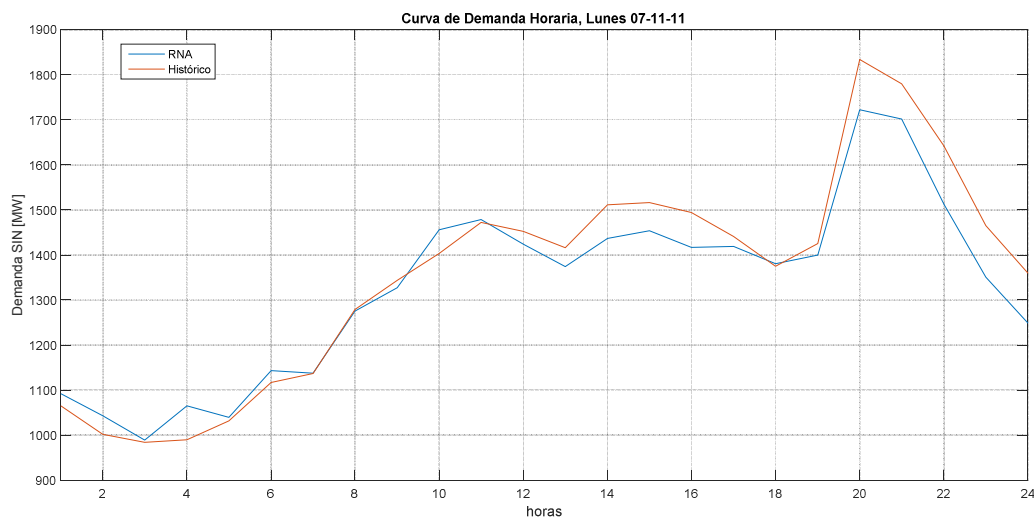


Figura 25: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 07-11-11.

La Figura 26 muestra el perfil de la demanda del día martes 22-05-12, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. 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.

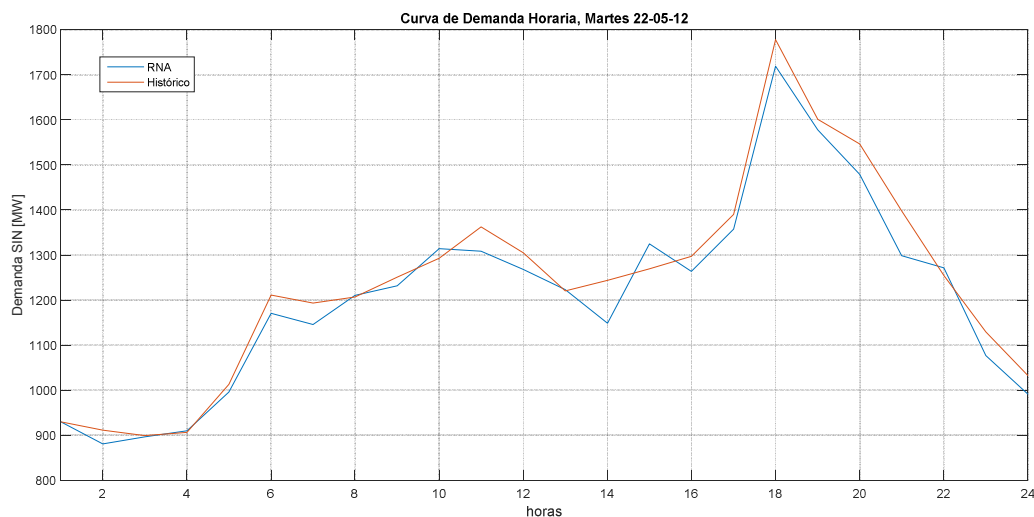


Figura 26: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 22-05-12.

La Figura 27 muestra el perfil de la demanda del día miércoles 19-06-13, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 2,64%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados.

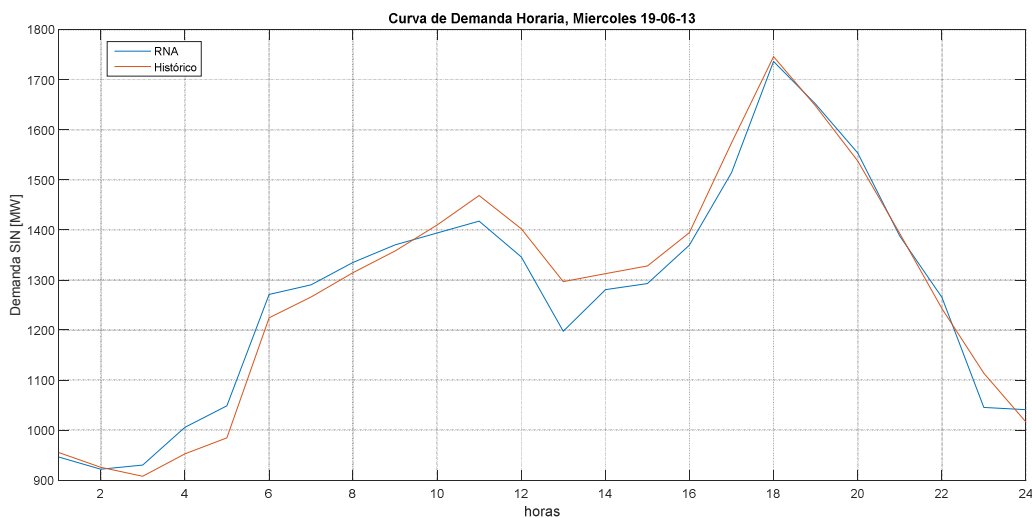


Figura 27: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 19-06-13.

La Figura 28 muestra el perfil de la demanda del día jueves 06-02-14, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 1,93%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados.

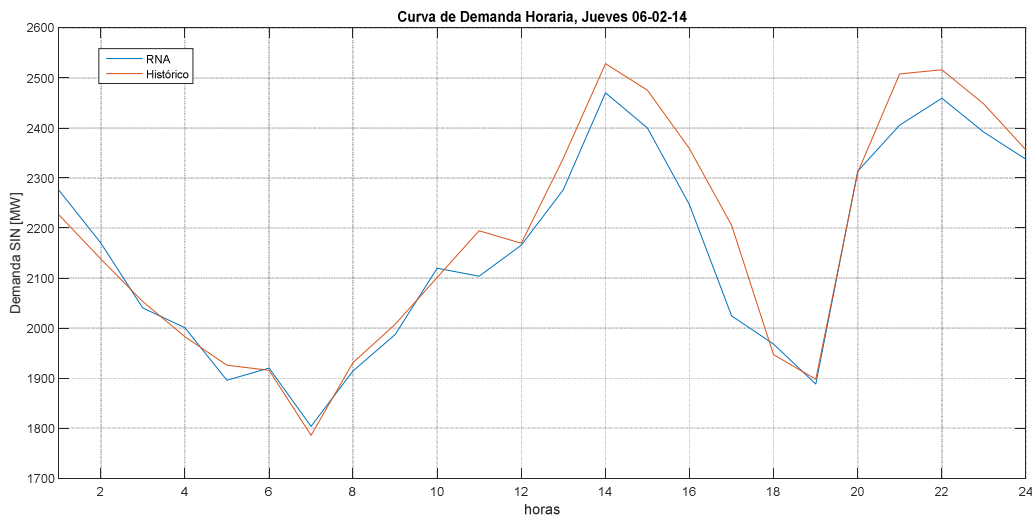


Figura 28: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 06-02-14.

La Figura 29 muestra el perfil de la demanda del día viernes 20-07-12, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 1,58%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados.

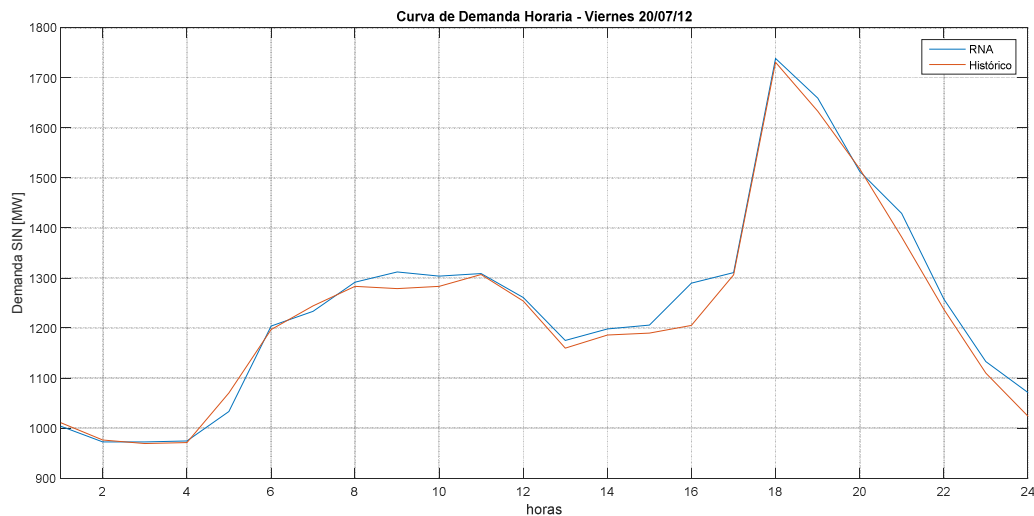


Figura 29: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 20-07-12.

En todos los casos presentados, correspondientes a días laborables de distintas épocas del año, se observa una precisión adecuada de la RNA ($MAPE < 4\%$). Por otro lado, se observa que en el inicio de la semana (lunes y martes) la precisión es menor. En la literatura de STLF se mencionan resultados similares y se plantea que una de las causas es una cierta “inercia” que se presenta en tales días debido a la proximidad del fin de semana, además de emplearse datos de sábados y domingos para su predicción. Si precisiones mayores fuesen requeridas, estos resultados sugieren agregar clases particulares para los días lunes y martes.

La Figura 30 muestra el perfil de la demanda del día sábado 24-09-11, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 3,86%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados en este tipo de días.

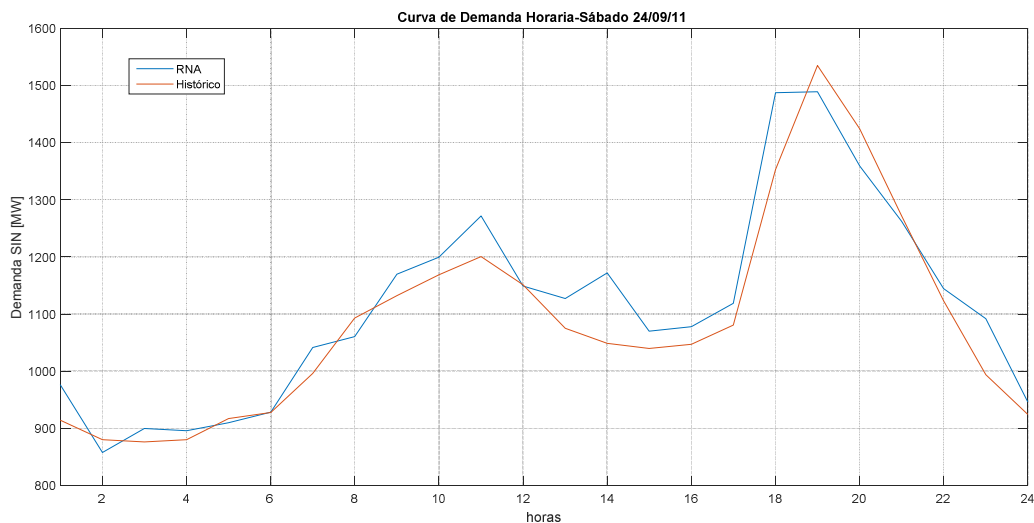


Figura 30: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 24-09-11.

La Figura 31 muestra el perfil de la demanda del día domingo 14-10-12, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 3,98%, lo que indica una buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados en este tipo de días.

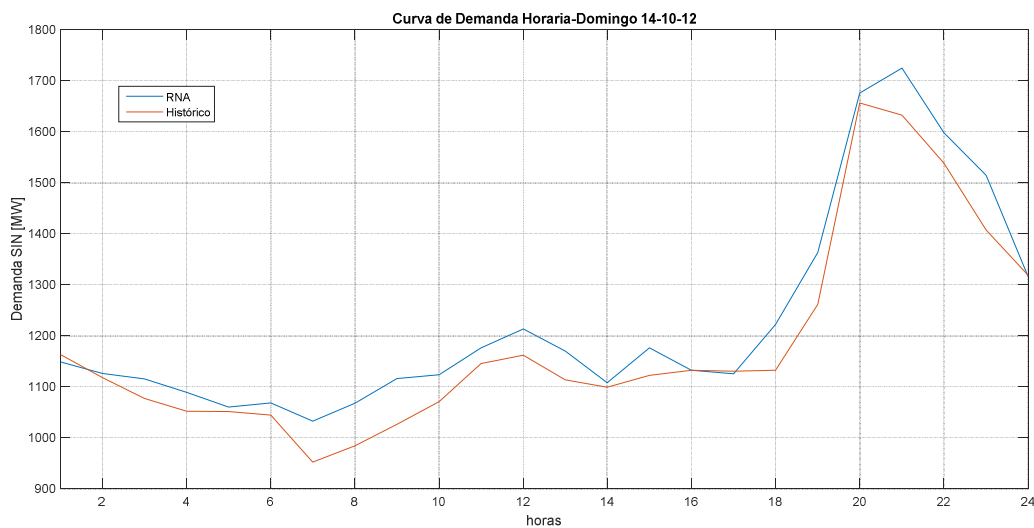


Figura 31: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 14-10-12.

La Figura 32 muestra el perfil de la demanda del día jueves 01-05-14 (feriado, día del trabajador), tal como registrado y como fue predicho por la RNA. En este caso, el MAPE fue de 3,92%, lo que indica una buena aproximación entre los valores

predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados en este tipo de días.

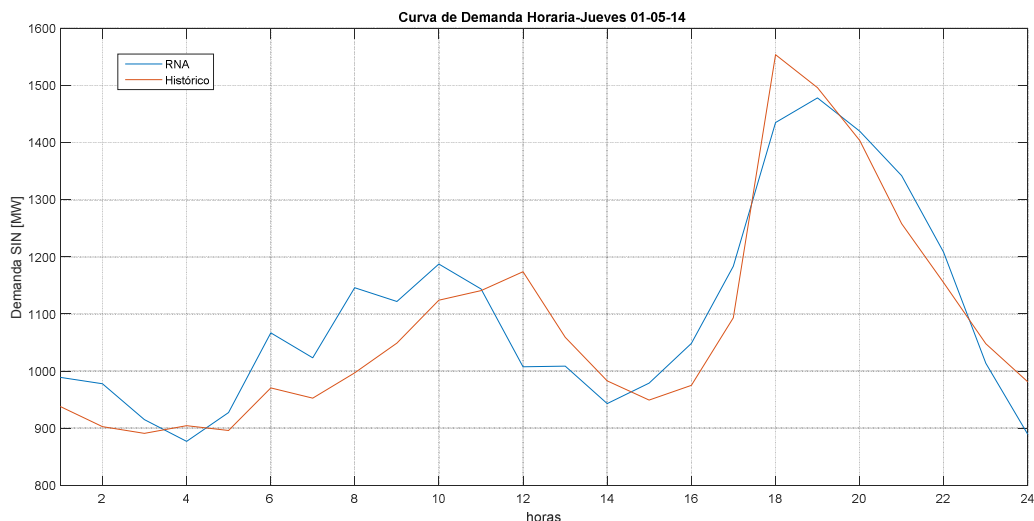


Figura 32: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 01-05-14.

Estos tres últimos casos muestran que los pronósticos realizados por la RNA para los días sábados, y domingos/feriados, se encuentran dentro de los límites considerados aceptables por la literatura, aunque su precisión se reduce en relación a la obtenida para los días laborables. Esto puede deberse a que la cantidad de datos disponibles para días laborables es mayor, lo que sugiere ampliar la base de datos, ante requerimientos de mayor precisión en las predicciones. No obstante, esta característica no se considera crítica, ya que las mayores demandas mensuales se registran usualmente los días laborables.

Por otro lado, a efectos de contemplar el desempeño de la RNA en relación a la diferencia en el comportamiento de la demanda en días cálidos y fríos, teniendo en cuenta la gran influencia de la temperatura en la demanda, se presenta en la Figura 33 el perfil de la demanda del día jueves 24-01-13, tal como registrado y como fue predicho por la RNA. Se aprecia en la gráfica la buena aproximación entre los valores predichos por la RNA y los valores de demanda efectivamente registrados. En este caso, el MAPE fue de 1,93%.

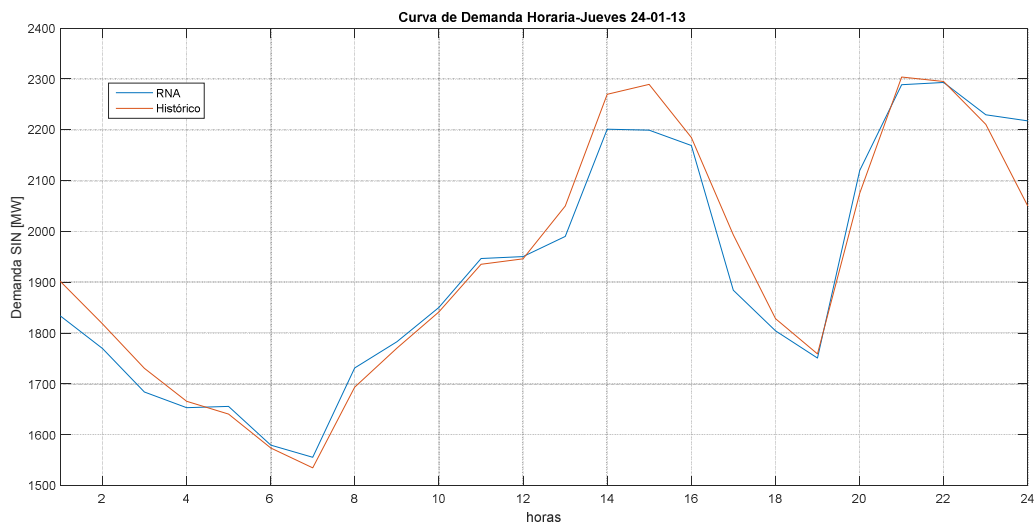


Figura 33: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 24-01-13.

Puede verse en la Figura 33 que la RNA captura adecuadamente las variaciones del comportamiento de la demanda en relación a la temperatura, considerando que la principal diferencia de los días calurosos con los días fríos (Figura 26) es el pico que se presenta a la tarde en los días calurosos, en torno a las 15 horas.

5.3 Conclusiones del Capítulo

Los resultados obtenidos señalan que las RNA proporcionan una plataforma adecuada para la automatización de la predicción de demanda de potencia eléctrica en el SIN. La precisión de las predicciones se encuentra dentro de los márgenes reportados en la literatura.

A diferencia de los modelos estadísticos, las RNA pueden responder con gran flexibilidad a cambios considerables en el patrón de comportamiento de los consumidores, por lo que pueden adaptarse con mayor facilidad (en relación a otras metodologías de predicción) a modificaciones estructurales en las características de consumo de energía eléctrica.

En todos los casos analizados, correspondientes a días laborables de distintas épocas del año, se observa una precisión adecuada de la RNA. No obstante, si bien se mantiene dentro de límites admisibles, en el inicio de la semana (lunes y martes) la precisión se reduce, lo que sugiere agregar clases particulares para los días lunes y martes, si precisiones mayores fuesen requeridas.

Los pronósticos realizados por la RNA para los días sábados y domingos/feriados, se encuentran dentro de los límites considerados aceptables por la literatura, aunque su precisión se reduce en relación a la obtenida para los días

laborables, lo que sugiere ampliar la base de datos, ante requerimientos de mayor precisión en las predicciones.

Los resultados demuestran que el desempeño de la RNA en relación a la diferencia en el comportamiento de la demanda en días cálidos y fríos, es satisfactorio, ya que la RNA captura adecuadamente las variaciones del comportamiento de la demanda en relación a la temperatura, considerando que la principal diferencia en los perfiles de demanda de los días calurosos versus los días fríos, es el pico que se presenta a la tarde en los días calurosos, en torno a las 15 horas.

Capítulo 6: Modelo de Optimización

6.1 Introducción

Este capítulo presenta el desarrollo de un modelo computacional automatizado para la programación operativa de corto plazo. Este desarrollo se realiza vía Programación Lineal Entera Mixta (PLEM), siendo la función objetivo el costo diario de la compra de potencia y energía de las centrales hidroeléctricas (minimización). La implementación del módulo de optimización se ha realizado mediante la herramienta *Optimization Toolbox*[®] de MatLab[®].

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 Programación Lineal (PL) para el despacho de potencia optimizado de las centrales de generación hidráulica del SIN se presenta a continuación.

6.2 Definición de Parámetros

6.2.1 Disponibilidades de Generación

A efectos de formular el problema de PLEM, se definen los siguientes parámetros, asociados a la disponibilidad de potencia en las centrales hidroeléctricas:

G_{maxIPU_t} : Disponibilidad de potencia máxima en la CH – IPU en la hora “ t ”.

$PotExc_t$: Disponibilidad de potencia excedente en la CH – IPU en la hora “ t ”.

G_{maxYAC_t} : Disponibilidad de potencia máxima la CH – YAC en la hora “ t ”.

G_{maxACY_t} : Disponibilidad de potencia máxima en la CH – ACY en la hora “ t ”.

Si bien todos los parámetros de este grupo pueden tomar valores diferentes para cada hora, lo que le proporciona flexibilidad al modelo, lo usual es que los mismos permanezcan constantes durante el día. Salvo la disponibilidad de potencia excedente,

que no ostenta valores muy estables, estos parámetros típicamente tienen los siguientes valores:

G_{maxIPU_t} : $PC + PotExc_t + 760 = 1.800$ MW, de manera aproximada, siendo PC , la Potencia Contratada, parámetro definido en 6.2.5, mientras que el valor de 760 MW corresponde a la Cesión Máxima de Potencia.

G_{maxYAC_t} : 1.240 MW.

G_{maxACY_t} : 210 MW.

6.2.2 Intercambio con las centrales de generación

Se definen los siguientes parámetros, asociados a la disponibilidad de los elementos que interconectan las centrales con el resto del sistema eléctrico, usualmente líneas de transmisión o transformadores.

I_{maxIPU_t} : Intercambio máximo con la CH – IPU en la hora “ t ”.

I_{maxYAC_t} : Intercambio máximo con la CH – YAC en la hora “ t ”.

I_{maxACY_t} : Intercambio máximo con la CH – ACY en la hora “ t ”.

I_{minIPU} : Intercambio mínimo con la CH – IPU.

I_{minYAC_t} : Intercambio mínimo con la CH – YAC en la hora “ t ”.

I_{minACY_t} : Intercambio mínimo con la CH – ACY en la hora “ t ”.

Los valores mínimos están asociados a la proximidad de las diversas Subestaciones a las centrales de generación y a la necesidad de mantener niveles de tensiones adecuados en todas las barras del sistema (a mayor distancia eléctrica, mayor caída de tensión y menor tensión en barras). Estos valores son, usualmente:

I_{maxIPU_t} : 2200 / 1700 MW (con o sin la línea de 500 kV MD – VHA).

I_{maxYAC_t} : 450 MW.

I_{maxACY_t} : 210 MW.

I_{minIPU} : $fc \times PC$ MW (potencia garantizada en virtud a contrato mensual), en torno a 500 MW, donde fc , factor de carga, usualmente está en torno a 0,71.

I_{minYAC_t} : 160 MW.

I_{minACY_t} : 45 MW (una unidad generadora en operación, debido a requerimientos de Reserva de Potencia Rotante).

6.2.3 Capacidades de Transmisión

Se definen los siguientes parámetros para considerar la posibilidad de reducción de la capacidad de abastecimiento de cada subsistema eléctrico en virtud al mantenimiento de equipos.

CapSS1_t: Capacidad de Transmisión del SS1 en la hora “*t*”.

CapSS2_t: Capacidad de Transmisión del SS2 en la hora “*t*”.

En condiciones normales de operación, estas restricciones no serían limitantes, sus valores usuales son (al año 2014):

CapSS1_t: 2200 MW.

CapSS2_t: 600 MW.

6.2.4 Demandas y Ventas

Los valores de demanda serían aquellos pronosticados por la RNA, mientras que los valores correspondientes a las ventas, usualmente se encuentran por debajo de 25 MW. Las ventas son conocidas con una anticipación de un día, lo que permite considerarla como una variable determinística.

dem_t: Demanda de potencia del SIN [MW] en la hora “*t*”.

ven_t: Total de ventas de la ANDE [MW] a otros Sistemas Eléctricos en la hora “*t*”.

6.2.5 Contrato Mensual de Potencia con Itaipu

Se define el siguiente parámetro, asociado a la Potencia Contratada anualmente, con discriminación mensual, de la CH – IPU.

PC: Potencia Contratada Mensual [MW-mes] con la CH – IPU.

Define también el parámetro ***IminIPU*** ($IminIPU = fc \times PC$). Un valor típico es de 700 MW, pero depende de la época del año y otros factores.

6.2.6 Costos

c_i: Costos de la energía con la Central de Generación “*i*”.

i = 1; 2; 3.

i = 1: CH – IPU. Este costo se aplica a la energía superior a la garantizada y a la energía generada por los excedentes. Así también, impacta en el costo de la cesión (valor requerido para el pago de los royalties de cada MWh suministrado, por encima de la potencia garantizada).

$i = 2$: CH – YAC.

$i = 3$: CH – ACY.

6.2.7 Otros

El modelo requiere además de la definición de la cantidad de días en el mes.

diasmes: cantidad de días del mes considerado.

6.3 Definición de Variables

Las variables son magnitudes que serán cuantificadas por el problema de PLEM, es decir, constituyen las salidas del modelo, por tratarse de un modelo prescriptivo. Se definen las siguientes variables:

SupGar_t: Potencia Superior a la Garantizada utilizada en la hora “ t ”, asociada a la CH – IPU.

$t = 1; 2; \dots; 24$ (horas del día).

Excd_t: Potencia Excedente utilizada en la hora “ t ”, asociada a la CH – IPU.

Ph_t: Potencia de Cesión utilizada en la hora “ t ”, asociada a la CH – IPU.

P_{it}: Intercambio de potencia con la Central de Generación “ i ” en la hora “ t ”.

$i = 1; 2; 3$.

$i = 1$: CH – IPU.

$i = 2$: CH – YAC.

$i = 3$: CH – ACY.

Y1_t: variable entera binaria cuyo valor es “1” si se utiliza Potencia Superior a la Garantizada en el periodo “ t ” y cuyo valor es “0” en caso contrario.

Y2_t: variable entera binaria cuyo valor es “1” si se utiliza Potencia Excedente en el periodo “ t ” y cuyo valor es “0” en caso contrario.

Y3_t: variable entera binaria cuyo valor es “1” si se utiliza Potencia de Cesión en el periodo “ t ” y cuyo valor es “0” en caso contrario.

6.4 Función Objetivo

La Función Objetivo (FO) es aquella función que la PL busca maximizar o minimizar. Considerando lo expuesto a lo largo del trabajo, se define a continuación la siguiente FO:

FO: Minimizar z : costos diarios de contratación de potencia y compra de energía, siendo z :

$$z = \frac{22600}{\text{diasmes}} \times PC + \sum_{t=1}^{24} \left[c_2 P_{2t} + c_3 P_{3t} + c_1 (\text{SupGar}_t + \text{Exc}_t) + \left(c_1 + \frac{22600}{24 \times \text{diasmes}} \right) P_{ht} \right] \quad (6)$$

El hecho de realizar la minimización diaria responde al principal insumo del modelo, la previsión de la curva horaria de demanda. La aplicación reiterada del algoritmo de despacho de potencia diaria, durante todo el mes, conduce a la reducción en los costos operativos mensuales de la ANDE, por compra de potencia y energía de sus principales centrales de abastecimiento.

Los valores correspondientes a los costos de energía en USD/MWh varían para cada año, por lo que deben ser ajustados conforme al año considerado.

6.5 Restricciones

El espacio de solución del problema de PLEM queda restringido como descrito a continuación, es decir, la minimización de la función z debe satisfacer o estar “sujeta a” las siguientes restricciones:

6.5.1 No sobrepasar capacidades de generación

$$P_{1t} \leq G \max IPU_t \quad t = 1; \dots; 24 \quad (7)$$

$$P_{2t} \leq G \max YAC_t \quad t = 1; \dots; 24 \quad (8)$$

$$P_{3t} \leq G \max ACY_t \quad t = 1; \dots; 24 \quad (9)$$

$$\text{Excd}_t \leq \text{Potexc}_t \quad t = 1; \dots; 24 \quad (10)$$

6.5.2 Ajustarse a requerimientos de Intercambios máximos y mínimos

$$P_{1t} \leq I_{max} IPU_t \quad \forall t \quad (11)$$

$$P_{2t} \leq I_{max} YAC_t \quad \forall t \quad (12)$$

$$P_{3t} \leq I_{max} ACY_t \quad \forall t \quad (13)$$

$$P_{1t} \geq I_{min} IPU_t \quad (14)$$

$$P_{2t} \geq I_{min} YAC_t \quad \forall t \quad (15)$$

$$P_{3t} \geq I_{min} ACY_t \quad \forall t \quad (16)$$

6.5.3 No sobrepasar capacidades de transmisión

$$P_{1t} + P_{3t} \leq CapSS1_t \quad \forall t \quad (17)$$

$$P_{2t} \leq CapSS2_t \quad \forall t \quad (18)$$

Usualmente Itaipu y Acaray operan en paralelo, alimentando las cargas del Subsistema 1, mientras que Yacyretá alimenta las cargas del Subsistema 2.

6.5.4 Ecuaciones de conservación

- Abastecimiento de demanda

$$\sum_{i=1}^3 P_{it} = dem_t + ven_t \quad \forall t \quad (19)$$

- Contrato Itaipu

$$P_{1t} = fcPC + SupGar_t + Excd_t + Ph_t \quad \forall t \quad (20)$$

$$SupGar_t \leq (1 - fc)PC \times Y1_t \quad \forall t \quad (21)$$

$$Excd_t \leq PotExc_t \times Y2_t \quad \forall t \quad (22)$$

$$Ph_t \leq (G \max IPU_t - PC - PotExc_t) \times Y3_t \quad \forall t \quad (23)$$

$$Y2_t \leq Y1_t \quad \forall t \quad (24)$$

$$Y3_t \leq Y2_t \quad \forall t \quad (25)$$

Estas dos últimas restricciones (23) y (24), junto con la primera igualdad (20) aseguran que en la central de Itaipu, primero se utilizará la potencia garantizada, luego la potencia superior a la garantizada, posteriormente la potencia excedente (de existir) y por último, la potencia de Cesión.

6.5.5 Restricción operativa

$$\sum_{t=1}^{24} Y3_t \leq 3 \quad (26)$$

Esta restricción evita directamente los altos costos asociados a las penalizaciones por Cesión de potencia en Itaipu, al tiempo que mantiene la linealidad del modelo. De existir la necesidad inevitable de entrar en la modalidad de cesión de energía por más de 3 horas al día, el modelo no encuentra una solución al problema de minimización, y automáticamente relaja (elimina) esta restricción, informando los costos que serán incurridos por la compra de potencia y energía ese día. Cabe aquí el análisis de los costos de déficit.

6.5.6 Satisfacer condiciones de no negatividad y tipo de variable

$$SupGar_t \geq 0; \quad Excd_t \geq 0; \quad Ph_t \geq 0; \quad \forall t$$

$$P_{it} \geq 0; \quad \forall i, t$$

$$Y1_t \geq 0; \quad Y1_t \in \{0 ; 1\} \quad \forall t$$

$$Y2_t \geq 0; \quad Y2_t \in \{0 ; 1\} \quad \forall t$$

$$Y3_t \geq 0; \quad Y3_t \in \{0 ; 1\} \quad \forall t$$

El despacho optimizado de potencia de las centrales, planteado mediante PLEM, permite contemplar simultáneamente todas las restricciones y recursos operativos, asegurando que la programación electro-energética diaria del SIN sea realizada de manera económica y eficiente, reduciendo el tiempo requerido para dicha programación.

6.6 Resultados

6.6.1 Instancias de Ejemplo

A efectos de verificar la operación adecuada del modelo, a continuación se ejemplifican cuatro instancias del mismo. Los datos son resumidos en la Tabla 5. Por su parte, la Tabla 6 muestra los resultados de la optimización.

En dicha Tabla 6, los $700 + 25=725$ MW de $t=1$, deben abastecerse de la siguiente manera, y en el orden especificado:

Potencia Garantizada: 497 MW, satisfaciendo I_{minIPU} .

Aquí se podría usar potencia superior a la garantizada para satisfacer los 700 MW, de tal modo a no superar PC de 700 MW ($497+203$), sin embargo:

Potencia ACY= 45 MW

Potencia YAC= 160 MW

Quedan $725 - 497 - 160 - 45=23$ MW

De esta manera, Potencia superior a la garantizada: 23 MW.

Nótese que en este caso no fueron utilizadas potencia excedente ni potencia de Cesión.

Los $900 + 25=925$ MW de $t=2$ deben abastecerse de la siguiente manera, y en el orden especificado:

Potencia Garantizada: 497 MW, satisfaciendo I_{minIPU}

Potencia Sup a la garantizada: 203, ($203+497=700=PC$), valor máximo de esta parcela

Quedan $925 - 497 - 203=225$ MW

Debiendo satisfacerse los intercambios mínimos:

Potencia ACY= 45 MW

Potencia YAC= 160 MW

Quedan $225 - 160 - 45 = 20$ MW

Que son abastecidos con potencia excedente

Nótese que en este caso no fue utilizada potencia de Cesión.

Tabla 5: Datos de instancias para optimización.

| Parámetros | Periodo (hora) | | | |
|------------|----------------|------|------|------|
| | t=1 | t=2 | t=3 | t=4 |
| GmaxIPU | 6068 | 6068 | 6068 | 6068 |
| PotExc | 100 | 100 | 100 | 100 |
| GmaxYAC | 1240 | 1240 | 1240 | 1240 |
| GmaxACY | 210 | 210 | 210 | 210 |

| | | | | |
|---------|------|------|------|------|
| ImaxIPU | 1300 | 1300 | 1300 | 1300 |
| ImaxYAC | 450 | 450 | 450 | 450 |
| ImaxACY | 210 | 210 | 210 | 210 |
| IminIPU | 497 | 497 | 497 | 497 |
| IminYAC | 160 | 160 | 160 | 160 |
| IminACY | 45 | 45 | 45 | 45 |

| | | | | |
|--------|------|------|------|------|
| CapSS1 | 2200 | 2200 | 2200 | 2200 |
| CapSS2 | 600 | 600 | 600 | 600 |

| | | | | |
|--------|-----|-----|------|------|
| dem | 700 | 900 | 1000 | 1935 |
| Ventas | 25 | 25 | 25 | 25 |

| | | | | |
|---------|-----|-----|-----|-----|
| PC | 700 | 700 | 700 | 700 |
| diasmes | 30 | 30 | 30 | 30 |

Tabla 6: Resultados de optimización de instancias.

| Variables | Periodo (hora) | | | | Suma |
|-----------|----------------|-----|-----|------|------|
| | t=1 | t=2 | t=3 | t=4 | |
| SupGar | 23 | 203 | 203 | 203 | 632 |
| Excd | 0 | 20 | 100 | 100 | 220 |
| Ph | 0 | 0 | 0 | 500 | 500 |
| P1 (IPU) | 520 | 720 | 800 | 1300 | |
| P2 (YAC) | 160 | 160 | 160 | 450 | 930 |
| P3 (ACY) | 45 | 45 | 65 | 210 | 365 |
| Y1 | 1 | 1 | 1 | 1 | |
| Y2 | 0 | 1 | 1 | 1 | |
| Y3 | 0 | 0 | 0 | 1 | |

Los $1000 + 25 = 1025$ MW de $t=3$ deben abastecerse de la siguiente manera, y en el orden especificado:

Potencia Garantizada: 497 MW, satisfaciendo IminIPU

Potencia Sup a la garantizada: 203, ($203 + 497 = 700 = PC$), valor máximo de esta parcela

Potencia Excedente: 100 MW

Quedan $1025 - 800 = 225$ MW, que se abaste como sigue:

Debiendo satisfacerse los intercambios mínimos:

Potencia YAC= 160 MW

Quedan $225 - 160 = 65$ MW, que se abaste como sigue:

Potencia ACY= 65 MW

Nótese que en este caso tampoco fue utilizada potencia de Cesión.

Estos tres horarios muestran que el modelo se comporta adecuadamente, asignando los despachos según la prioridad establecida por costos más bajos y respetando las restricciones establecidas.

Los $1935 + 25 = 1960$ MW de $t=4$ constituyen la máxima carga del sistema ($1300 + 450 + 210$), determinado por los intercambios máximos bajo los parámetros de este ejemplo, cualquier MW adicional de demanda hace que el sistema no tenga solución.

El modelo se comporta de acuerdo a lo esperado, las variables enteras acompañan este comportamiento.

6.6.2 Simulación de diferentes escenarios

Para esta etapa del trabajo se han considerado los resultados de la simulación de los módulos de pronóstico de demanda y optimización durante un mes completo (sin perder de vista que los resultados del pronóstico de la demanda ya fueron contrastados con datos históricos en diversos escenarios, como mostrado en el Capítulo 5, ítem 5.2), de manera a verificar la coherencia de los resultados de despacho de potencia de las centrales y cuantificar los potenciales ahorros por compra de potencia y energía.

Para el efecto fue considerado de manera aleatoria el mes de abril del año 2014. Durante los 30 días de este mes se observan variaciones de la más diversa índole en los parámetros, de modo que el mes de abril proporciona un sinnúmero de configuraciones y escenarios de prueba para el modelo de optimización planteado y puede considerarse como un buen periodo de observación para la verificación de la coherencia y conveniencia de utilización de dicho modelo.

Estas variaciones incluyen demandas leves y elevadas (horas de la madrugada y puntas de carga del sistema); distintos valores para la venta de energía; disponibilidad de potencia excedente durante ninguna, algunas o las 24 horas del día, periodos de cesión con hasta 3 o más de 3 horas al día, reducciones en la capacidad de las centrales de generación por indisponibilidad de unidades generadoras; etc.

Para el mes de abril del año 2011, los principales parámetros son resumidos en la Tabla 7, a continuación.

Los parámetros de G_{maxIPU} y G_{maxACY} no son mostrados en la tabla debido a que los mismos, en general, presentan variaciones horarias. Así también, el valor de I_{minIPU} , viene determinado por el valor de PC y fc , conforme con la fórmula suministrada en el ítem 6.2.5 de este Capítulo.

Tabla 7: Principales parámetros del modelo de optimización, abril de 2011.

| Parámetro | Valor | Parámetro | Valor |
|--------------|-------|-----------|-------|
| G_{maxYac} | 1.240 | $CapSS2$ | 600 |
| I_{maxIPU} | 1.300 | PC | 740 |
| I_{maxYAC} | 450 | fc | 0,706 |
| I_{maxACY} | 210 | $diasmes$ | 30 |
| I_{minYAC} | 160 | c_1 | 5,4 |
| I_{minACY} | 45 | c_2 | 40,5 |
| $CapSSI$ | 2.200 | c_3 | 7,6 |

Las simulaciones siguieron la siguiente lógica:

- 1) Utilizar la RNA para estimar la curva de carga de un día determinado, para todo el mes;
- 2) Con la curva de carga estimada verificar que es atendida la demanda registrada o demanda histórica;
- 3) 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 los 30 días, totalizar los costos del mes;
- 4) Calcular los costos diarios de compra de potencia y energía con el despacho histórico o registrado en cada uno de los 30 días, totalizar los costos del mes;
- 5) Comparar los valores totalizados en 3) y 4).

Las tablas a continuación ilustran la aplicación de los pasos precedentes, con excepción de los pasos 1) y 2), que ya fueron mostrados de manera genérica en el Capítulo 5, ítem 5.2.

De manera detallada, se muestran en la Tabla 8, los parámetros correspondientes al 24/04/2011, que en conjunto con los parámetros de la Tabla 7, configuran 24 instancias, una para cada hora del día, que son resueltas de manera simultánea y dependiente mediante el modelo de optimización. Estos datos son cargados y el problema de optimización planteado en (6) es resuelto para cada día del mes.

La Tabla 9, por su parte, muestra los costos diarios calculados por el modelo de optimización implementado mediante PLEM, para cada día del mes de abril de 2011. Se muestra también, el costo total correspondiente a dicho mes. Este costo total asciende a la suma de USD 26.983.340.

La Tabla 10, muestra de manera detallada el cálculo del costo de la compra de energía y potencia para el 24/04/2011, considerando el despacho real realizado en dicha fecha (despacho histórico). Comparándose con el costo asociado a dicha fecha, obtenido mediante el despacho optimizado de la Tabla 9, se observa un ahorro próximo a USD 25.000, para dicha fecha.

Los cálculos de la Tabla 10 son realizados para los 30 días del mes de abril del año 2011, sumándolos posteriormente para determinar el costo histórico de la compra de potencia y energía de dicho mes. Estos valores se muestran en la Tabla 11. El costo total asciende a la suma de USD 27.762.970.

Tabla 8: Parámetros del modelo de optimización, 24/04/2011.

| <i>Hora</i> | <i>Parámetros [MW]</i> | | | | |
|-------------|------------------------|----------------|---------------|----------------|---------------|
| | <i>GmaxIPU</i> | <i>GmaxACY</i> | <i>PotExc</i> | <i>Demanda</i> | <i>Ventas</i> |
| 1 | 1.600 | 210 | 50 | 830 | 11 |
| 2 | 1.600 | 210 | 50 | 802 | 10 |
| 3 | 1.600 | 210 | 50 | 786 | 10 |
| 4 | 1.600 | 210 | 50 | 785 | 10 |
| 5 | 1.600 | 210 | 50 | 797 | 10 |
| 6 | 1.600 | 210 | 50 | 817 | 10 |
| 7 | 1.600 | 210 | 50 | 807 | 6 |
| 8 | 1.600 | 210 | 50 | 824 | 7 |
| 9 | 1.600 | 210 | 50 | 849 | 7 |
| 10 | 1.600 | 210 | 50 | 884 | 7 |
| 11 | 1.600 | 210 | 50 | 926 | 8 |
| 12 | 1.600 | 210 | 50 | 943 | 8 |
| 13 | 1.600 | 210 | 50 | 875 | 11 |
| 14 | 1.600 | 210 | 50 | 818 | 12 |
| 15 | 1.600 | 210 | 50 | 813 | 12 |
| 16 | 1.600 | 210 | 50 | 854 | 12 |
| 17 | 1.600 | 210 | 50 | 930 | 14 |
| 18 | 1.600 | 210 | 50 | 1.362 | 21 |
| 19 | 1.600 | 210 | 50 | 1.340 | 19 |
| 20 | 1.600 | 210 | 50 | 1.251 | 18 |
| 21 | 1.600 | 210 | 50 | 1.142 | 16 |
| 22 | 1.600 | 210 | 50 | 1.017 | 14 |
| 23 | 1.600 | 210 | 50 | 934 | 13 |
| 24 | 1.600 | 210 | 50 | 872 | 12 |

Tabla 9: Costos calculados por el modelo de optimización, abril de 2011.

| Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) |
|-----|-------------|-----|-------------|-----|-------------|-----|-------------|--------------|-------------------|
| 1 | 1.049.877 | 7 | 960.907 | 13 | 1.001.227 | 19 | 959.387 | 25 | 872.077 |
| 2 | 918.977 | 8 | 973.657 | 14 | 1.091.467 | 20 | 958.707 | 26 | 797.067 |
| 3 | 829.137 | 9 | 880.667 | 15 | 894.107 | 21 | 805.307 | 27 | 797.467 |
| 4 | 1.038.047 | 10 | 797.287 | 16 | 877.857 | 22 | 812.927 | 28 | 797.557 |
| 5 | 1.031.587 | 11 | 928.407 | 17 | 859.907 | 23 | 784.887 | 29 | 798.937 |
| 6 | 974.197 | 12 | 925.957 | 18 | 1.033.337 | 24 | 765.987 | 30 | 766.437 |
| | | | | | | | | TOTAL | 26.983.340 |

Comparando los costos totales del mes de abril del año 2011, mostrados en la Tabla 9 y en la Tabla 11, se tiene un ahorro, por la aplicación del despacho optimizado, de USD 779.630, lo que en promedio, implica un ahorro diario de USD 25.988 (9,4%), coherente con el valor encontrado para el 24/04/2011.

A efectos de obtener un orden de magnitud, si se multiplica el ahorro promedio diario del mes de abril, por los 365 días del año, se obtiene estimativamente, un ahorro anual de USD 9.485.498.

Tabla 10: Costos calculados para el despacho histórico, 24/04/2011.

| Hora | HISTÓRICO | | | | | | | COSTO HISTÓRICO | | | | | | | |
|------|-----------|-----|-----|---------|-----|--------|-------------|-------------------|----------------|---------|--------|---------|---------|-----|--|
| | IPU | YAC | ACY | Sup Gar | Exc | Cesión | Cesión real | Sup Gar | YAC | ACY | Cesión | POT IPU | EXC | | |
| 1 | 502 | 177 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 7.148 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 2 | 473 | 170 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.889 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 3 | 457 | 165 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.666 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 4 | 451 | 165 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.666 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 5 | 456 | 165 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.683 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 6 | 472 | 166 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.723 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 7 | 474 | 167 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.759 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 8 | 473 | 172 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.982 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 9 | 489 | 177 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 7.160 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 10 | 515 | 181 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 7.326 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 11 | 548 | 189 | 180 | 25 | 50 | 0 | 0 | 135 | 7.655 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 12 | 567 | 202 | 180 | 45 | 50 | 0 | 0 | 241 | 8.161 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 13 | 548 | 179 | 180 | 26 | 50 | 0 | 0 | 138 | 7.237 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 14 | 506 | 166 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.723 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 15 | 482 | 166 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.723 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 16 | 498 | 170 | 180 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 6.885 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 17 | 545 | 191 | 180 | 22 | 50 | 0 | 0 | 119 | 7.736 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 18 | 749 | 279 | 180 | 218 | 50 | 0 | 0 | 1.175 | 11.300 | 1.368 | 0 | 23.228 | 46 | | |
| 19 | 916 | 272 | 180 | 218 | 50 | 126 | 126 | 1.175 | 11.016 | 1.368 | 4.618 | 23.228 | 270 | | |
| 20 | 871 | 255 | 180 | 218 | 50 | 81 | 81 | 1.175 | 10.328 | 1.368 | 2.962 | 23.228 | 270 | | |
| 21 | 788 | 236 | 180 | 218 | 50 | 0 | 0 | 1.175 | 9.558 | 1.368 | 0 | 23.228 | 259 | | |
| 22 | 694 | 206 | 180 | 171 | 50 | 0 | 0 | 924 | 8.339 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 23 | 611 | 190 | 180 | 89 | 50 | 0 | 0 | 478 | 7.687 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| 24 | 552 | 177 | 180 | 30 | 50 | 0 | 0 | 160 | 7.185 | 1.368 | 0 | 23.228 | 0 | | |
| | | | | | | | | SUBTOTALES | 6.894 | 185.535 | 32.832 | 7.580 | 557.467 | 845 | |
| | | | | | | | | TOTAL | 791.152 | | | | | | |

Tabla 11: Costos calculados para el despacho histórico, abril de 2011.

| Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) | Día | Costo (USD) |
|-----|-------------|-----|-------------|-----|-------------|-----|-------------|--------------|-------------------|
| 1 | 1.070.446 | 7 | 980.361 | 13 | 1.018.100 | 19 | 973.857 | 25 | 894.601 |
| 2 | 940.439 | 8 | 994.459 | 14 | 1.107.870 | 20 | 976.280 | 26 | 848.972 |
| 3 | 847.979 | 9 | 900.392 | 15 | 920.981 | 21 | 836.976 | 27 | 854.250 |
| 4 | 1.053.509 | 10 | 822.315 | 16 | 900.329 | 22 | 829.963 | 28 | 855.984 |
| 5 | 1.049.793 | 11 | 950.214 | 17 | 857.509 | 23 | 823.770 | 29 | 852.677 |
| 6 | 994.460 | 12 | 950.958 | 18 | 1.049.203 | 24 | 791.152 | 30 | 815.171 |
| | | | | | | | | TOTAL | 27.762.970 |

6.7 Conclusiones del Capítulo

En este Capítulo se ha mostrado la formulación y el desarrollo del modelo de optimización de despacho de potencia propuesto, implementado en MatLab[®] mediante la herramienta *Optimization Toolbox*[®]. En la formulación del problema se ha considerado el costo diario de la compra de potencia y energía de las centrales de generación, como función objetivo, sujeta a las restricciones físicas y contractuales que rigen el abastecimiento de la demanda de energía eléctrica en Paraguay.

Mediante el uso de instancias individuales, se ha verificado la correcta asignación del despacho, en función a los costos individuales de cada fuente y modalidad de abastecimiento involucradas.

Se ha realizado la simulación integrada de las metodologías propuestas en este trabajo, 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. Estas simulaciones permitieron verificar la existencia de ventajas económicas significativas por el uso del modelo, con ahorros diarios por abastecimiento de energía, que se encuentran en torno a los USD 25.000.

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 Sistema Interconectado Nacional.

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 pronóstico de demanda de corto plazo (STLF), en base a RNA y la utilización de la herramienta *Neural Network Toolbox*[®] de MatLab[®]. Las principales entradas para esta RNA son los datos históricos de demanda, el tipo de día considerado para el pronóstico y la temperatura media registrada en ese día.

La RNA para el pronóstico de la demanda proporciona una estimación de la curva de carga para el próximo día, es decir, 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 realizado el estudio de la operación del sistema eléctrico de potencia de Paraguay, realizando entrevistas, analizando procedimientos y documentos contractuales. De esta manera se han determinado los costos y principales parámetros que afectan al abastecimiento del SIN por parte de las centrales de generación de energía eléctrica.

En base a dicho análisis, se ha desarrollado un modelo de optimización del despacho de potencia de las centrales, mediante Programación Lineal Entera Mixta (PLEM). Este modelo fue implementado mediante la herramienta *Optimization Toolbox*[®] de MatLab[®], y tiene como función objetivo la minimización de los costos diarios de compra de potencia y energía de las centrales de generación, considerando las restricciones físicas y contractuales del sistema. 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.

Posteriormente fueron simulados diversos escenarios con la operación integrada de los modelos de RNA y PLEM, verificándose ahorros significativos en los costos de

compra de potencia y energía de la ANDE, por la utilización de la metodología propuesta.

Referencias

- Barboza, OA. (2014). Automatización de previsión de demanda horaria de potencia eléctrica en el Sistema Interconectado Nacional. *Revista Científica de la UCSA*, 1(1): 4-14.
- Bansal, RC; Pandey, JC. (2005) Load forecasting using artificial intelligence techniques: a literature survey. *Proceedings*. 22(2-3):109-119.
- 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.
- Dordonnat, V; Koopman, SJ; Oms, M; Dessertaine, A; Collet, J. (2008) An hourly periodic state space model for modelling French national electricity load. *Proceedings*. 24:566-587. Hippert, HS; Bunn, DW;
- Souza, RC. (2005) Large neural networks for electricity load forecasting: are they overfitted?. *Proceedings*. 21(3):425-434.
- Holden - Day ed. (1976) *Time Series Analysis, Forecasting and control*. San Francisco.
- Knuth. (1997) *The Art of Computer Programming- Volume 1- Fundamental Algorithms*. 3ra Edición.
- 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.
- Taylor, JW; McSharry, PE. (2008) Short-term load forecasting methods: an evaluation based on european data. *IEEE Transactions on Power Systems*. 22:2213-2216.
- Hippert, HS; Bunn, DW; Souza, RC. (2005) Large neural networks for electricity load forecasting: are they overfitted?. *Proceedings*. 21(3):425-434.
- Moral-Carcedo, J; Vicens-Otero, J. (2005) Modelling the non-linear response of Spanish electricity demand to temperature variations. *Energ Econ* 27:477-494.
- Kundur, Prahba. (1994) *Power System Stability and Control*. 1ra Edición. Mcgraw-Hill.
- Makridakis et al. (1998) *Forecasting methods and applications*. 3ra Edición. New York. John Wiley & Sons.
- Wiley eds. (2008) *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey.

Anexo- Artículo

1. RESUMEN

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 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 los 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; Red Neuronal Artificial; Programación Lineal Entera Mixta.

2. 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 (Itaipú y Yacyretá) 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, la operación eficiente del sistema de transmisión, desde el punto de vista técnico y económico, requiere de una estimación precisa de la potencia global demandada en la red, para cada hora de cada día (perfil de la demanda), así como de la consideración de determinadas restricciones, lo que hace necesario el uso de metodologías confiables para estimar dicha 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. Por otro lado, las series de demanda de energía eléctrica son complejas, presentando tendencia y estacionalidades semanales y diarias, entre otras particularidades.

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.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

A efectos de mejorar la comprensión de las particularidades del despacho de carga en nuestro medio, 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, representando el consumo diario de energía eléctrica a nivel nacional, para todos los grupos de consumo (Residencial; Comercial; Industrial; etc.), ya que no se dispone de datos desagregados sectorialmente.

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 [4]. La implementación se ha llevado a cabo mediante la herramienta *Neural Network Toolbox*[®], de MabLab[®].

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 MabLab[®].

4. VARIABLES DE MAYOR INCIDENCIA 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 [5]. 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 [6]. 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.

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 |

5. 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 [7].

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.

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 [8]. 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 [9], 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 y como fue predicho por la RNA. 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.

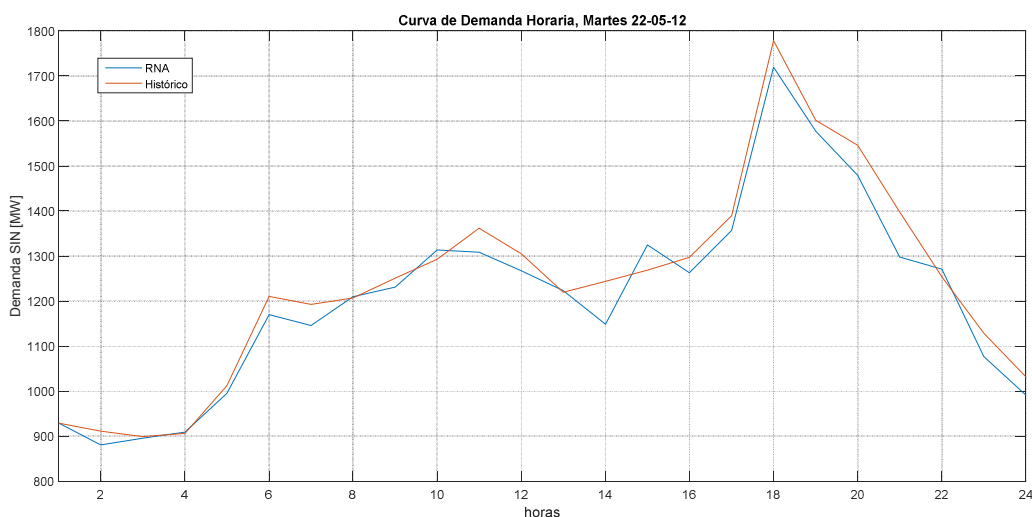


Figura 1: Demandas pronosticadas y registradas en el SIN, 22-05-12.

6. 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.

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

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

donde:

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.
- r2) Ajustarse a requerimientos de Intercambios máximos y mínimos.
- r3) No sobrepasar capacidades de transmisión.
- r4) Satisfacer Ecuaciones de conservación.
 - Abastecimiento de demanda.
 - Contrato Itaipu.
- r5) Satisfacer condiciones de no negatividad y tipo de variable.

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 los 30 días, 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 30 días, totalizar los costos del mes;
- Comparar los valores totalizados en los dos puntos anteriores.

7. 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 pronóstico de demanda de corto plazo (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 Programación Lineal Entera Mixta (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%.

8. 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.

9. BIBLIOGRAFÍA

- [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] Bansal, RC; Pandey, JC. (2005) Load forecasting using artificial intelligence techniques: a literature survey. Proceedings. 22(2–3):109–119.
- [5] Moral-Carcedo, J; Vicens-Otero, J. (2005) Modelling the non-linear response of Spanish electricity demand to temperature variations. Energ Econ 27:477–494.
- [6] 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.
- [7] Hippert, HS; Bunn, DW; Souza, RC. (2005) Large neural networks for electricity load forecasting: are they overfitted?. Proceedings. 21(3):425–434.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Taylor, JW; McSharry, PE. (2008) Short-term load forecasting methods: an evaluation based on euro