

INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A LA DISTRIBUCIÓN DE CARGA EN UN SISTEMA DE COGENERACIÓN

Julio R. Gómez Sarduy¹, Marcos A. de Armas Teyra¹, Evelio Navarro Aladro² & Fernando Ramos Miranda²

¹Centro de Estudios de Energía y Medio Ambiente. Universidad de Cienfuegos, Cuba.

²Dirección de Energía e Inversiones Empresa Azucarera Ciudad Caracas, Cienfuegos, Cuba
jgomez@ucf.edu.cu; marmas@ucf.edu.cu

Recibido para evaluación: 16 de Mayo de 2008

Aceptación: 16 de Junio de 2008

Entrega de versión final: 12 de Julio de 2008

Resumen

Este artículo presenta un nuevo procedimiento; diferente al criterio tradicional de iguales costos incrementales, para efectuar la distribución de carga entre turbogeneradores en un sistema de cogeneración conectado a la red empleando técnicas de inteligencia artificial. El propósito es optimizar la distribución de carga teniendo en consideración la demanda térmica del proceso, las condiciones técnicas de los equipos y producir la máxima energía eléctrica aún en condiciones variables de los parámetros del vapor como es frecuente en situaciones reales. Para lograr este objetivo, las características de los turbogeneradores son modeladas mediante redes neuronales artificiales mientras que la optimización se lleva a cabo con un algoritmo genético. Para demostrar la validez del método, se presenta como caso de estudio los resultados alcanzados en la Empresa Azucarera Ciudad Caracas de la Provincia de Cienfuegos, Cuba. Si se comparan los resultados obtenidos por el sistema inteligente propuesto con las prácticas actuales de operación, se observará mayor potencia generada, mayor producción de energía y en consecuencia mayores ingresos. El método puede ser aplicado a otros sistemas de producción combinada de potencia y calor.

Palabras Clave: Inteligencia artificial, distribución de carga, sistemas de cogeneración.

Abstract

This paper presents a new approach; different to the traditional equal incremental cost criteria, to realize the load distribution between turbo generators in a grid connected cogeneration system based on an artificial intelligence technique. The goal is to optimize the distribution of load taking into account the heat demand of the process, the technical state of the equipments and simultaneously producing maximum electric power even with variable steam parameters as usually happen in different industries. Optimal solutions are determined by a genetic algorithm optimization process while the characteristics of the equipment are simulated by artificial neural networks. The results obtained in Ciudad Caracas's Cienfuegos's Province sugar factory in Cuba, are provided. Comparing the traditional operating practices and the intelligent assisted power plant operations a better performance, higher efficiency, more power and energy production are obtained. The method can be applied to other combined heat and power systems.

Keywords: Artificial Intelligence, load distribution, cogeneration systems.

1. INTRODUCCIÓN

La generación de energía eléctrica en un sistema interconectado a la red es un aspecto fundamental en el comportamiento energético, económico y en el impacto ambiental de diversas industrias o procesos que emplean la cogeneración de energía y calor.

Diversos investigadores han centrado la atención en la operación económica de este tipo de instalaciones. En [1] y [7] se optimiza la facturación de energía eléctrica y su atención se dirige a evaluar la factibilidad de la generación ante cambios en los marcos regulatorios en procesos que no utilizan turbinas de contrapresión. En [3] se enfoca el problema hacia el método utilizado para optimizar la operación, enviando el calor a un distrito y en [4] se analiza el caso del diseño de un sistema con motor alternativo y recuperación para entregar calor a los sistemas de climatización en edificaciones.

La cogeneración es un proceso familiar en la industria azucarera que ha sido estudiado desde diferentes puntos de vistas. Uno fundamental es el aprovechamiento de la biomasa cañera con fines energéticos. Torres en [10] plantea como estrategia cambios tecnológicos que implican inversiones. En [5] los autores plantean como criterio de optimización minimizar las pérdidas de exergía, dirigiendo el estudio hacia el diseño de la instalación y no a optimizar la explotación en condiciones operacionales variables.

En [11] se optimiza la duración de los períodos de operación de un complejo azucarero integrado pero no se optimiza la operación de la planta eléctrica para lograr mayores entregas de energía y los modelos empleados no consideran las variaciones de los parámetros del vapor en condiciones reales de explotación.

En [12] se plantea una formulación generalizada para determinar la estrategia de operación óptima de un esquema de cogeneración industrial utilizando modelos en términos de las características del equipamiento y que pueden ser generalizados a cualquier industria, pero en este caso el interés no es obtener máxima generación de energía eléctrica sino mínimos costos de operación.

Ying-Yi en [14] emplea métodos de búsqueda estocástica, específicamente algoritmos genéticos para resolver el problema de despacho económico. A pesar de que asume sistemas de cogeneración con turbinas de contrapresión, el despacho de carga no se realiza

entre unidades de una misma planta, sino entre plantas conectadas a un sistema.

Generalmente los modelos utilizados en estos y otros análisis reportados en la literatura son determinísticos y no toman en consideración la variabilidad de los parámetros del vapor ni el estado técnico de los equipos los cuales se modifican con el tiempo debido a diferentes factores.

Para lograr la máxima generación de energía eléctrica en una instalación de cogeneración es necesario trazar estrategias de operación que orienten hacia una mejor distribución de la carga entre las unidades que trabajan en paralelo. El criterio tradicional para distribuir carga entre unidades de una misma planta se basa en el principio de igual costo incremental de combustible [6]. Sin embargo, la generación de energía eléctrica en plantas con turbinas de contrapresión debe responder al perfil de carga térmica impuesto por el proceso y queda condicionada a las necesidades de calor por lo que este criterio no se ajusta adecuadamente a toda condición y en ocasiones no puede ser aplicado.

En Cuba, una gran cantidad de éstas plantas de cogeneración poseen turbogeneradores de contrapresión del tipo P-4-20/2TK de 5000 KVA. Un ejemplo es la Empresa Azucarera Ciudad Caracas de la Provincia de Cienfuegos, escogida como caso de estudio en esta investigación.

La solución propuesta en este trabajo es obtener un modelo híbrido del sistema mediante la combinación de modelos neuronales, estadísticos y herramientas de búsqueda inteligentes como los algoritmos genéticos para encontrar la carga que debe asumir cada generador de manera que la generación total sea máxima y al mismo tiempo que satisfaga la demanda de vapor del proceso bajo cualquier situación.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Como muestra la Figura 1, el sistema a analizar está compuesto por dos generadores C1 y C2 que suministran vapor a una planta eléctrica que posee dos turbogeneradores TG1 y TG2, trabajando en paralelo. El vapor de escape de estas unidades alimenta al proceso de fabricación.

La energía eléctrica generada por cada turbogenerador es utilizada para satisfacer las necesidades internas de la fábrica y el excedente exportado al Sistema

Electroenergético Nacional (SEN) a través del transformador de enlace TE.

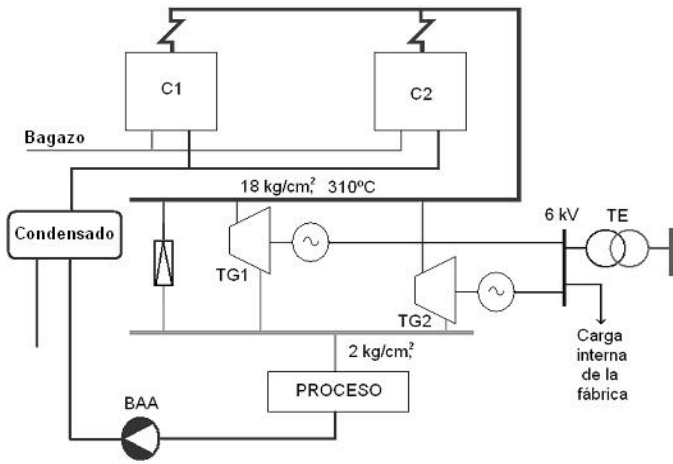


Figura 1. Esquema energético EA Ciudad Caracas.

Para resolver el problema de la distribución óptima de carga en este sistema se tienen presente los aspectos generales siguientes:

- 1 Por ser turbinas de contrapresión el estado de carga de los turbogeneradores dependerá de las necesidades de calor del proceso.
- 2 Se analiza sólo el régimen de operación estable de la fábrica, o sea, no se tienen en cuenta los procesos de arrancada y parada donde pueden existir estados energéticos transitorios.
- 3 Se tiene en cuenta la operación con parámetros desviados del vapor (valores diferentes a los nominales).
- 4 Se consideran las restricciones impuestas por la capacidad nominal y las características del equipamiento.

Con estas premisas el problema de distribución de carga se reduce a un problema de optimización; a la búsqueda del máximo de generación eléctrica entre ambos turbogeneradores de forma tal que para cualesquier condición en los parámetros del vapor, se garantice la energía térmica necesaria para el proceso y el máximo de entrega a la red eléctrica nacional. El procedimiento que se plantea es investigar la mejor distribución de carga $Pelec^*$, que maximiza una función de generación total $PGTOTAL$, dada por la suma de las potencias eléctricas generadas por cada uno de los turbogeneradores.

El planteamiento matemático es:

$$P_{GTOTAL}^* = \underset{Pelec_i = Pelec_i}{\text{máximo}}(P_{GTOTAL}(Pelec_i)) \quad \forall \quad G_{proceso} = \sum_{i=1}^n G_i$$

$$Pelec_i \in (0, Pnom_i]$$

Donde:

$G_i = F(Pelec_i, Po, To, P2)$ es la demanda de vapor del i -ésimo turbogenerador, en T/h, para una potencia eléctrica generada $Pelec_i$ (kW) y los parámetros de vapor siguientes:

Po presión de vapor directo, en kg/cm^2 abs.

To temperatura del vapor directo, en $^{\circ}C$.

$P2$ presión de vapor de escape, en kg/cm^2 abs.

A continuación se definen los modelos de los diferentes componentes del sistema que intervienen en la función objetivo anterior.

3. MODELO NEURONAL DE LOS TURBOGENERADORES

Un modelo que podría parecer útil para representar a los turbogeneradores es el definido por las características dadas por el fabricante; es decir: el gráfico de dependencia de la potencia eléctrica versus consumo de vapor y los gráficos de correcciones de esa potencia en función de la presión y la temperatura de vapor directo y de escape [13]. Sin embargo, las ecuaciones obtenidas solo serían válidas o bien para condiciones nominales del vapor o sólo cubrirían una zona del rango real de variabilidad de los parámetros del vapor en condiciones reales de explotación ya que como es conocido, en la práctica se observan fluctuaciones superiores a las dadas por el fabricante.

Por otro lado, es necesario considerar que durante la explotación, las turbinas pierden eficiencia y disminuyen su rendimiento relativo interno. El desgaste natural en álabes y sellos, deficiencias en el mantenimiento y en las reparaciones, etc., pueden ser algunas de estas causas. También las incrustaciones producto de arrastres de impurezas en el vapor pueden alterar el comportamiento de la turbina y provocar mayores demandas de vapor para una potencia o condición determinada.

En estos casos, las redes neuronales artificiales; RNA, pueden ser entrenadas para resolver estas dificultades y modelar los turbogeneradores a partir de los datos reales de explotación [2], [8]. La utilidad de emplear RNA radica principalmente en que no se necesita conocer el proceso interno del sistema, siendo suficiente realizar un mapeo de las variables de entrada y salida de dicho sistema tanto como sea necesario.

En este trabajo los turbogeneradores se modelaron a partir de redes neuronales entrenadas con datos reales. La arquitectura de estas redes se muestra en la Figura 2. Seleccionar el número adecuado de neuronas de la capa oculta es un aspecto importante y para ello se

entrenó la red variando el número de éstas y manteniendo los demás parámetros de diseño constantes.

La Figura 3 muestra el comportamiento de la red en función del número de neuronas ocultas.

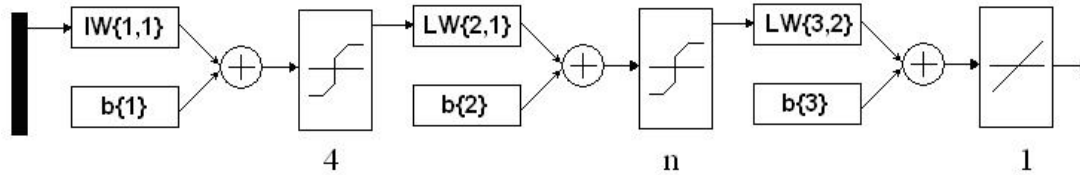


Figura 2. Arquitectura de la red diseñada.

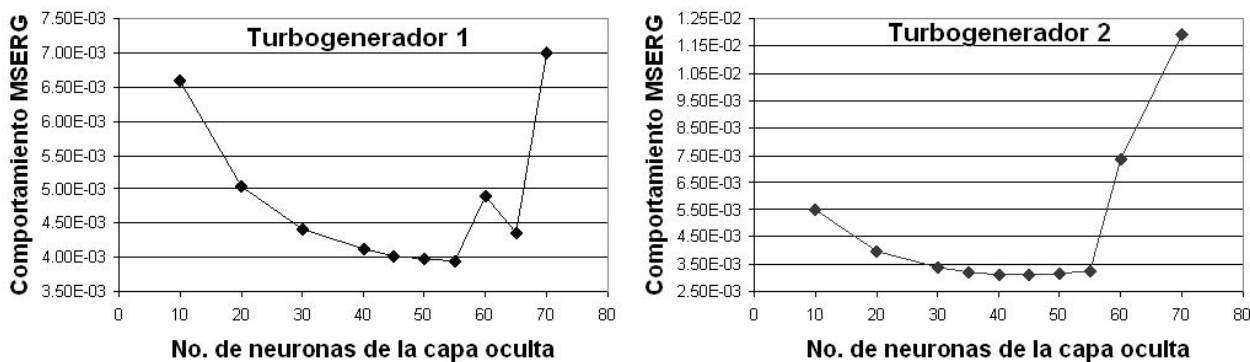


Figura 3. Optimización del número de neuronas de la capa oculta. Arquitectura: 4-n-1

Se puede observar que el mejor comportamiento se logra para el turbogenerador 1 con 55 neuronas en la capa oculta y para el turbogenerador 2 con 40, razón por la cual se ha escogido como arquitectura 4-55-1 y 4-40-1.

Para su posterior identificación las redes de los turbogeneradores 1 y 2 se denominarán T1RN4551 y T2RN4401 respectivamente.

3.1 Consumo de vapor de la fábrica

Como todo el vapor del proceso es suministrado por los turbogeneradores y no existe flujo por la válvula reductora, el consumo de vapor del proceso se calcula por el flujo de vapor por los turbogeneradores. Estas mediciones se toman de una muestra en turnos donde la fábrica trabaja con una razón de molida superior al 80% de su capacidad durante la zafra y con estos valores, se obtiene el flujo esperado o más probable para esta instalación. Figura 4.

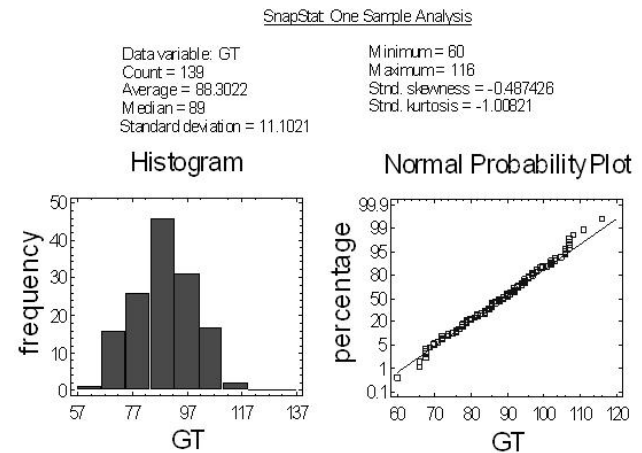


Figura 4. Resultados del análisis de la muestra de flujo de vapor demandado por el proceso.

Es común expresar el consumo de vapor del proceso en porciento de la razón de tonelada de caña molida. Como la demanda de vapor esperada es de 88,3 T/h y la norma potencial de molida es 168 T/h se obtiene entonces 52,55 % vapor/caña. Más adelante se analizará la sensibilidad de los resultados a la variación de este parámetro.

3.2 Demanda eléctrica del ingenio

La demanda eléctrica de un ingenio azucarero totalmente electrificado está relacionada con la cantidad de caña procesada [2], [9]. Esta demanda es necesario conocerla para determinar si se exporta o importa energía del SEN.

Para obtener este modelo, los datos de caña procesada y la demanda eléctrica del central se procesan como pares (TC_i, Pc_i) en el programa estadístico Statgrafics 5.0. Como resultado del ajuste la demanda eléctrica del central (Pc) queda definida por la expresión:

$$Pc = 12,89 \cdot TC + 2346,41 \quad (\text{kW})$$

Donde:

TC es la razón de molida en T/h de caña.

4. SOLUCIÓN IMPLEMENTADA CON AG.

Los AG constituyen una representación del modelo evolutivo, de manera que un problema específico actúa como medio ambiente dentro del cual se desempeña una población formada por individuos que son soluciones candidatas del problema en cuestión. Similarmente a como se propone para la evolución natural, los AG tienden a encontrar mejores soluciones al problema de manera progresiva, gracias a la "renovación del material genético" en la población por medio de los llamados operadores genéticos. La adaptación de los individuos a su ambiente, se determina por la función de aptitud (función fitness), la cual constituye una medida de la calidad de la solución.

4.1 Función de aptitud empleada

El objetivo del AG es maximizar la potencia eléctrica generada manteniendo el consumo de vapor igual a la demanda necesaria para el proceso. Como el AG en Matlab 7.0 está diseñado para minimizar una función, el problema se plantea como la búsqueda del mínimo del inverso de la potencia total. Adicionalmente, la condición impuesta de igualar el consumo de vapor total de los turbogeneradores a la demanda del proceso, se incluye como parte de la función objetivo si se plantea minimizar el error entre la demanda de vapor del proceso y la cantidad de vapor dada por el modelo de consumo neuronal de los turbogeneradores para unos parámetros de vapor especificados y para el valor de la potencia eléctrica generada. Por lo tanto, las funciones que se emplean en el AG, cada una de las cuales constituye una función objetivo, son las siguientes:

$$f_1 = \frac{1}{\sum_{i=1}^n Pelec_i} \quad \text{y} \quad f_2 = \left| G_{proceso} - \sum_{i=1}^n G_i \right|$$

Donde:

$Pelec_i$ es la potencia eléctrica generada por el i -ésimo turbogenerador, en kW.

$G_{proceso}$ es la demanda de vapor del proceso, en T/h.

G_i es la demanda de vapor del i -ésimo turbogenerador en T/h para generar la potencia $Pelec_i$

El cálculo de $M = f_1 + f_2$ se repite para cada conjunto de distribución de carga entre los turbogeneradores; soluciones factibles, hasta que se cumplen los requisitos de parada del AG. Un diagrama esquemático del modelo completo se muestra en la Figura 5.

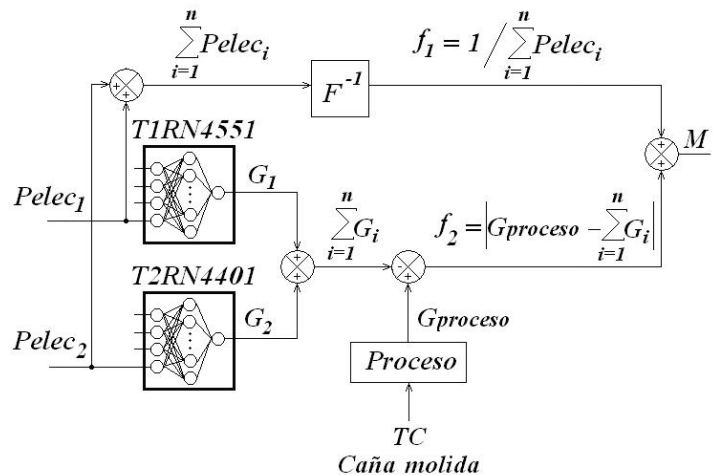


Figura 5 Modelo para la distribución de carga entre los turbogeneradores.

4.1 Población inicial y tamaño de la población

La población es construida usando individuos. Cada individuo representa una posible solución al problema y constituye un vector de solución en el espacio del problema. La codificación empleada para representar la distribución de carga entre los turbogeneradores es una cadena de variables reales. Para este caso de dos turbogeneradores, el individuo k de la generación t es definido por:

$$\vec{Y}_k^t = (y(1, k), y(2, k)) \quad \text{Para } 1 \leq k \leq n$$

Donde $y(i, k)$ son los genes del individuo y cuyos valores numéricos son los valores de potencia eléctrica generadas por cada turbogenerador. El tamaño de la población empleado para este caso es de 100 individuos,

los cuales, como es común, se generan de manera completamente aleatoria.

4.2 Operadores genéticos y criterios de parada

La herramienta de AG en Matlab 7.0 da varias opciones para los operadores genéticos a emplear, los utilizados son:

- Operador de selección: estocástica uniforme.
- Reproducción: elitismo=2, factor de cruzamiento=0,8.
- Mutación: uniforme, razón = 0,01.
- Cruzamiento: heurístico, razón = 1,5.
- Criterio de parada: Fitness límite = 10^{-15} , o sea, elAG va obteniendo progresivamente mejores soluciones y detiene la búsqueda cuando el valor del mejor individuo está por debajo de este valor. Esto significa convergencia y obtención de la distribución de potencias Peleci que garantizan máxima generación. También el algoritmo se detiene cuando no hay cambios en el valor de la función de aptitud del mejor individuo durante un número de generaciones igual a 50, especificada por la función StallGenLimit o por decisión del usuario.

4.3 Restricciones y tratamiento a las mismas

En el caso de este trabajo, es posible que aparezcan conjuntos de combinaciones en las cuales alguna de las potencias generadas supere la potencia nominal del generador. Estos constituyen individuos no factibles o ilegales que deben ser desechados, pues violan los límites operacionales. Para manejar estos individuos se penaliza la función de aptitud cuando encuentre valores de potencia eléctrica generada fuera del rango permisible.

La penalización consiste en asignar valores extremadamente altos a la función M si algún elemento no cumple con: $0 \leq y(i,k) > 4000$ kW, lo que hace que la función M se aleje del mínimo.

Utilizando la función f_2 como una restricción adicional, se logra que el consumo de vapor del proceso sea garantizado y se mantenga muy cercano a los valores calculados por el modelo neuronal de los turbogeneradores.

5. RESULTADOS OBTENIDOS

Para analizar los resultados que se obtienen con el modelo propuesto se evalúan los dos casos siguientes:

Caso 1: Parámetros nominales del vapor y regímenes de molida de 100 y 80% de la norma potencial.

Caso 2: Parámetros reducidos (media y baja presión) y régimen de molida igual a la norma potencial.

Tabla 1. Resultados para los casos planteados.

DATOS DE ENTRADA	Caso 1 A	Caso 1 B	Caso 2 A	Caso 2 B
Molida (T/h)	168	134	168	168
P ₁ (kgf/cm ²)	18	18	16	14
T ₁ (°C)	310	310	295	280
P ₂ (kgf/cm ²)	2	2	2	2
RESULTADOS				
P _{TOTAL} (kW)	6258,9	4983,5	6066,5	5876,3
	1	0	4	7
PG ₁ (kW)	2258,9	983,50	2066,5	1876,3
	1		4	7
PG ₂ (kW)	4000,0	4000,0	4000,0	4000,0
	0	0	0	0
P _{FABRICA} (kW)	4509,3	4040,2	4509,3	4509,3
	5	6	5	5
P _{SEN} (kW)	1749,5	943,24	1557,1	1367,0
	6		9	3
G _{PROCESO} (T/h)	88,28	70,63	88,28	88,28
GT ₁ (T/h)	30,07	12,42	28,58	27,92
GT ₂ (T/h)	58,21	58,21	59,30	60,36

Como puede apreciarse en todos los casos evaluados se producen excedentes de potencia para ser exportados al SEN. La distribución de carga obtenida por el algoritmo indica cargar hasta su potencia nominal al turbogenerador 2 y generar el resto con el turbogenerador 1 hasta satisfacer las necesidades térmicas del proceso. Este patrón de comportamiento se debe a que el turbogenerador 1 es más eficiente que el turbogenerador 2 como muestra la Figura6

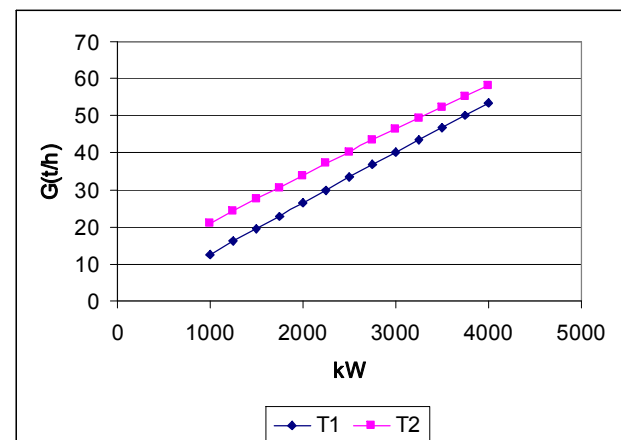


Figura 6 Gráficos de Consumo de los turbogeneradores T1=310 °C, P1=18 y P2=2 Kg/cm²

Como el % de vapor/caña, define el flujo de vapor al proceso, lo cual es una condición que debe ser satisfecha por el algoritmo de búsqueda y fue determinado estadísticamente, en la Tabla 2 se muestra un análisis de sensibilidad del algoritmo cuando varía este parámetro en el proceso.

Tabla 2. Influencia de las indeterminaciones de flujo de vapor al proceso

% de vapor/caña	49,92	52,55	55,17
% Carga TG 1	32,66	36,09	39,18
% Carga TG 2	67,34	63,91	60,82
P _{TOTAL} (kW)	5940,0	6259,0	6577,0
PG ₁ (kW)	1940,0	2259,0	2577,0
PG ₂ (kW)	4000,0	4000,0	4000,0

Como se observa, en el rango de variación del % de vapor/caña analizado, la distribución de carga se comporta de forma análoga a los casos anteriores.

Normalmente y de forma generalizada, la operación de las plantas eléctricas obedece a criterios prácticos de sus operadores sin efectuarse ningún análisis económico o energético que fundamente la distribución de carga asumida.

Para realizar la comparación entre los resultados que se obtienen por el procedimiento de distribución de carga actual en la Empresa Ciudad Caracas y la lograda por el modelo, se parte de conocer la distribución de flujos de vapor por los turbogeneradores en el modo de operación actual.

Los resultados del análisis de la muestra de datos procesados en el Statgraphics 5.0 indican que el valor del porcentaje de flujo aportado por el turbogenerador 1 es $G_1 = 47,32\%$ y para el turbogenerador 2 $G_2 = 52,68\%$.

Con esta demanda de vapor total en el proceso; GPROCESO, y distribuido según los porcentajes anteriores, se obtiene mediante los modelos neuronales T1RN4551 y T2RN4401 las potencias generadas por cada turbogenerador que satisfacen esta demanda. Esta potencia se compara con la que se obtendría si se operara de acuerdo con el modelo inteligente.

Para este análisis se desarrolló un programa en Matlab 7.0. Partiendo de condiciones operacionales nominales y con una razón de molida igual a la norma potencial se obtienen los resultados siguientes:

Tabla 3 Distribución de carga entre turbogeneradores para modos de operación actual y propuesto.

	Actual	Propuesto
P _{TOTAL} (kW)	6119,24	6258,91
PG ₁ (kW)	3112,66	2258,91
PG ₂ (kW)	3006,58	4000,00

El incremento en la potencia generada para este caso es de 139 kW. En un análisis elemental, una zafra dure 81 días efectivos con 1944 h de operación proporcionaría un incremento en la energía exportada al SEN de:

$$\Delta P_{gen} = 139,66 \text{ kW} \cdot 1944 \frac{h}{año} \approx 271,5 \frac{MWh}{año}$$

5. CONCLUSIONES

Se ha optimizado el régimen de operación para una planta eléctrica de un sistema de cogeneración típica de la industria azucarera con turbinas de contrapresión.

Para ello se ha desarrollado un modelo híbrido del bloque energético de la fábrica a partir de redes neuronales y otras técnicas estadísticas. La herramienta de optimización empleada es un AG simple que da como resultado el régimen de operación que garantiza mayor generación con el mismo consumo de vapor para unos parámetros de molida y vapor dados por las condiciones reales de explotación. Las variaciones en la estimación del porcentaje de vapor en caña no afectan cualitativamente los resultados obtenidos.

Hay que destacar que se realiza por primera vez en el caso cubano, un estudio para proponer la distribución de carga entre los turbogeneradores de una misma planta que garantice un mejor aprovechamiento de las capacidades instaladas por medio de aplicaciones de la inteligencia artificial en instalaciones de este tipo.

El incremento en la potencia generada y en la energía entregada a la red muestran la utilidad del método además de aportar mayor contribución de la biomasa al balance energético y la reducción del impacto ambiental de las tecnologías fósiles.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen la contribución de los especialistas del MINAZ y de la EA Ciudad Caracas por facilitar la instalación energética y la información requerida en esta investigación.

REFERENCIAS

1. Cobos B., A., 1995. Optimización del régimen de funcionamiento en instalaciones de cogeneración. *Energía y Medioambiental*, pp 47-54.
2. Boccaletti, C., Cerri, G. y Seyedan, B., 2001. A neural network simulator of gas turbine with a waste heat recovery section. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 123, pp. 371-376.
3. Sandou G., et al, 2006. Short term optimization of cogeneration systems considering heat and electricity demands. Disponible: www.montefiore.ulg.ac.be/services/stochastic/pscc05/papers/fp159.pdf.
4. Caminos, J.A., Doyharzabal, J. C. y Rusillo, S., 2006. Análisis técnico-económico sobre cogeneración aplicado al edificio de la Universidad Tecnológica Nacional Facultad Regional Santa Fe", Disponible: www.asades.org.ar/averma/6-2002/art064.pdf. Visitado 13 de Septiembre.
5. Agüero, J. C., Pisa, J. R. y Andina, R. L., 2006. Consideraciones Sobre el Aprovechamiento Racional del Bagazo de Caña como Combustible, Disponible: www.herrera.unt.edu.ar/revistacet/avances/avance08.pdf. Visitado 25 de Octubre.
6. Grainger, J. J. y Stevenson, W. D., 1996. Análisis de Sistemas de Potencia, McGraw-Hill/Interamericana de México.
7. Maza Ortega, J. M. et al, 2006. Optimización del funcionamiento de una planta de cogeneración para su inclusión en el mercado liberalizado de electricidad. Disponible: www.aedie.org/9CHLIE-paper-send/329-MAZA.pdf. Visitado 14 de Noviembre.
8. Gómez, J. R. y De Armas, M. A., 2006. La inteligencia artificial al servicio de la energía renovable. Modelo neuronal de un turbogenerador tipo P-4-20/2TK con parámetros desviados, *Revista Ecosolar*. No. 18.
9. Gómez, J. R., 1996. Aspectos a considerar en una empresa cogeneradora de la industria azucarera. Tesis para optar por el grado de Master en Ciencias. Facultad de Ingeniería Eléctrica. Universidad Central de Las Villas. Cuba.
10. Torres Martínez, J., 2005. Nuevo sistema electroenergético nacional en Cuba, basado fundamentalmente en biomasa cañera. V Conferencia internacional de energía renovable, ahorro de energía y educación energética (CIER), Cuba.
11. Romero, O., Ríos L. y Quintero, J., 2006. Optimización de la operación anual de una planta de cogeneración con bagazo. Disponible: www.eduniv.mes.edu.cu/.../Romero-Romero-O-2006. Visitado 13 de Septiembre.
12. Ashok, S. y Banerjee, R., 2003. Optimal operation of industrial cogeneration for load management, *IEEE Trans. on power systems*, Vol. 18, No. 2, pp. 931-937.
13. Manual técnico turbinas de vapor de contrapresión P-2,5-20/2TK y P-4-20/2TK. Descripción técnica e instrucciones de explotación 103-M-0225. Moscú. Tercera edición.
14. Hong, Y.-Y. y Li, Ch.-Y., 2002. Genetic algorithms based economic dispatch for cogeneration units considering multiplant multibuyer wheeling, *IEEE Trans. on power systems*, Vol. 17, No.1, pp. 134-140.