

# Método para Calcular Políticas de Operación a Largo Plazo de Sistemas Hidroeléctricos de Potencia en el Contexto del Cambio Climático

C. Jordán

*Escuela Superior Politécnica del Litoral, ESPOL*  
*E-mail: cjordan@espol.edu.ec*

## Resumen

El propósito de este trabajo es presentar un método de optimización para el cálculo de políticas de operación cuasi-óptimas robustas de sistemas hidrotérmicos de potencia (SHTP). Por política óptima se entiende una de menor costo, y por robusta aquella que a pesar de variaciones en el caudal afluente al reservorio produce un número de fallas menor o igual que 10%. Como caso de estudio, el método se aplicó a un SHTP con central hidroeléctrica de características similares a la de Paute. Dicho procedimiento constituye una variación del método de las partículas, y consiste de dos fases: en la primera se calcula una política óptima correspondiente al promedio de los caudales afluentes al reservorio de la central, y en la segunda se busca su vecindad otra que además sea robusta. En ambas fases se realizan búsquedas mediante algoritmos genéticos. A fin de considerar los efectos del cambio climático se utilizaron horizontes de 30 años. Este método constituye una herramienta útil para estimar políticas cuasi-óptimas robustas en la operación de largo plazo de centrales hidroeléctricas. Además, podría utilizarse para dimensionar correctamente el tamaño de reservorios de sistemas en fase de planificación. Inicialmente, al aplicar el método propuesto al caso de estudio no se obtuvieron políticas cuasi-óptimas robustas, lo que no sorprende pues su central hidroeléctrica tiene características que corresponden a una de paso. Sin embargo, al incrementar las dimensiones del reservorio, entonces sí se encontraron varias soluciones con las características deseadas. Será el administrador del sistema quien finalmente decida cual aplicar.

**Palabras clave**—Sistemas Hidrotérmicos de Potencia, planificación, optimización, algoritmos genéticos.

## Abstract

The purpose of this paper is to present an optimization method to calculate robust quasi-optimal operating policies of hydrothermal power systems (SHTP). An optimal policy means one of lowest cost, and robust one that despite variations in the inflow to the reservoir produces a number of failures less than or equal to 10%. As a case study, the method was applied to a SHTP with hydroelectric features similar to Paute. This procedure is a variation of the method of particles, and consists of two phases: first, an optimal policy is calculated that corresponds to the average inflow to the plant reservoir, and second, in its neighborhood another one is looked for that is also robust. In both phases searches are performed using genetic algorithms. In order to consider the effects of climate change horizons of 30 years were used. This method could be useful to estimate quasi-optimal robust policies on the long-term operation of hydroelectric plants. It could also be used to estimate properly the size of its reservoirs in the planning stages. Initially, when the method was applied to the case under study no robust quasi-optimal policies were found; this was no surprise since its hydroelectric plant had characteristics that corresponds to an “in passing” central. However, when the size of the reservoir was increased, then various solutions with the desired characteristics were found. It is the system administrator who will ultimately decide which one to apply.

**Index terms**—Hydrothermal Power Systems, planning, optimization, genetic algorithms.

Recibido: 19-09-2014, Aprobado tras revisión: 21-11-2014.

Forma sugerida de citación: Jordán, C. (2015). “Método para Calcular Políticas de Operación a Largo Plazo de Sistemas Hidroeléctricos de Potencia en el Contexto del Cambio Climático”. Revista Técnica “energía”. N° 11, Pp. 37-47.  
 ISSN 1390-5074.

## 1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo y bienestar de ciertos países -entre ellos varios sudamericanos- depende de manera significativa de su capacidad para generar energía eléctrica; en particular aquella de tipo hidroeléctrico, dadas sus características de ser limpia y renovable [1], [2]. Se comprende entonces la importancia que tiene para estas naciones poder planificar la operación eficiente y robusta de sus sistemas hidrotérmicos de potencia, o también, poder dimensionar correctamente los parámetros de diseño de sus futuros proyectos hidroeléctricos. Cuanto más, si se considera el efecto que el predicho cambio climático pudiera tener sobre la operación de tales sistemas [3], [4], [5].

Un sistema hidrotérmico de potencia consiste esencialmente de un conjunto de centrales de generación -térmicas e hidroeléctricas- que suministran energía a una carga de cierta demanda. Puesto que el costo variable de generación hidroeléctrica es relativamente muy pequeño, tanto que generalmente se toma igual a 0, el costo de operación de todo el sistema se reduce básicamente al costo de la energía eléctrica generada por las plantas térmicas. Por ser este tipo de generación costoso y contaminante, es deseable producir siempre la mayor cantidad de energía hidroeléctrica posible; no obstante, la decisión de cuanto se genere depende también de otros factores, tales como: el agua en los reservorios de las centrales hidroeléctricas, y los pronósticos de: los caudales afluentes a dichos reservorios, y las lluvias en las zonas de drenaje respectivas.

En general, un sistema hidrotérmico de potencia es, observable, estocástico, dinámico, episódico, continuo en principio pero discretizado para su procesamiento computacional [6]. El comportamiento del sistema quedará completamente determinado al conocerse sus variables de estado: los volúmenes de agua en los reservorios de las centrales hidroeléctricas. La variación en el tiempo de estas variables se conoce como la trayectoria de las variables de estado y está definida en un espacio de  $n$  dimensiones, que es el número de reservorios del sistema. Además, estas variables deben ser en todo momento consistentes, es decir, no deben violar las restricciones del sistema; por ejemplo: el nivel de cada reservorio debería estar siempre en el intervalo entre sus valores máximo y mínimo. Se llamará inconsistencia al hecho de que una trayectoria infrinja cualquiera de las restricciones.

Por otro lado, la trayectoria de las variables de estado es función tanto de los caudales afluentes, como también de la política de operación que se aplique. Una vez determinada esta trayectoria para un horizonte de  $T$  años, es factible calcular el costo de operación del sistema sumando los costos de la energía termoeléctrica generada en cada uno de los intervalos en que se dividió dicho horizonte, la cual es igual a la carga de demanda menos la energía hidroeléctrica generada en ese mismo intervalo.

La tarea de planificar la operación de un sistema hidrotérmico de potencia requiere establecer una política para su manejo, es decir: determinar para cada uno de los intervalos del horizonte de estudio, cuál debe ser el caudal a transformar en energía eléctrica en las turbinas de las centrales. Típicamente esta planificación se realiza en varias etapas: a corto, mediano y largo plazo, de tal forma que los resultados de la planificación a largo plazo se utilizan en la de mediano plazo, y, a su vez, los de esta última en la de corto plazo. En el caso de la planificación a largo plazo, la decisión de cuanto caudal se debe turbinar se toma mensualmente.

Se dice que una política de operación es óptima, si al aplicarla el costo de operación del sistema toma un valor mínimo. Sin duda, operar un sistema con una política óptima es importante, pues entonces este funcionará eficientemente; sin embargo, como ya se dijo, el comportamiento de un sistema hidrotérmico de potencia depende también del régimen de caudales afluentes al reservorio de la central hidroeléctrica; así por ejemplo: una política óptima para cierto régimen de caudales, podría dejar de serlo en caso de que dicho régimen cambiase, situación perfectamente posible por tratarse de una variable estocástica cuyo valor está determinado en última instancia por el clima.

Por otra parte, se dice que una política es robusta cuando al aplicarla a un sistema con diferentes regímenes de caudal, dicho sistema muestra un comportamiento que en la mayoría de los casos no viola ninguna de las restricciones. De manera cuantitativa: si la trayectoria de las variables de estado obtenidas al aplicar una política con diferentes caudales pronosticados, no viola ninguna de las restricciones del sistema en más del 90 de las veces, se dice que dicha política es robusta. En consecuencia, aunque es deseable aplicar una política de operación óptima, es aún más importante que dicha política sea robusta. Por supuesto, lo ideal sería que tuviese ambas cualidades: que sea robusta y también óptima; mas en la práctica calcular una política tal es muy difícil; así que será suficientemente bueno si la política a aplicar es robusta cuasi-óptima, es decir: robusta y de costo aproximado al valor óptimo.

Puesto que la operación de los sistemas hidrotérmicos de potencia depende de los caudales afluentes y, éstos a su vez, de las condiciones del clima, es razonable suponer que el predicho cambio climático afecte su operación. Luego, con el fin de estimar dicho impacto se ha propuesto aplicar una metodología según la cual se comparan los rendimientos de un sistema hidrotérmico de potencia sobre dos horizontes, llamados de control y futuro, de 30 años cada uno, y separados entre sí por 110 años; el efecto del cambio climático sobre dichos sistemas sería observable por la variación de su rendimiento de un horizonte a otro. Estos intervalos parecerían muy grandes, pero en realidad esto es necesario a fin de

observar los efectos del clima y su cambio [7].

Resumiendo, el problema requiere calcular una política de operación de un sistema hidrotérmico de potencia para un horizonte de 30 años, política que debiera tener ambas propiedades: ser robusta y también cuasi-óptima. Se trata, pues, de un problema de optimización que debería resolverse en el marco de la programación estocástica [8] debido al alto grado de incertidumbre implícito en el clima. De hecho, sería correcto aproximar el problema como uno de decisión markoviano [9], [10], donde el próximo estado del sistema es función del estado el estado presente y de la decisión que se tome en este. Más aún, para resolverlo podría utilizarse alguno de los métodos siguientes: programación dinámica estocástica [11], aprendizaje por refuerzos [12], Q-aprendizaje [13], etc.

En el caso particular de los sistemas hidrotérmicos de potencia, tradicionalmente se ha aplicado el método de la programación dinámica estocástica (SDP, por sus siglas en inglés), o alguna de sus variantes, tal como el SDDP [14]. Los resultados obtenidos al aplicar SDP a la planificación de largo plazo -de hasta 5 años- de los sistemas SHTP han sido muy buenos, de allí su uso extendido en este campo; no obstante, con horizontes mayores como aquellos necesarios para efectuar estudios de cambio climático ocurre un efecto combinatorio conocido como la maldición de la dimensión, que hace que el problema se vuelva computacionalmente difícil; esto debido a que el número de probabilidades de transición a estimarse crece de manera exponencial con el tamaño del problema, que aquí se mide por el número de reservorios del sistema o por el número de meses del horizonte de estudio, o ambos.

Con el propósito de evitar esta maldición, se propone en este trabajo resolver el problema de la planificación a largo plazo de los sistemas hidrotérmicos de potencia aplicando una estrategia fundamentada en el método de las partículas de Blackmore para el control óptimo, robusto y predictivo de sistemas dinámicos [15]. Se trata pues de un problema de control, pues el objetivo de la planificación es calcular una política que controle el estado de dicho sistema, que partiendo de cierta posición inicial en el espacio de sus variables de estado se “mueve” bajo la influencia de los caudales afluentes al reservorio y de las decisiones de cuanto caudal turbinar; por supuesto, el sistema estará sujeto a ciertas restricciones tanto para las variables de estado como para las decisiones de control. El control es óptimo porque debe minimizarse el costo de operación del sistema sobre el horizonte de estudio,

y es robusto pues se trata de disminuir las fallas que podrían ocurrir en el sistema debido a variaciones que ocurren estocásticamente en el régimen de caudales.

El método de las partículas de Blackmore consiste de dos fases [16]: en la primera se calcula una política óptima promedio,  $op^*$ , obtenida al resolver un problema de optimización determinista que corresponde a la serie de tiempo promedio para la variable de entrada, sin especificar que optimizador debiera utilizarse; en la segunda fase, se lineariza la dinámica del sistema en la vecindad de  $op^*$  y se formula un nuevo problema de optimización con respecto al sistema lineal anterior, donde la función objetivo es ahora el número de inconsistencias generadas por cierta política con una muestra de caudales; este problema lo resuelve por el método de Programación Lineal Entera Mixta (MILP, por sus siglas en inglés). Blackmore ilustró la aplicación de su método con un problema de navegación autónoma de robots en un entorno con obstáculos y sujeto a fuerzas aleatorias.

La estrategia que aquí se propone para resolver el problema objeto de este trabajo, consiste también de dos fases; en la primera se resuelve un problema de optimización determinístico en el que se calcula mediante un algoritmo genético una política de operación óptima (de costo mínimo)  $qop^*$ , para el caudal promedio afluente al reservorio; mientras que, en la segunda, se busca una solución robusta en la vecindad de aquella. La diferencia con el método de Blackmore está en la segunda fase, pues en esta propuesta no se requiere linearizar el sistema en  $qop^*$ , sino que mediante un algoritmo genético se busca en su vecindad una solución que genere con cierta muestra de caudales un número de inconsistencias mínimo.

El resto de este documento está organizado como sigue: en la sección 2 se describe el método aquí propuesto para calcular políticas de operación a largo plazo cuasi-óptimas robustas de sistemas hidrotérmicos de potencia. La sección 3 presenta la aplicación de este método a un caso de estudio, al que se llamara sistema Paute. Los resultados y una discusión de los mismos se presentan en la sección 4. La sección 5 concluye este trabajo.

## 2. MÉTODO

En la Introducción de este trabajo se propuso la estrategia para resolver el problema de encontrar políticas cuasi-óptimas robustas a la operación de sistemas hidrotérmicos de potencia. El gráfico de la Fig. 1 complementa dicha descripción.

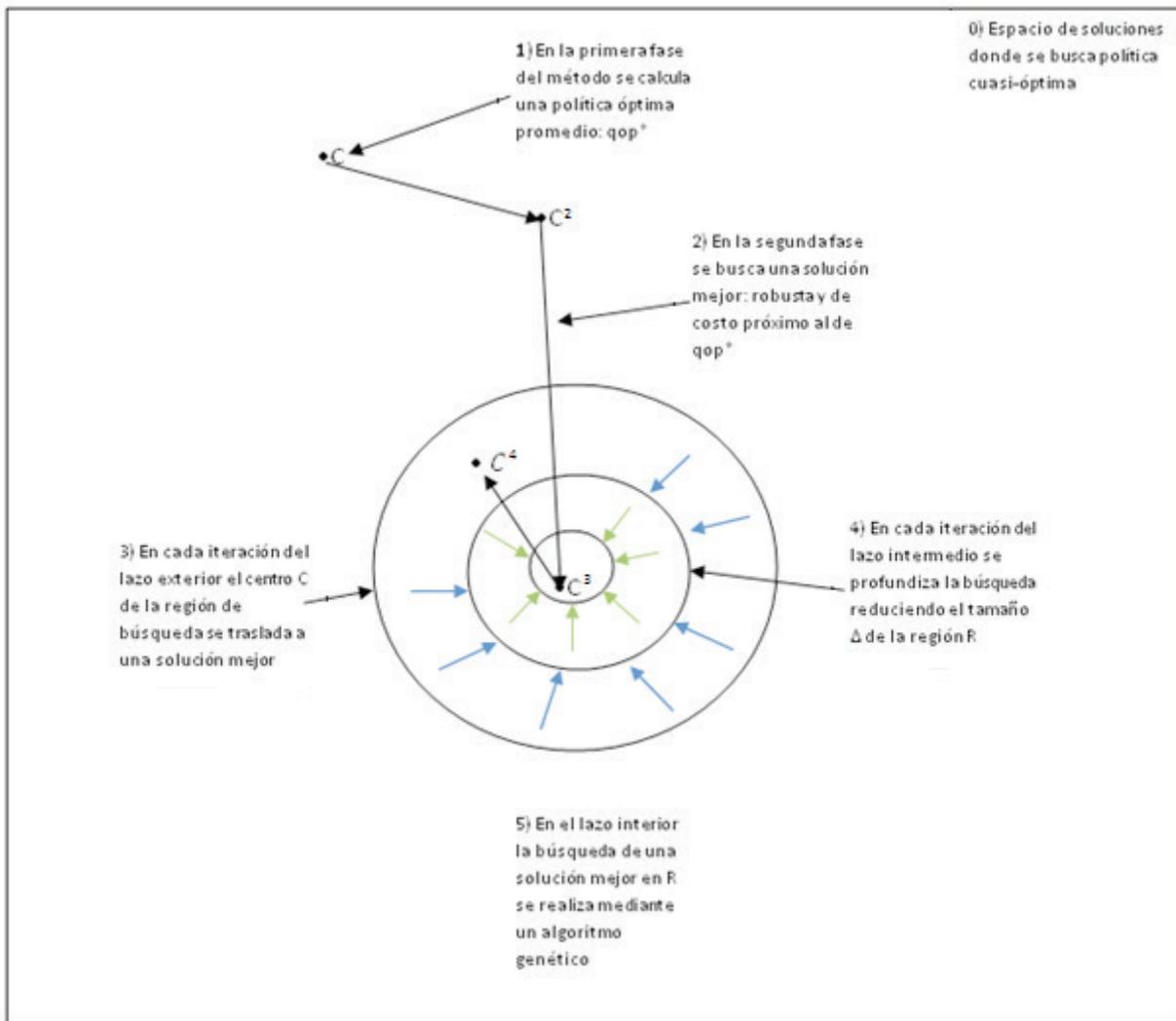


Figura 1: Estrategia de resolución del problema

En la figura aparecen términos que se definen a continuación:

- **M**: muestra o conjunto de series de tiempo de los caudales afluentes al reservorio de la central; estas series se pronostican a partir de las funciones densidad de probabilidad de dichos caudales.
- **qop\***: política óptima promedio, es una solución de costo mínimo que corresponde al caudal promedio afluente al reservorio. Normalmente, con una muestra de  $M$  caudales, esta política genera trayectorias de las variables que son inconsistentes en un 100%.
- **q\***: política cuasi-óptima robusta, es una solución que con una muestra  $M$  de caudales pronosticados, genera un número de inconsistencias menor al 10% y costo aproximado al de  $qop^*$ .
- **C**: centro, política de operación en cuya vecindad se busca una solución que produzca

un número de inconsistencias menor al de la solución que representa  $C$ , y cuyo costo es aproximado al de dicha política.

- **Δ**: parámetro que representa el tamaño de una región del espacio de soluciones donde por profundización iterativa se busca una solución que sea mejor que  $C$ ; para una política  $q$  en esta región,  $\Delta$  determina el rango donde toma valor el caudal a turbinar a lo largo del horizonte  $T$  de  $N$  intervalos; es decir, para  $i$  de 0 a  $N-1$ ,  $q_i \in [q_c + \Delta, q_c - \Delta]$ , donde  $q_c$  es la política que corresponde a  $C$ , centro de la región; se mide en porcentajes.
- **AG**: algoritmo genético; en el presente trabajo es el motor de búsqueda de políticas óptimas y robustas. Actualmente, estos algoritmos se utilizan extensamente en la solución de problemas de optimización en diferentes campos de la ingeniería. Funcionan haciendo búsquedas globales en el espacio de soluciones posibles, procurando encontrar alguna que satisfaga los requisitos del problema: óptima, robusta o cuasi-óptima robusta, etc. Por

ser una búsqueda global, la posibilidad de quedar atrapada en mínimos locales se reduce considerablemente con respecto a los métodos clásicos de optimización. En un algoritmo genético la búsqueda se realiza con base en poblaciones siendo una población un conjunto de soluciones candidato, cuya calidad se evalúa mediante cierta función llamada de fitness: su valor es el criterio utilizado para seleccionar los mejores individuos de una población, sobre los que se aplican operadores de variación para generar los individuos de una nueva población. Para mayor información sobre el funcionamiento de los algoritmos genéticos y su aplicación a la planificación de sistemas hidrotérmicos de potencia existe una extensa bibliografía [17], [18], [19], [20], [21].

A continuación, en la Fig. 2 se presenta un pseudo-código del método utilizado para resolver el problema objeto de este trabajo.

Figura 2. Pseudo-código del método

Como se observa en este pseudo-código, el método consiste básicamente de dos fases; en la primera se calcula mediante un optimizador AG una política óptima promedio  $qop^*$ , y, luego, en la segunda, se busca en su vecindad una solución que sea robusta. La segunda fase es casi siempre necesaria, puesto que las trayectorias de las variables de estado generadas al aplicar la política  $qop^*$  a los caudales de una muestra  $M$ , son generalmente inconsistentes en un 100%; por lo tanto es necesario buscar en la vecindad de esta política óptima promedio que también sea robusta. Por ello, en el proceso de optimización de la segunda fase del método, la función objetivo ya no es el costo de operación del sistema, sino el número de inconsistencias que dicha solución genera con los caudales de  $M$ .

Se observa también que la segunda fase del método consiste de una estructura de tres lazos anidados: en el lazo exterior la política  $C$  se traslada de una región a otra que parezca más prometedora; el lazo intermedio profundiza la búsqueda sobre regiones de tamaño cada vez más pequeño con centro en  $C$ ; y, finalmente, el lazo interior que aplica un optimizador AG en cada región determinada por los dos lazos anteriores, con el propósito de encontrar allí una política que genere un número de inconsistencias y costo menores o iguales a los de la mejor solución actual.

Está claro que como se quiere calcular una política cuyo costo sea próximo al de  $qop^*$  -tanto como sea posible- dicha solución debería buscarse en su vecindad. Cuando dicha búsqueda se realiza sobre una región  $R$  con centro en  $C$ , inicialmente igual a  $qop^*$ , y de tamaño  $\Delta$  suficientemente grande, es muy probable que contenga por lo menos una política robusta, aunque su costo fuese mucho mayor que el

de la mejor solución actual representada por  $C$ . Por tanto, a fin de encontrar soluciones robustas pero con costos cada vez más próximos al de  $C$ , la búsqueda debiera profundizarse iterativamente disminuyendo el tamaño de la región  $R$ , es decir el valor de  $\Delta$ , pero manteniendo el mismo centro  $C$ .

El lazo exterior se inicializa de la siguiente manera:  $C$  con la solución  $qop^*$ , y  $M$  con un conjunto de  $m$  series de tiempo de caudales; en cada una de sus iteraciones se busca una solución  $q(t)$  con el menor número de inconsistencias para los caudales de la muestra  $M$ , y, entre ellas, que tenga el menor costo también. Posteriormente,  $C$  se actualiza con esta política  $q$ , y  $M$  con un nuevo conjunto de caudales. La condición de terminación del lazo ocurre cuando se haya alcanzado cierto número de iteraciones. Note que si el número de caudales las muestras es suficientemente grande, en principio no sería necesario utilizar nuevas muestras de caudales para cada iteración; sin embargo, se consideró conveniente hacerlo así con el fin de evitar algún sesgo posible en el proceso de aprendizaje.

La búsqueda de la solución  $q(t)$  a la que se refiere el párrafo anterior se efectúa en el lazo intermedio, por medio de reducir progresivamente el tamaño de la región de búsqueda  $R$ . El parámetro  $\Delta$  que define su tamaño se inicializa con cierto valor  $\Delta_{max}$ , y luego en cada iteración se busca en  $R$  una solución mejor que aquella representada por su centro  $C$ , y se disminuye  $\Delta$  en un valor apropiado. El lazo termina cuando  $\Delta$  toma un valor inferior al mínimo permitido  $\Delta_{min}$ . La mejor solución obtenida en esta búsqueda se convierte en el centro de la región  $R$  para la próxima iteración del lazo exterior.

Finalmente, en el tercer lazo se aplica un optimizador por algoritmos genéticos AG sobre la  $R$  región definida por los parámetros  $C$  y  $\Delta$  -cuyos valores fueron determinados por los dos lazos anteriores- a fin de encontrar en  $R$  una solución con un número mínimo de inconsistencias para los caudales de la muestra  $M$ , y menor costo también. En cada iteración del algoritmo genético se genera una nueva población de soluciones a partir de los individuos de la población anterior; esto mediante la aplicación de los operadores: elitismo, selección, cruce y mutación. El operador de selección escoge de la población individuos con el menor costo entre aquellos que generan el mismo número de inconsistencias con los caudales de  $M$ , y realiza con ellos posteriormente las otras operaciones: elitismo, cruce, mutación. La calidad de los individuos (política) se evalúa mediante la función de fitness, que en la segunda fase del método es igual al número de inconsistencias que dicha política genera con los caudales de la muestra  $M$ . Este lazo interior termina cuando se llega a cierto número de generaciones, o si el valor de fitness del mejor individuo no disminuye después de cierto número de generaciones.

```

Algoritmo_OptimizacionRobusta(CaudalesPdf, DeltaInic, DeltaFin, NumMst)

Entradas:
    CaudalesPdf: funciones densidad de probabilidad de caudales afluentes al reservorio
    DeltaInic: valor inicial de delta
    DeltaFin: valor final de delta
    NumMst: número de caudales en muestra M

Salida:
    Política cuasi-óptima con número mínimo de inconsistencias para caudales en muestra M

//Primera fase del método
1. M ← muestrear NumMst series de tiempo de caudales con CaudalesPdf
2. CaudalProm ← Calcular serie de tiempo promedio de M
3. qop* ← Aplicar algoritmo genético para calcular política optima promedio

//Segunda fase
4. C = qop* //inicializar el centro de la región de búsqueda con qop*

//Lazo exterior
5. Para k de 1 a NumMst Hacer
    a. M ← muestrear NumMst series de tiempo de caudales con CaudalesPdf
    b. Δ ← ΔInic //Inicializar el tamaño de la región de búsqueda R
        //Lazo intermedio
    c. Mientras Δ < ΔFin Hacer
        i. q' ← Aplicar AG para calcular política con número mínimo de inconsistencias y costo
           aproximado al de C
           //Una política es mejor que otra si genera número de inconsistencias menor y su costo
           entre aquellas que tienen dicha propiedad es el menor.
        ii. Si q' es mejor que C entonces
            C ← q'
        iii. FinSi
        iv. Actualizar Δ
    d. FinMientras
6. FinPara
7. Devolver C

```

Figura 2. Pseudo-código del método para calcular políticas robustas cuasi-óptimas

En cuanto al tiempo de ejecución del método, el peso computacional se encuentra en su segunda fase, pues esta consiste de la estructura iterativa de tres ciclos anidados descrita arriba, en la que el AG se ejecuta muchas veces más que en la primera. Por lo tanto, su complejidad pertenece a la siguiente notación asintótica:

$$\theta(\text{NumTras} \cdot \text{NumTam} \cdot \text{NumGenAG} \cdot \text{TamPblAG} \cdot \text{TamMst}) \quad (1)$$

donde:

**NumTras:** Número de traslaciones del centro C de la región R,

**NumTam:** Número de tamaños que toma R en cada proceso de profundización iterativa.

**NumGenAG:** Número de generaciones del algoritmo genético.

**TamPblAG:** Tamaño de la población del algoritmo genético, y

**TamMst:** Número de caudales en una muestra.

### 3. APLICACIÓN DEL MÉTODO

Esta sección se divide en tres partes, a saber: primero se describirá el caso de estudio utilizado en este trabajo para calcular una política de operación cuasi-óptima robusta de un sistema hidrotérmico de

potencia; luego se describirán ciertas particularidades del método en cuanto a su aplicación a la solución del presente problema, y, finalmente, las conclusiones derivadas de pruebas preliminares que se realizaron para determinar valores apropiados de algunos parámetros del método.

### 3.1. El Caso de Estudio

El caso consiste en lo siguiente:

- Una central hidroeléctrica con características técnicas similares a la de la Central Paute, en la provincia del Azuay, Ecuador, la cual constituye hasta la presente fecha uno de los complejos de generación energética más importante del país.
- Una central térmica capaz de generar por sí sola toda la energía necesaria para cubrir la demanda, y
- Una carga de demanda constante.

El sistema tiene una sola variable de decisión:  $q(t)$ , el caudal que se turbin, es decir el agua que se convierte en energía eléctrica en las turbinas de la central; tiene también una sola variable de estado:  $x(t)$ , el nivel del reservorio o embalse;  $y$ , una sola variable de entrada,  $y(t)$ , que representa el caudal afluente al reservorio: el agua que fluye por el río Paute en su curso medio.

En la primera fase del método, la función objetivo del problema de optimización es el costo de operación del sistema sobre el horizonte de estudio: un período de 30 años, esto con el fin de tomar en cuenta los efectos del cambio climático:

$$F.O. \rightarrow \min \sum_{t=1}^N \frac{1}{2} (D - p(t))^2 \quad (2)$$

donde  $D$  es la demanda de la carga; en el presente caso  $D$  se toma constante, igual a la potencia instalada y se mide en [MW]; en tanto que,  $p(t)$  es la potencia turbinada. También se ha supuesto en (2) que el costo variable de generación hidroeléctrica es 0, mientras que el costo de generación termoeléctrica es de 1 unidad monetaria por MW. La sumatoria se realiza sobre los  $N$  intervalos mensuales del horizonte de estudio; en este caso  $N$  es igual a 360, puesto que en la planificación de la operación a largo plazo de este tipo de sistemas, las decisiones de cuanto caudal turbinar se toman mensualmente.

Además,  $p(t)$  está relacionado con  $q(t)$ , el caudal que se turbin, según la expresión siguiente:

$$p(t) = k \cdot q(t) \quad (3)$$

donde  $k$  es una constante de proporcionalidad medida en unidades [MW/(m<sup>3</sup>/s)], que relaciona la potencia eléctrica generada con el flujo que se turbin.

La variable de estado está sujeta a varias restricciones; la siguiente (4) es la ecuación de continuidad, que relaciona el nivel del reservorio  $x(t)$  con el caudal afluente  $y(t)$  y el caudal que se turbin  $q(t)$ :

$$x(t + 1) = x(t) + (y(t) - q(t)) \cdot 2,592 \quad (4)$$

2,592 es una constante que representa el factor de conversión del caudal que fluye durante un mes al reservorio (en m<sup>3</sup>/s) a la correspondiente variación que produce en el volumen del reservorio (en Hm<sup>3</sup>). Otras restricciones a  $x(t)$  son:

$$X_{min} \leq x(t) \leq X_{max} \quad (5)$$

y

$$si \ x(t) \geq X_{max}$$

$$v(t) = (x(t) - X_{max})/2,592 \quad (6)$$

si no  $v(t) = 0$

donde (5) significa que el nivel del reservorio  $x(t)$  debe estar siempre entre los valores  $x_{min}$  y  $x_{max}$ , en tanto que (6) expresa que si este nivel es mayor que el valor máximo permitido, entonces el exceso  $v(t)$  debe volver al río; en el caso de la Central Hidroeléctrica Paute, los valores de  $x_{min}$  y  $x_{max}$  son 18 y 76.9 Hm<sup>3</sup>, respectivamente.

El caudal que se turbin o convierte en energía eléctrica,  $q(t)$ , también tiene restricciones, por ejemplo:

$$q_{min} \leq q \leq q_{max} \quad (7)$$

en el caso de Paute,  $q_{min}$  y  $q_{max}$  toman los valores de 0 y 194 m<sup>3</sup>/s, respectivamente.

En la segunda parte del método, en cambio, el problema de optimización es otro, pues en esta fase se trata de minimizar el número de inconsistencias generadas por la política de operación, al mismo tiempo que mantener su costo próximo al de la solución óptima promedio.

Para evaluar la calidad de las soluciones generadas por el algoritmo genético en esta segunda fase del método, se utilizaron series de tiempo de caudal obtenidas a partir de las funciones densidad de probabilidad correspondientes para el horizonte en cuestión; funciones que fueron calculadas, a su vez, a partir del registro histórico de caudales medidos en la estación hidrológica M217, situada a la entrada del reservorio de la central hidroeléctrica Paute.

### 3.2. Particularidades de la aplicación del método

Sabido es que en las dos fases del método se utilizan algoritmos genéticos; en la primera para calcular una política óptima promedio, en la segunda para encontrar en su vecindad una solución cuasi-óptima robusta. En cuanto a los parámetros de los algoritmos genéticos utilizados en ambas fases, casi todos -con excepción de la función de evaluación o fitness- toman los mismos valores: tamaño de la población, tasa de mutación, tasa de cruce, método de selección, elitismo (véase la Tabla 1). La función de fitness en la primera fase es igual al costo de operación del sistema (1), mientras que en la segunda es el número de trayectorias de la variable de estado que son inconsistentes con las restricciones del problema, para los caudales en una muestra  $M$ .

Tabla 1: Comparación de parámetros del algoritmo genético en diferentes fases del proyecto

Parámetro	Primera fase	Segunda fase
Tasa de mutación	0.5%	0.5%
Tasa de cruce	60%	60%
Tasa de elitismo	10%	10%
Tamaño de población	500	500
Tipo de mutación	Uniforme 1 punto	Uniforme 1 punto
Tipo de cruce	BLX - $\alpha$	BLX - $\alpha$
Método de selección	De la Ruleta	De la Ruleta
Función de fitness	Costo de Operación	Número de Inconsistencias

Con el fin de verificar que el funcionamiento correcto de los algoritmos genéticos, estos fueron extensamente probados; primero con funciones de evaluación clásicas, tales como: funciones de simetría esférica, de Rastrigin, de Rosenbrock, etc; luego con problemas de optimización típicos de ciencias e ingeniería, y, finalmente, optimizando la planificación de la operación de sistemas hidrotérmicos de potencia con horizontes de 1 y 5 años. En todos los casos, los resultados obtenidos fueron satisfactorios, esto es: similares a aquellos obtenidos por otros métodos de optimización, o publicados en alguna otra parte [].

### 3.3. Pruebas Preliminares

La búsqueda que se realiza en la segunda fase del método requiere de la determinación de algunos parámetros; luego, con el fin de asignarles valores apropiados se efectuaron pruebas preliminares cuyos resultados permitieron sacar las siguientes conclusiones:

- Que la serie de tiempo de caudales promedio no varió significativamente con la muestra de

caudales a partir de la cual se calculó; tampoco depende de manera importante de su tamaño siempre que éste sea suficientemente grande; por ejemplo, al variar el tamaño de la muestra de 10.000 a 100 no se observaron diferencias dignas de anotar entre las series de tiempo de caudales promedio, ni en el costo de las políticas óptimas promedio correspondientes. Las soluciones  $qop^*(t)$  sí son diferentes, y es que aún con muestras del mismo tamaño lo son, pues tratándose de un problema estocástico con tantos grados de libertad, hay muchísimas soluciones que satisfacen el mismo conjunto de restricciones.

- Que el número de iteraciones requeridas por el lazo exterior (el que hace traslaciones de  $C$ ) es pequeño; en general no se necesitan más de 10 iteraciones para encontrar una política que sea robusta y de costo razonablemente próximo al de la solución óptima; ya en la segunda o tercera iteración de este lazo es posible obtener una solución robusta; no obstante, la búsqueda se debe continuar puesto que se trata de encontrar una política robusta que sea cuasi-óptima.
- Que al hacer la búsqueda en regiones pequeñas vecinas a  $qop^*$  no se obtuvieron políticas robustas; más bien, al efectuar la búsqueda en regiones cada vez más grandes se fueron encontrando soluciones con números de inconsistencias cada vez menores, pero también con costos mucho mayores que el de  $qop^*$ . Puesto que la meta es encontrar una solución robusta de costo próximo al de  $qop^*$ , es razonable empezar la búsqueda que se hace en el lazo intermedio sobre una región de gran tamaño y progresivamente profundizarla sobre regiones cada vez más pequeñas. En estos experimentos preliminares se observó que era suficiente que el parámetro  $\Delta$  -que mide el tamaño de la región de búsqueda- tome valores entre 0.7 y 0.1, según la expresión  $\Delta_i = \Delta_1 - 1/i$ , donde  $i$  es el número de la iteración.
- Que el algoritmo genético que se ejecuta en el lazo interior requiere cerca de 5.000 iteraciones para encontrar una solución con un número mínimo de inconsistencias en la vecindad de  $C$ ; por esta razón, para pruebas futuras se fijará en este valor el número de iteraciones del algoritmo genético.
- Que con un computador personal estándar con procesador INTEL Dual Core y 2 MHz de memoria RAM, y utilizando muestras de tamaño 10.000 caudales para la evaluación la calidad de las soluciones generadas por el algoritmo genético, el tiempo de ejecución del método fue de 23 horas aproximadamente.

Esto produjo cierta inquietud en cuanto a la eficiencia del método, pues en la fase de pruebas habrían de realizarse muchísimas más corridas. Por lo tanto, si se quiere resolver el problema en tiempos razonablemente pequeños en un computador de dichas características, según la expresión (1), una opción sería reducir el tamaño de las muestras. De hecho, cuando se disminuyó su tamaño de 10.000 a 100 caudales, se logró reducir el tiempo de ejecución de una corrida a unos 20 minutos aproximadamente, lo que resultó ser muy conveniente para la fase de las pruebas.

#### 4. RESULTADOS Y ANÁLISIS

Al aplicar el método aquí propuesto al caso de estudio, se obtuvieron los resultados que se muestran en la Fig. 3. Tal como allí se observa, con las características originales de la central hidroeléctrica del caso de estudio no fue posible obtener una política de operación robusta, es decir que genere con una muestra de caudales pronosticados un número de inconsistencias menor al 10%. La mejor solución que obtenida generó 51% de inconsistencias con un costo de 1,480,323.62 u.m. Este resultado no sorprende, pues se sabe que actualmente la central hidroeléctrica Paute se comporta básicamente como una central de paso; esto debido a la sedimentación ocurrida desde sus inicios, lo que ha disminuido considerablemente su capacidad de embalse.

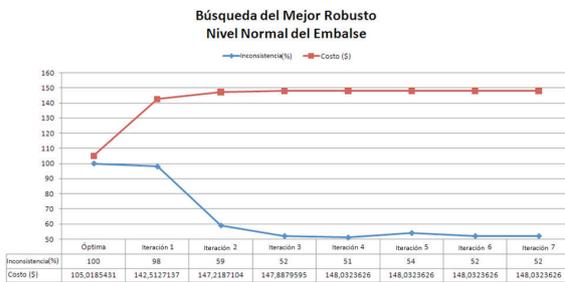


Figura 3: Políticas óptima promedio y otras encontradas en su vecindad

No obstante este resultado, ya que el propósito de este trabajo es probar la factibilidad del método propuesto, se incrementó la capacidad del reservorio del caso de estudio en un factor de 10; entonces, como se muestra en la gráfica de la Fig. 5, sí fue posible obtener una solución robusta. Cuando se aplicó la primera fase del método al caso de estudio modificado se obtuvo una política de operación óptima promedio (qop\*) cuyo costo fue de 88,046,783 u.m para el horizonte de 30 años, comprendido entre 1961 y 1999. Esta política corresponde al caudal promedio afluente al reservorio en dicho período, calculado a partir de las respectivas funciones densidad de probabilidad. Mas, tal como era de esperarse, las trayectorias generadas al aplicar dicha política a una muestra de caudales son inconsistentes en un 100%.

En la Fig. 4 que sigue se muestra una gráfica de dicha política de operación óptima promedio.

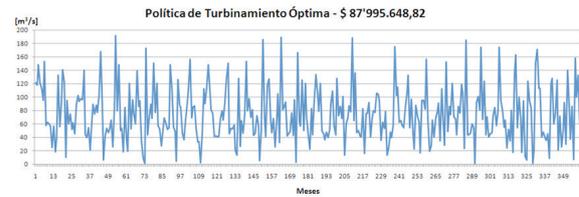


Figura 4: Política de turbinamiento óptima promedio

Posteriormente, al aplicar la segunda fase del método al caso de estudio modificado se encontraron varias políticas robustas en la vecindad de qop\*. En la Fig. 5 se muestran los resultados de esta búsqueda.

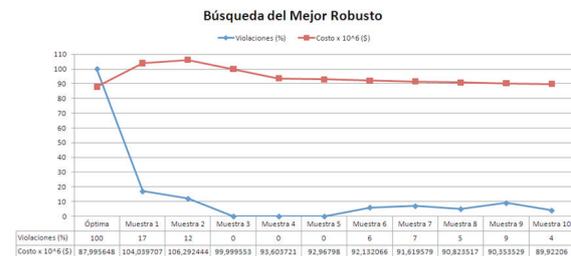


Figura 5: Búsqueda del mejor robusto para central modificada

En dicha gráfica se observa que ya en la tercera iteración del lazo exterior (muestra 3) se obtiene una solución robusta con 0% de inconsistencias, pero cuyo costo de operación es de 99'999.553 u.m., 13.64% mayor que el de la solución óptima promedio: qop\*. Con el fin de encontrar una solución aún mejor: una robusta pero que al mismo tiempo tuviera costo menor, se continuó la búsqueda unass cuantas iteraciones más. En la misma gráfica se observa que desde la cuarta iteración el proceso prácticamente se estabiliza en cuanto al costo de la mejor solución robusta cuasi-óptima obtenida. Consecuentemente, se adopta como solución cuasi-óptima robusta aquella que corresponde a la décima iteración: con 4 de inconsistencias y costo de 89'922.060 u.m., solo un 2.19% mayor que el costo de la solución óptima promedio, pero mucho menor que el de la primera solución robusta encontrada. En la Fig. 6 se muestra esta política cuasi-óptima robusta para el horizonte de control: de 1961 a 1999. Finalmente será el planificador de la operación del sistema quien tome la decisión de cuál de estas soluciones utilizar.

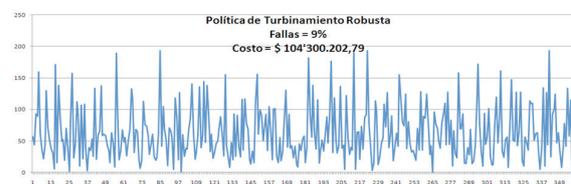


Figura 6. Política de turbinamiento robusta

Hasta ahora todas las muestras utilizadas para evaluar las soluciones encontradas por el algoritmo genético han sido de tamaño 100 caudales; mas al aplicar la política arriba seleccionada a una muestra de tamaño 10.000 series de tiempo de caudales, el número de inconsistencias generadas se incrementó del 4 al 15%, lo cual podría causar cierta decepción; mas, el caso es que dicho valor del 10% utilizado en la definición de la política robusta no es un número mágico; sin duda, es un buen indicador de cuan sensible es una política a cambios en el régimen de caudales sin que ocurran fallos en el sistema; por lo tanto, aunque es deseable que el número de inconsistencias generadas por una política sea menor al 10%, sin embargo en algunos problemas un porcentaje de inconsistencias mayor podría ser aún aceptable, en particular si no se cuenta con otra alternativa mejor.

Aunque el método aquí propuesto no garantice que se halle una solución cuasi-óptima robusta para cualquier instancia del problema (lo cual es obvio, pues ningún método podría encontrar aquello que no existe), lo que si se puede afirmar es que realiza un esfuerzo notable en su búsqueda, y que encuentra soluciones razonablemente aceptables si es que estas existen.

## 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este trabajo se abordó el problema de planificar la operación de largo plazo de los sistemas hidrotérmicos de potencia en el contexto del cambio climático; un problema importante para aquellos países que dependen de manera significativa de la energía hidroeléctrica que producen o compran. Planificar la operación de estos sistemas permitiría operarlos eficientemente; y por otra, dimensionar correctamente los parámetros de diseño de los reservorios de las centrales hidroeléctricas. Esta tarea se vuelve mucho más importante si tomamos en cuenta los efectos que el predicho cambio climático podría tener en la operación de estos sistemas.

El caso de estudio utilizado fue el de un sistema hidrotérmico de potencia con central térmica es capaz de generar toda la energía necesaria para satisfacer a una carga de demanda constante, y una central hidroeléctrica de características similares a la de la central Paute, el complejo energético más importante del país hasta la presente fecha.

El procedimiento aquí propuesto para el cálculo de dichas políticas pretende evitar el efecto combinatorio conocido como la maldición de la dimensión, propio de los métodos tradicionales utilizados para resolver este problema. La presente es una solución ad-hoc que se inspira en el método de las partículas propuesto por Blackmore para el control óptimo

robusto predictivo de sistemas dinámicos. Este consiste básicamente de dos etapas: en la primera se encuentra una solución óptima promedio,  $qop^*$ , que corresponde al caudal promedio afluente al reservorio de la central hidroeléctrica; el cual es un problema determinístico que se resolvió mediante un algoritmo genético cuya función de fitness fue el costo de operación del sistema;  $qop^*$  es una solución óptima en cuanto minimiza el costo. En la segunda fase del método, se realizó la búsqueda de una solución robusta en la vecindad de  $qop^*$ , es decir: una política que manteniendo su costo próximo al de  $qop^*$  produce, con una muestra de caudales pronosticados, trayectorias de las variables de estado inconsistentes en un número no mayor al 10%.

Queda claro, pues, que los resultados obtenidos fueron satisfactorios, esto a pesar de que con las dimensiones originales del reservorio no fue posible encontrar política robusta alguna; lo que se considera se debe a que simplemente dicha solución no existe, debido a que el comportamiento de la central hidroeléctrica Paute es esencialmente uno de paso. No obstante, cuando la capacidad del reservorio se incrementó en un factor de 10, se obtuvieron políticas robustas con apenas un 4% de inconsistencias, y costo ligeramente mayor que el de la solución óptimo promedio: 2.19%. El método permite que sea finalmente el operador quien escoja de entre las varias políticas robustas cuasi-óptimas encontradas, cuál será la que aplique al sistema.

## AGRADECIMIENTOS

El autor expresa su gratitud a aquellos funcionarios del Programa de Adaptación al Cambio Climático que proporcionaron los datos de caudal y precipitación utilizados en el desarrollo de esta investigación; a los de la Central Hidroeléctrica Paute que suministraron los datos de las características técnicas de dicha central; al Dr. Blas Galván, Director del CEANI (Centro de Aplicaciones Numéricas en Ingeniería) de la Universidad de Las Palmas Gran Canaria, por su acertada orientación en el tratamiento del tema; a Duval Medina, Andrés Zuñiga e Isaac Torres, miembros del Grupo de Inteligencia Computacional y Aplicaciones (GICA) de la ESPOL, por su aporte significativo en las diferentes actividades en que participaron: discusiones, codificación de los programas y la edición de este documento. Finalmente, a los revisores anónimos que con sus valiosos comentarios y sugerencias contribuyeron a mejorar la calidad de este artículo. Este trabajo se realizó en los laboratorios de computación de la FIEC, ESPOL, bajo los auspicios de la Secretaría Nacional de Educación Superior, Ciencia y Tecnología (SENESCYT), proyecto de investigación PI-08-0165, y del CIDIS (Centro de Investigación, Desarrollo e Innovación de Software).

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] CONELEC, Plan Maestro de Electrificación Ecuador 2007-2016, Consejo Nacional de Electricidad, Quito, Diciembre 2007.
- [2] C. V. Bocuzzi, "Energy Crisis Management: the Brazilian Successful Experiences", BRASILTECH.
- [3] Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático, Introducción a los modelos climáticos simples utilizados en el Segundo Informe de Evaluación del IPCC, Documento técnico II del IPCC, John T. Houghton, L. Gylvan Meira Filho, David J. Griggs, Kathy Maskell eds., febrero de 1997.
- [4] M. A. Mimikou and E. A. Baltas, "Climate change impacts on the reliability of hydroelectric energy production", *Hydrological Sciences Journal*, 42(5) pp. 661-678, 1997.
- [5] G. P. Harrison, H. W. Whittington and S. W. Gundry, "Climate change impacts on hydroelectric power", 33rd Universities Power Engineering Conference (UPEC '98), Edinburgh, pp. 391-394, Septiembre 1998.
- [6] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A modern Approach*. Prentice Hall, 2009.
- [7] B. Schaeffli, B. Hingray, and A. Musy, "Climate change and hydropower production in the Swiss Alps: quantification of potential impacts and related modelling uncertainties", *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 11, 1191-1205, doi:10.5194/hess-11-1191-2007, 2007.
- [8] S.W. Wallace and W.T. Ziemba (eds.). *Applications of Stochastic Programming*. MPS-SIAM Book Series on Optimization 5, 2005.
- [9] E.A. Feinberg and A. Shwartz (eds.), *Handbook of Markov Decision Processes*. Kluwer, Boston, MA, 2002.
- [10] R.A. Howard, *Dynamic Programming and Markov Processes*. The M.I.T. Press, 1960.
- [11] D.P. Bertsekas, *Dynamic Programming and Optimal Control*. Third Edition, Athena Scientific, 2007.
- [12] R. Sutton and A. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press, 1998.
- [13] Watkins and Dayan, *Q-learning*. Machine Learning. C.J.C.H., 1992
- [14] A. Gjelsvik, B. Mo, A. Hausgtad, Long- and Midium-Term Operations Planning and stochastic Modelling in Hydro-dominated Power Systems based on Stochastic Dual Dynamic Programming. S. Rebennack et. Al. (eds.) *Handbook of Power Systems I, Energy Systems*, DOI 10.1007/978-3-642-02493-1\_2, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2010.
- [15] L. Blackmore, et al. "A Probabilistic Particle-Control Approximation of Chance-Constrained Stochastic Predictive Control." *Robotics, IEEE Transactions on* 26.3 (2010): 502-517.
- [16] L. Blackmore and B. C. Williams, "Optimal, robust predictive control of nonlinear systems under probabilistic uncertainty using particles". In *American Control Conference*, 2007. ACC'07 (pp. 1759-1761). IEEE.
- [17] A.A.F.M. Carneiro, P.T. Leite and A.C.P.L.F. Carvalho, "Genetic operators setting for the operation planning of hydrothermal systems", *Proceedings of the VII Brazilian Symposium on Neural Networks (SNRN'02)*, 2002.
- [18] T.D.H. Cau and R.J. Kaye, "Evolutionary optimization method for multistorage hydrothermal scheduling", *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 149, No. 2, march 2002, pp. 152-156.
- [19] P.H. Chen and H.C. Chang, "Genetic aided scheduling of hydraulically coupled plants in hydro-thermal coordination", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 2, may 1996, pp. 975-981.
- [20] B. Galván, B. González, G. Winter and S. Alonso, "Optimización del despacho de cargas en sistemas eléctricos de potencia con un Agente de Evolución Flexible", *Actas del II Congreso español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bio-inspirados (MAEB'03)*, Departamento de Informática de la Universidad de Oviedo, 2003.
- [21] P.T. Leite, A.A.F.M. Carneiro and A. Carvalho, "Energetic Operation Planning Using Genetic Algorithms", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 17, No. 1, February 2002, pp. 173-180.



**Carlos Jordán Villamar.-** Nació en Guayaquil, Ecuador en 1949. Recibió su título de Ingeniero en Electrónica de Tufts University, Medford, Mass., U.S.A., en 1973 y de Master en Física de la misma universidad, en 1975. Es profesor principal de la Escuela Superior Politécnica del Litoral, facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación. Sus campos de investigación están relacionados con la aplicación de métodos de Inteligencia Computacional a problemas en los campos de la Energía, Bioinformática y Biología Sistémica.