

EVALUACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE UN SISTEMA HÍBRIDO AISLADO DE GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Alejandro Hoesé

Área de Energías Alternativas - Inst. de Mecánica Aplicada
Facultad de Ingeniería - Univ. Nac. de San Juan
Fax N.: +64 213672 - Tel.: +64 211700 int. 320
Av. Gral. San Martín 1109 (O) - 5400 San Juan - Argentina

ABSTRACT

Se presenta una metodología de evaluación de la confiabilidad de la energía generada por un sistema híbrido aislado compuesto por generadores eólicos, fotovoltaicos y diesel, con almacenamiento de energía en acumuladores de plomo. Un nuevo algoritmo de optimización combinatorial es desarrollado en orden a obtener la configuración óptima en cuanto a confiabilidad y costo de la energía generada. El nuevo algoritmo es comparado con el Método de Simulated Annealing en performance de tiempo de cálculo y error relativo respecto al óptimo global.

1. Introducción:

Se trata de evaluar un sistema híbrido aislado que es simulado con datos horarios de temperaturas, radiación global y directa, velocidad del viento y demanda energética, durante un período máximo de un año [1]. La evaluación se realiza analizando en qué medida y de qué manera la energía generada cubre los requerimientos energéticos predeterminados. Por simplicidad, no se considera la posible falla de los elementos del sistema.

La optimización del sistema pretende encontrar la configuración que cubra los requerimientos de confiabilidad con mínimo costo de instalación, en un tiempo razonable de cálculo. Evidentemente, la optimalidad de la solución encontrada dependerá no sólo de la bondad del algoritmo utilizado en la optimización, sino también de la bondad de la función de costo que realiza la evaluación del sistema.

2. La función de costo:

En forma general, la función de costo puede expresarse como:

$$CF = \text{costo de la configuración} + \text{costo del déficit energético} \quad (1)$$

Debido a que el "costo de la configuración" es una expresión matemática bien conocida, que puede variar si se consideran no sólo los costos de inversión sino también los efectos de la inflación, amortización, beneficios, etc. nos concentraremos en encontrar una expresión matemática apropiada para el "costo de déficit energético" (CDE). Puesto que el CDE incrementa proporcionalmente a la energía no suministrada:

$$CDE = k \frac{E_{ns}}{E_d}$$

donde:

k : factor de proporcionalidad
 E_{ns} : energía no suministrada
 E_d : energía demandada

Por *déficit energético* se entiende no sólo la cantidad de energía no suministrada, sino también la calidad de la misma. El factor k contemplará entonces el costo de la energía de déficit (costo de la energía que debería ser suministrada por una fuente auxiliar) y alguna medida del *daño ocasionado* debido a la puesta fuera de servicio del sistema (calidad de la energía suministrada):

$$k = C_w (1 + \epsilon_{dg}) \quad (2)$$

donde:

C_w : costo energía no suministrada
 ϵ_{dg} : incremento del costo debido a "daños"

2.1. Evaluación de la calidad de la energía

La calidad de la energía suministrada es evaluada por el coeficiente ϵ_{dg} . En orden a disminuir el costo de la configuración es posible permitir interrupciones en el servicio, para lo cual será deseable que las interrupciones posean ciertas características:

- no ocurran durante un pico de demanda de energía,
- tengan aproximadamente la misma duración,
- la duración de las interrupciones deberá ser mayor a un mínimo admisible.
- bajo número de interrupciones,

En lo siguiente se denotará:

- Δ = intervalo de simulación ($\Delta = 1$ hora).
- M = número de horas al año ($M = 8760$).
- m = número de interrupciones ($m \geq 0$) durante un año.
- N_i = número de horas de la i -ésima interrupción.
- $d(k)$ = coeficiente de demanda correspondiente a la k -ésima hora ($1 \leq k \leq M$) ($0 \leq d(k) \leq 1$).
- $\phi(k)$ = densidad de radiación horaria.
- P_{\max} = potencia pico de demanda.
- P_i = potencia promedio de déficit de la i -ésima interrupción.
- E_d = demanda energética anual: $E_d = P_{\max} \Delta \sum_{k=1}^M d(k)$
- $E_{s/A}$ = densidad de energía radiante anual: $E_{s/A} = \sum_{k=1}^M \phi(k)$

El punto a. es cuantificado como:

$$C_1 := \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{P_i}{P_{\max}} \right)^\xi = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{N_i} \sum_{k \in I} d(k) \right)^{1/2} \quad (3)$$

donde $\xi = 1/2$ es un factor de peso, y:

$$\begin{cases} 0 < C_1 \leq 1 & \text{para } m > 0 \\ C_1 = 0 & \text{para } m = 0 \end{cases}$$

El punto b. es cuantificado mediante la desviación standard de la duración de las interrupciones:

$$C_2 := \frac{\sigma_{(N)}}{E_{(N)}} = \left(\frac{E_{(N^2)}}{E_{(N)}^2} - 1 \right)^{1/2} \quad \text{para } m > 0 \quad (4)$$

donde:

$$\begin{cases} 0 < C_2 \leq 1 & \text{para } m > 0 \\ C_2 = 0 & \text{para } m = 0 \end{cases}$$

con:

$$E_{(N^v)} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (N_i)^v \quad ; \quad \sigma_{(N)}^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (N_i - E_{(N)})^2 \quad (m > 0)$$

Para evaluar el punto c. se utilizará el valor de $E_{(N^v)}$ para $v = -1$, en orden a pesar más las interrupciones de menor duración. Se define:

$$\bar{N} := \frac{1}{E_{(N^{-1})}}$$

como el promedio pesado con mayor sensibilidad a los valores de N_i menores que el valor esperado $\bar{N} = E_{(N)}$. Se utiliza la siguiente definición:

$$C_3 = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\tilde{N} - 1}{N_{\min} - 16} \right)^{1/3} & \text{para } \tilde{N} \leq 16 N_{\min} \\ 0 & \text{para } \tilde{N} > 16 N_{\min} \end{cases} \quad (5)$$

para evaluar los puntos c. y d. en conjunto. Así para $m > 0$:

$$\begin{cases} C_3 > 0.6 & \text{para } \tilde{N} \leq N_{\min} \\ C_3 \leq 0.6 & \text{para } \tilde{N} > N_{\min} \end{cases}$$

y la expresión (5) pesa más los valores de \tilde{N} menores que el mínimo admitido N_{\min} , y al mismo tiempo da más importancia a las interrupciones con menor duración que el valor promedio anual.

Se define así el "incremento de costo por daños ε_{dg} " como:

$$\varepsilon_{dg} := \alpha_1 C_1 + \alpha_2 C_2 + \alpha_3 C_3 \quad ; \quad \alpha_i \geq 0 \quad (6)$$

donde α_i son constantes arbitrarias utilizadas para dar importancia relativa a C_1, C_2, C_3 . Normalmente, para sistemas aislados sin fuente auxiliar de energía se adopta: $\alpha_i = 1 \quad \forall i = 1, 2, 3$.

2.2. Función de costo para sistemas aislados sin fuente auxiliar de energía

La función de costo se define:

$$CF := C_G + C_W \left(1 + \varepsilon_{dg} \right) \frac{E_{ns}}{E_d} \quad (7)$$

con: C_G = costo de configuración.

C_W = costo de la energía de déficit.

Para sistemas sin fuente auxiliar de energía, el costo de la energía de déficit C_W se calcula como el costo de la configuración necesaria para cubrir el 100% de la demanda con un generador fotovoltaico:

$$C_W = C_b w_b + C_{pv} w_{pv}$$

donde:

C_b = costo de una batería.

C_{pv} = costo de un panel fotovoltaico.

w_b = número de baterías.

w_{pv} = número de paneles fotovoltaicos.

Se puede calcular el número de baterías requerido para D días de almacenamiento como:

$$w_b = D \frac{P_{\max} 24 \Delta}{V_{nom} q_{nom}}$$

con V_{nom} y q_{nom} como la tensión y la capacidad nominales de las baterías (ej. $V_{nom} = 12 \text{ V}$; $q_{nom} = 100 \text{ Ah}$). El número de paneles w_{pv} se calcula como:

$$w_{pv} = \frac{E_d}{E_{s/A}} \frac{\beta}{\eta A_{pv}}$$

con:

η = eficiencia de los paneles.

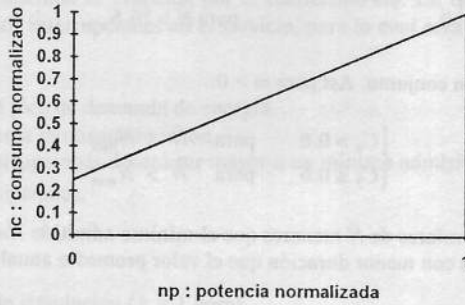
A = área de cada panel.

β = coeficiente de seguridad.

2.3. Función de costo para sistemas aislados con fuente auxiliar de energía

Si un generador térmico (diesel) está presente en el sistema como fuente auxiliar en orden a cubrir la demanda cuando la energía generada por los paneles y aeroturbinas no es suficiente, el problema típico a resolver es la frecuencia máxima de start/stops del generador diesel.

Para el consumo de combustible es posible considerar una sencilla dependencia lineal del consumo respecto a la carga, donde el consumo para rotación libre es el 25% del consumo nominal, como se muestra en la figura:



Así:

$$nc = 0.25 + 0.75 np$$

donde:

$$nc = \text{consumo normalizado} = \frac{\text{consumo actual}}{\text{consumo nominal}}$$

$$np = \text{potencia normalizada} = \frac{\text{potencia actual}}{\text{potencia nominal}}$$

El consumo anual (ltrs.) es calculado como:

$$C_T = \sum_{i=1}^m \sum_{k \in i} \text{consumo nominal} \left(0.25 + 0.75 \frac{P \max d_{(k)}}{\text{pot. nom.}} \right) \Delta$$

donde:

$k \in i$: horas pertenecientes a la i -ésima interrupción del sistema eólico-fotovoltaico.

Si C_{diesel} es el costo del combustible, la función de costo se define como:

$$CF := C_G + C_{diesel} (1 + \varepsilon_{dg}) C_T \tag{8}$$

dados el *consumo nominal* [litr/hr] y la *potencia nominal* [W] del generador térmico.

Comparando las ec. (7) y (8), vemos que $C_{diesel} C_T \equiv C_W E_{ns} / E_d$. En la eq. (8) ε_{dg} sigue cuantificando los daños producidos por la interrupción del sistema, aún cuando la demanda es cubierta en un 100%. En este caso es la evaluación de los "daños" producidos por los start/stops del generador, puesto que ε_{dg} incrementará si los intervalos de funcionamiento del generador térmico son menores que un mínimo admisible. Ésto se cuantifica por medio de los coeficientes C_2 y C_3 (ec. (4) y (5)).

Puesto que en este caso las interrupciones durante picos de demanda no son importantes, el factor C_1 no juega un rol importante, y ε_{dg} se obtiene como:

$$\varepsilon_{dg} = C_2 + 2 C_3$$

3. Optimización del sistema:

La función de costo es dependiente de ciertos parámetros, los cuales son representativos de una configuración determinada. Minimizar esta función significa encontrar los parámetros que la minimizan, es decir la configuración óptima en cuanto a calidad y costo de la energía generada, y la satisfacción de los requerimientos energéticos preestablecidos.

Algunos de los parámetros a optimizar aparecen en forma explícita en el cómputo de la función de costo, como el número de baterías, paneles y aeroturbinas. Otros aparecen en forma implícita, como el nivel máximo de carga y mínimo de descarga de las baterías, la capacidad de almacenamiento de las mismas, los ángulos de orientación de los paneles, los diferentes tipos de aeroturbinas y la estrategia de control y administración de la

energía generada, almacenada y consumida (uso de seguidores de máxima potencia, fuentes auxiliares de energía, etc.).

Debido a estos parámetros implícitos el valor de la función de costo solamente es obtenida luego de realizar la simulación horaria anual. Además, algunos de los parámetros son de naturaleza discreta y otros de naturaleza continua, lo cual lleva a resolver una función de costo no-lineal con variables enteras y reales, y con un costo considerable de tiempo de cálculo.

Es posible tratar a los parámetros continuos como un conjunto contable definiendo una "precisión" y un "valor-delta" de variación entre dos valores consecutivos del conjunto. Por ejemplo, el conjunto real de los valores de carga de batería q_{ch} puede discretizarse como:

$$q_{ch} = k \Delta q \quad \text{para } q_{ch} \in \mathcal{R}_{[0,1]}$$

$$\text{y } \begin{cases} k = 0, 1, 2, \dots, N \\ \Delta q = N \end{cases}$$

El problema así planteado es la resolución de una optimización combinatorial, en busca de la combinación de parámetros que minimice la función de costo descrita en la sección anterior.

Debido al gran esfuerzo de cálculo necesario para solucionar el problema por simple enumeración, se plantea la posibilidad de plantear una heurística que - a riesgo de sub-optimalidad - alcance un óptimo local cercano al global, en poco tiempo de cálculo. Esta opción constituye la clase de "algoritmos de aproximación", a menudo llamados "algoritmos heurísticos" tales como la "búsqueda (directa) local" y los "algoritmos randómicos". Los algoritmos de búsqueda local terminan, por definición, en un óptimo local [2]. Para evitar este problema de sub-optimización se pueden considerar las siguientes alternativas:

- ejecución de la búsqueda local para un gran número de soluciones iniciales.
- introducir estructuras de vecindad complejas, que posibiliten la búsqueda en una amplia parte del espacio de soluciones.
- aceptar, en forma limitada, transiciones correspondientes a un incremento de la función de costo en orden a "escapar" de los mínimos locales.

El método de Simulated Annealing (SAA) [3] sigue de cerca la última alternativa, aunque es más apropiado para problemas con gran número de parámetros que para problemas de pequeña dimensión. A continuación se presenta un algoritmo randómico, en principio adaptado al problema particular, que revela mejor performance en tiempo de cálculo que el método de Simulated Annealing.

3.1. El método de rebotes simulados (Simulated Rebounding Algorithm - SRA)

Este método se basa en la analogía con el rebote de una pelota sobre una superficie escalonada (función de costo discreta) que debido a la acción de la gravedad y a la pérdida gradual de energía cinética y potencial debido a las colisiones, al final del proceso de rebote se detiene sobre el mínimo global (escalón de menor altura de la superficie) o sobre algún mínimo local cercano al global. La fig 2 muestra por simplicidad un ejemplo unidimensional:

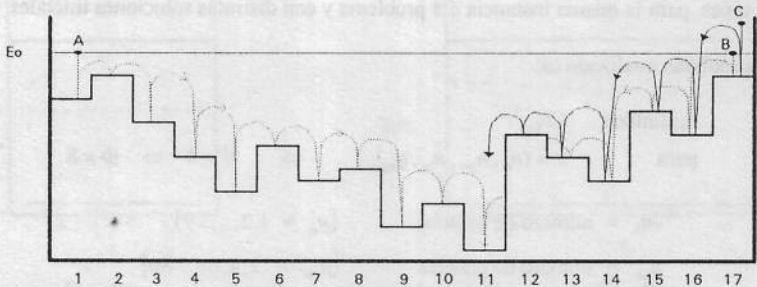


Fig. 2.

Como se muestra con las líneas de trayectoria, la pelota puede alcanzar el mínimo global (escalón 11) si es lanzada desde el punto A o C; sin embargo es atrapada en el mínimo local del escalón 14 si la pelota es lanzada desde el punto B. Es decir, el mínimo global es alcanzado si:

- la energía potencial inicial (E_0)
- el porcentaje de pérdida de energía debido a colisiones inelásticas ($1-\alpha$)

permiten "saltar" todos los mínimos locales durante el proceso de rebotes. El valor de la energía de la pelota es obtenido, para la i -ésima colisión como:

$$E_i = \alpha E_{i-1} \quad ; \quad 0 < \alpha < 1$$

Las transiciones son hechas en una estructura de vecindad alrededor del punto de rebote, la cual puede variar de un problema a otro. Por simplicidad, en el ejemplo uni-dimensional de la fig 2, la pelota sólo puede rebotar a escalones vecinos (a izquierda o derecha). Es lo que se define como "mínima estructura de vecindad" cuyo diámetro puede calcularse para el caso d-dimensional como:

$$\Phi = 2 d$$

El diámetro Φ define el número de soluciones pertenecientes a la mínima estructura de vecindad. La solución de transición es elegida aleatoriamente entre las pertenecientes a la estructura de vecindad y, si la energía correspondiente a la nueva solución es menor que la energía del proceso, es aceptada como nuevo punto de rebote. Caso contrario, es elegida una nueva solución correspondiente a la estructura de vecindad. El proceso finaliza cuando la energía del proceso no es suficiente para alcanzar una nueva solución, luego de pruebas sobre la totalidad de la estructura de vecindad.

3.2. Análisis empírico de performance y comparación entre SAA y SRA

Es usual el análisis de performance de un algoritmo de aproximación en relación con las siguientes características [3]:

- la calidad de la solución final obtenida, y
- el tiempo de cálculo requerido por el algoritmo.

La calidad de la solución final x^* con costo $CF_{(x^*)}$ se cuantifica por medio del error relativo :

$$\varepsilon_r = \frac{CF_{(x^*)} - CF_{(x_{opt})}}{CF_{(x_{opt})}}$$

donde x_{opt} es la solución correspondiente al mínimo global. El tiempo de cálculo se computa como el número de nuevas transiciones propuestas.

El análisis de performance se llevó a cabo por medio de análisis de casos promedios. Los casos promedios se refieren al promedio del error relativo y del tiempo de cálculo obtenido para la realización del SAA y SRA un gran número de veces, para la misma instancia del problema y con distintas soluciones iniciales.

La instancia del problema analizado es:

$$\begin{array}{l} \text{minimizar} \quad CF_{(x)} \\ \text{para} \quad x = (n_b, n_{pv}, n_w, q_{max}) \quad \Rightarrow \quad d = 4 \quad \Rightarrow \quad \Phi = 8 \end{array}$$

donde:

$$\begin{array}{ll} n_b = \text{número de baterías} & (n_b = 1, 2, \dots, 9) \\ n_{pv} = \text{número de paneles} & (n_{pv} = 2, 4, 6 \dots 80) \\ n_w = \text{número de aeroturbinas} & (n_w = 0, 1, 2, 3, 4) \\ q_{max} = \text{carga máx. de las baterías} & (q_{max} = 0, 10, 20 \dots 90\%) \end{array}$$

para los soluciones iniciales:

$$x_0 = (1, 2, 0, 0)$$

$$x_1 = (3, 20, 1, 20)$$

$$x_2 = (5, 40, 2, 50)$$

$$x_3 = (7, 60, 3, 70)$$

$$x_4 = (9, 80, 4, 90)$$

con la solución óptima:

$$x_{opt} = (3, 2, 3, 90)$$

obtenida por enumeración completa (50 hs de tiempo de cálculo).

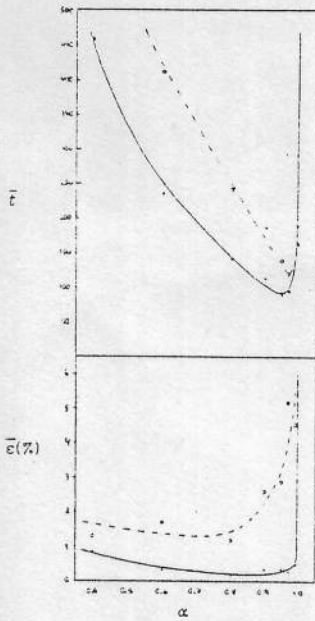


Fig. 3a.-

α = % de pérdida de energía (SRA) para $E_0 = 150\%$ de la energía de la solución inicial ($CF(x_0)$)

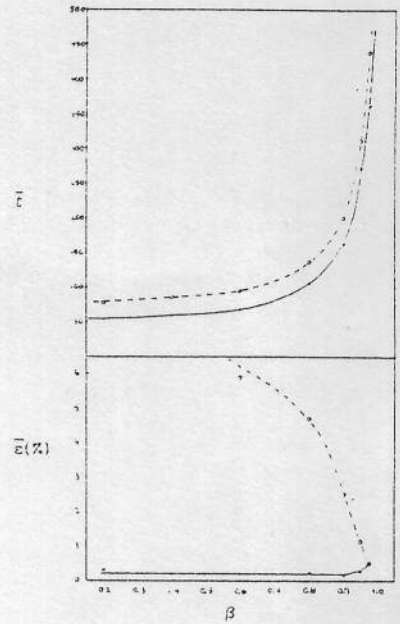


Fig. 3b.-

β = decremento de la temperatura (SAA) para $T_0 = 1000$ (temp. inicial del proceso)

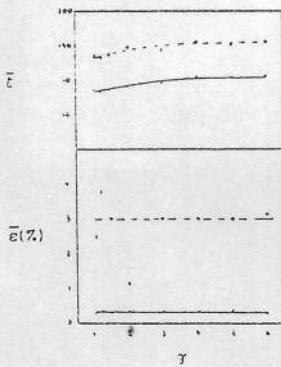


Fig. 4a.-

$E_0 = \gamma CF(x_0)$ para $\alpha = 0.95$
 x_0 = solución inicial

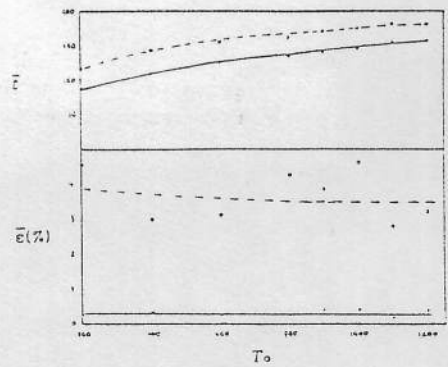


Fig. 4b.-

T_0 para $\beta = 0.90$