

Optimización de centrales fotovoltaicas mediante algoritmos evolutivos

Carlos R. Sánchez Reinoso^{1,2}, Diego H. Milone¹, and Román H. Buitrago²

¹ Centro de Investigación en Señales, Sistemas e Inteligencia Computacional (SINC)-FICH-UNL, Ciudad Universitaria - Santa Fe, Argentina

² Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC) - CONICET, Guemes 3450 - Santa Fe, Argentina
csanchezreinoso@santafe-conicet.gov.ar

Resumen La generación fotovoltaica constituye una valiosa alternativa para satisfacer el consumo mundial sin recurrir a fuentes contaminantes y no renovables. Las centrales fotovoltaicas presentan algunos problemas como el sombreado estático y dinámico que pueden disminuir considerablemente su desempeño. En particular, el efecto del sombreado dinámico debido a nubosidades es muchas veces olvidado en la etapa de diseño óptimo. En este trabajo se presenta una metodología de optimización para centrales fotovoltaicas incorporando las restricciones operativas y presentando un enfoque alternativo para la resolución del problema del sombreado dinámico mediante técnicas evolutivas. Los resultados son promisorios al compararlos con los rendimientos obtenidos del monitoreo de algunas centrales en funcionamiento.

Keywords: algoritmos evolutivos, centrales fotovoltaicas

1. Introducción

El aumento de la población mundial genera la necesidad de disponer de mayor energía. La generación eléctrica convencional se basa en combustibles fósiles que son contaminantes y no renovables. Esto ocasiona una dependencia de la disponibilidad de combustibles cuyas reservas están en disminución y de la volatilidad del precio del petróleo. Dentro de las energías alternativas renovables se encuentra la energía solar. Ésta tiene el potencial para abastecer a toda la demanda mundial y en términos prácticos puede considerarse de tiempo de vida infinito, lo cual la convierte en una alternativa de mucho interés para la investigación y el desarrollo.

En la cadena de conversión fotovoltaica los módulos son los encargados de convertir la energía proveniente del sol en energía eléctrica y muchos investigadores se encargaron de intentar mejorar su rendimiento y el de sus celdas. Este es un enfoque posible para optimizar el rendimiento del un sistema fotovoltaico. Sin embargo, en un sistema fotovoltaico existen otros dispositivos que componen la cadena de conversión. La interacción de estas etapas debería ser tenida en cuenta en la optimización del sistema, cobrando fundamental relevancia al aumentar el tamaño del mismo. Uno de los problemas asociados a las centrales fotovoltaicas es el sombreado. Existen algunos estudios que discuten el impacto del sombreado en los sistemas fotovoltaicos [1] [2] [3] . Siendo

la etapa de seguimiento del punto de máxima potencia una etapa muy sensible a este escenario, afectando la magnitud y morfología de la curva de salida [4], mientras que los algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) están usualmente basados en el supuesto de que la curva de potencia generada tiene un solo pico [5] [6] [7] [8]. Diferentes publicaciones reportan simulaciones de sistemas fotovoltaicos [9] [10] pero no consideran el efecto del sombreado, mientras que otros estudios lo toman en cuenta pero a nivel de un módulo individual [11] [12] [13]. Otros reportes proponen combinaciones de módulos para minimizar el efecto del mismatch [14], pero no toman en cuenta el efecto de los diodos de bypass y las variaciones de los parámetros en el circuito equivalente, lo cual es importante en aplicaciones prácticas de sistemas fotovoltaicos. En [15] se incorporan dichos aspectos en la simulación y se tiene en cuenta la heterogeneidad de nubosidades estáticas y variables en el tiempo sobre la performance del sistema.

Un aspecto descuidado en las plantas de potencia es la elección de un esquema para producir un mejor uso de la energía de entrada en presencia de sombreado. Por otro lado, es conocido que existen problemas de optimización en los que debe explorarse un número muy elevado de soluciones, lo que hace que los métodos clásicos se vuelvan prácticamente inaplicables.

En los últimos años se han propuesto diferentes enfoques para abordar estos problemas, como por ejemplo el de los algoritmos evolutivos (AE). Algunos aspectos interesantes de esta técnica son la posibilidad de emplear funciones de aptitud con muy pocos requisitos formales y la capacidad de explorar múltiples puntos del espacio de búsqueda en cada iteración [16]. En [17] y [18] se emplean AE para optimizar el controlador del seguidor del punto de máxima potencia. Otro estudio que optimiza mediante AE [19] se enfoca en la proyección de sombras entre los propios componentes de la instalación al usar mecanismos seguidores. Se observa en la literatura que a pesar de que se ha comprobado el efecto del sombreado en los sistemas fotovoltaicos, la mayoría de los trabajos de optimización se centran en el dimensionado, en proyecciones de sombras estáticas y en mejorar los MPPT. Sin embargo, si la primera etapa no es optimizada las etapas siguientes, en el caso más favorable, solo podrían mitigar mayores pérdidas.

El presente trabajo propone una metodología que permite considerar el sombreado dinámico y optimizar plantas fotovoltaicas que puedan estar compuestas de una gran cantidad de módulos considerando todas las etapas de la cadena de conversión y basando la optimización global del sistema en la configuración del arreglo. El trabajo es organizado de la siguiente manera: En la sección 2 se comienza exponiendo el enfoque usado en la optimización, la simulación, y se sigue con una descripción de las características del algoritmo desarrollado en la metodología de optimización propuesta. Luego, en la sección 3 se presentan y discuten los resultados. Finalmente se sintetizan las conclusiones y se proponen trabajos futuros.

2. Modelado y algoritmo propuesto

En la Fig. 1 se muestra un esquema general de la metodología propuesta para la optimización del problema.

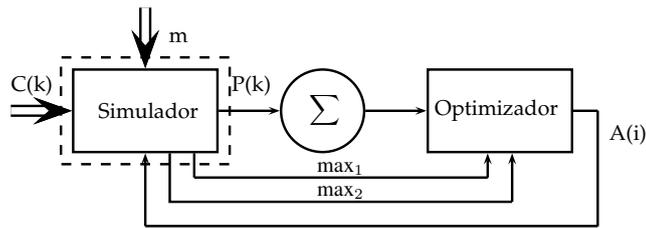


Figura 1. Diagrama en bloques de la metodología de optimización

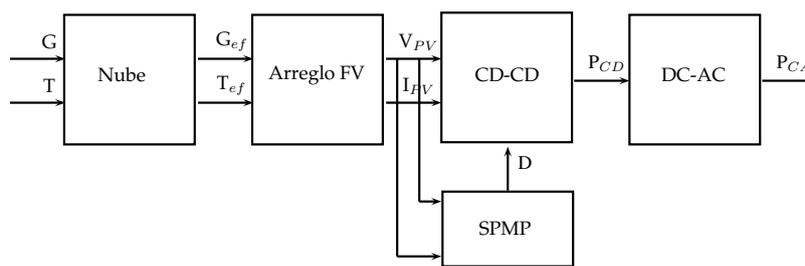


Figura 2. Diagrama en bloques del modelo de central fotovoltaica

La secuencia de datos climáticos entra al simulador el cual se configura mediante m parámetros (cantidad de módulos, potencia de los módulos, potencia del inversor, tensión máxima del inversor, corriente máxima del inversor). Si bien el simulador permite obtener varias salidas, la que se emplea en este enfoque de optimización es la potencia $P(t)$. Dicha salida es sumada para toda la secuencia de longitud L y el resultado es una de las entradas del bloque optimizador. Otras entradas del bloque optimizador son parámetros internos del simulador tales como las tensiones y corrientes máximas admisibles. El optimizador está basado en un algoritmo evolutivo y dichas entradas son relacionadas funcionalmente para formar una función de costo. En la iteración i del bucle global, el optimizador entrega como salida una población de soluciones A_i y se evalúa mediante el simulador una función de costo para cada una.

Las simulaciones están basadas fundamentalmente en el enfoque descrito en [15], [20]. En la Fig. 2 se muestra un diagrama en bloques simplificado de la simulación empleada. Las entradas son las variables climáticas radiación y temperatura que junto al modelo de nube entregan como salida la radiación y temperatura recibidas en forma efectiva por cada uno de los módulos que componen el arreglo fotovoltaico. El bloque siguiente es el convertidor de corriente continua a corriente continua (DC-DC). Su finalidad es adaptar los niveles de tensión y corriente que serán entradas del convertidor de corriente continua a corriente alterna (DC-AC). El convertidor DC-DC funciona como una impedancia variable controlado por señales provenientes del bloque seguidor del punto de máxima potencia (SPMP). El SPMP se encarga de encontrar el punto de funcionamiento óptimo del módulo ó, como en este trabajo, del arreglo fotovoltaico. El DC-AC finalmente da como salida la potencia en corriente alterna entregada a la red eléctrica.

Se busca resolver un problema de optimización respecto al tipo y distribución de conexiones que se realizan sobre un conjunto de módulos solares a fin de obtener el mejor rendimiento posible en situaciones heterogéneas. Para ello, se propone maximizar la función objetivo dada por la potencia acumulada generada. Lo que se intenta encontrar es un subconjunto de conexiones óptimas y el subconjunto de módulos correspondiente. Como restricciones se dispuso que la cantidad inicial de módulos fotovoltaicos debe mantenerse invariable, lo que implica no solo evitar la eliminación y creación de nuevos módulos sino además no repetirlos. También se debe considerar que las tensiones y corrientes de entrada al inversor estén confinadas a sus respectivos rangos admisibles. En las siguientes subsecciones se describen las principales características de este algoritmo.

Para ello se propone un enfoque de programación genética donde el operador principal de búsqueda es el de cruzamiento y el secundario es el operador de mutación (Algoritmo 1).

Algoritmo 1 Pseudocódigo del algoritmo evolutivo.

Entrada: directorio de trabajo, cantidad de módulos, datos climáticos, límites máximos I, V de la salida.

Salida: mejor configuración de la última generación.

```

inicializar la población con  $M$  padres
evaluar población
para  $G = 1$  hasta Generaciones hacer
  para  $N = 1$  hasta Hijos hacer
    seleccionar 2 padres de la población
    cruzar padres para obtener un hijo
    mutar hijo
    evaluar hijo
  fin para
  los padres de la próxima generación son los hijos actuales
fin para

```

2.1. Representación genética de las centrales

Una de las representaciones más usadas en programación genética es mediante árboles. En este trabajo se intenta resolver un problema que nos lleva casi naturalmente a una representación en árbol. Un sistema de conexión eléctrica puede representarse exactamente mediante árboles, utilizando las raíces como *tipo* de conexión (serie/paralelo), y alojando en las hojas los *elementos* del circuito (módulos solares fotovoltaicos en este caso). En la Fig. 3 se muestra una representación tradicional de circuitos eléctricos y su correspondiente representación en árbol. En ese caso se muestra un conexionado híbrido serie-paralelo, donde se puede observar la conveniencia de la representación en árbol que permite establecer el orden de precedencia adecuado y adicionalmente muestra una estructura que podría resultar útil en estudios posteriores.

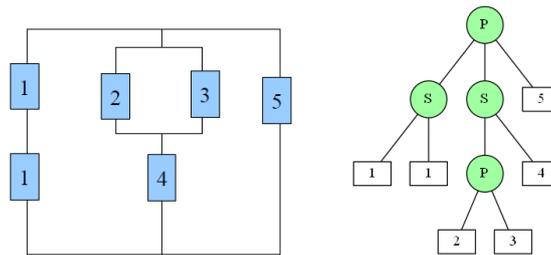


Figura 3. Representación tradicional y en árbol para circuitos eléctricos.

2.2. Inicialización

La población inicial se genera mediante algoritmos que diseñan árboles de conexión con la restricción de contar todos con K módulos (la cantidad de módulos definidos en el diseño se respeta) distribuidos en un arreglo rectangular. Se implementaron tres tipos de inicialización: determinística, aleatoria e híbrida.

En la inicialización determinística las conexiones serie-paralelo se arman con subgrupos de acuerdo a reglas conocidas, que podrían resumirse de la siguiente manera:

- Todo P o S : una única raíz que conecta todos los módulos en paralelo o serie.
- Grupo Simple: agrupa los módulos por alguna de las dimensiones del arreglo (ancho o alto). La configuración general es inversa a la configuración de los grupos. Por ejemplo, grupos serie unidos en paralelo, y viceversa (Fig. 4(a)).
- Grupo Matriz: similar al anterior, agrupa los módulos en ambas dimensiones mediante un particionado previo de la matriz de distribución (Fig. 4(c)). La configuración general es inversa a la configuración de los grupos (Fig. 4(b)).

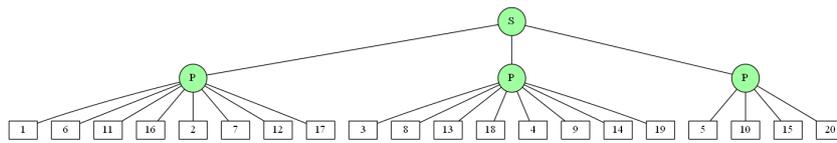
Por otro lado, la inicialización aleatoria se consigue mediante múltiples mutaciones aleatorias de los elementos de un árbol determinístico del tipo grupo matricial, cuyos parámetros se establecieron aleatoriamente.

La inicialización híbrida es en parte generada de manera determinística e incluyendo las configuraciones de todos los módulos en serie y todos los módulos en paralelo. El resto de los individuos se genera en forma aleatoria.

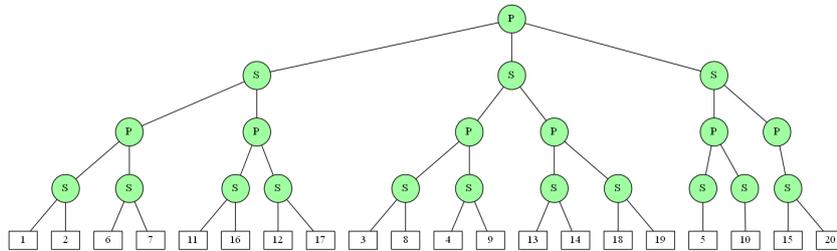
2.3. Cruza

El proceso de selección de los padres para la cruce es el denominado como *Competencia*. Se eligen p padres aleatoriamente sin repetición, y de ellos sobrevive el que tenga el mayor valor de fitness. Además, se emplea elitismo de manera de garantizar la preservación de los individuos más aptos en cada generación. Dichos individuos pasan a la siguiente generación sin alteraciones.

La cruce de dos árboles de conexión tiene una importante restricción respecto de los métodos de cruce empleados usualmente en programación genética: la cruce no debe modificar la cantidad de módulos. Para esto se diseñó un algoritmo de cruce que en primer lugar obtiene la cantidad de descendientes para cada



(a) Grupo simple: 3 grupos a lo ancho con raíz serie.



(b) Grupo Matriz: 3 grupos a lo ancho, 2 grupos a lo alto, con raíz paralelo.

	2		2		1
2	1	2	3	4	5
	6	7	8	9	10
2	11	12	13	14	15
	16	17	18	19	20

(c) Detalle de la forma de agrupar los módulos en la configuración (b).

Figura 4. Configuraciones determinísticas de 20 módulos.

raíz incluyendo los subniveles para los dos árboles. Luego, identifica la cantidad de módulos correspondientes a cada nodo tipo conexión. A continuación se incorpora una etapa de obtención de subárboles cuya cantidad de descendientes sea igual a otro nodo del segundo árbol, a los cuales denominaremos subárboles compatibles. Posteriormente se elige el punto de cruce dentro de las raíces con igual número descendientes los compatibles. Se obtiene la lista de descendientes del subárbol 1 y se toma el subárbol 2 reemplazando los descendientes por los índices originales del subárbol 1. Finalmente se reemplaza el subárbol 1 por el subárbol 2.

2.4. Mutación

Al igual que la Cruza, la Mutación también debe realizarse de forma que se mantenga la cantidad de módulos constante. Se diseñaron operadores de mutación que generen individuos válidos: operador de intercambio de nodos, operador de inversión de tipo de conexiones y operador desagrupar.

En los operadores diseñados se emplearon dos maneras diferentes de referenciar a los elementos de la estructura, la absoluta y la relativa. En la primera, se enumeran todos los nodos sin distinción de tipo. Mientras que en la segunda, las raíces y las hojas llevan un índice independiente.

Operador de intercambio El algoritmo que lo realiza reviste de cierta complejidad puesto que tiene que respetar una estructura coherente. El resultado del operador intercambiar aplicado a dos nodos tipo conexión es el intercambio de los correspondientes subárboles. Otra posibilidad permitida por el operador implementado es el intercambio de hojas, es decir módulos. La implementación también considera la posibilidad de intercambiar un nodo tipo conexión y su subárbol por un módulo. Estos tres casos emplean su manera de asegurar factibilidad de la operación.

Operador de inversión El operador de inversión actúa sobre el tipo de conexión, dejando sin alteraciones el sentido de conexión de los componentes. De esta manera, se puede mutar una raíz para que cambie el tipo de conexión de serie a paralelo y viceversa. Para ello simplemente se localiza y actualiza un valor utilizando índices de referencia relativos a tipo de conexión.

Operador desagrupar Esta mutación hace uso de índices relativos y consiste en desagrupar una raíz del árbol original. Se elimina la raíz y se conectan los descendientes directos con la raíz superior inmediata. La raíz principal que da origen al árbol es la única a la que no se le puede aplicar esta técnica puesto que rompe la estructura.

2.5. Función de aptitud

Con la finalidad de evaluar calidad de los individuos durante la evolución y dirigir la búsqueda de la solución se diseña una función de aptitud. Dicha función modela las características que debe reunir la solución del problema. Se toman en consideración los siguientes aspectos:

- Relación entre la potencia entrega por el arreglo de módulos y la potencia nominal del arreglo.
- Penalización para el arreglo al alejarse de los valores de los límites de de tensión y corriente admisibles por los convertidores.

La ecuación general de evaluación tiene la siguiente forma:

$$f = \sum_{i=1}^L (P \cdot (1 - g_1(I) - g_2(V)) / P_{nom}) \quad (1)$$

donde: P , I y V son los valores de potencia, corriente y tensión. Se representan las restricciones mediante g_1 y g_2 que son funciones que controlan la incidencia de sus respectivos parámetros y definen distintos métodos. P_{nom} es la potencia nominal del arreglo, calculada como cantidad de módulos por su potencia nominal.

Es de notar que la expresión incluye la optimicidad y la factibilidad del problema. La potencia entregada está relacionada con la optimicidad del problema, mientras que las restricciones operativas que permiten obtener soluciones factibles son las relacionadas a los rangos de tensiones y corrientes admisibles.

Penalizaciones Se emplean diferentes maneras para penalizar la violación de las restricciones. Todas ellas, tienen como elemento común la utilización de variables que se calculan como la diferencia con los valores admisibles I_{max} y V_{max} .

$$c_I(I) = (I_{max} - I)/I_{max}$$

$$c_V(V) = (V_{max} - V)/V_{max}$$

donde se puede observar que los excesos sobre los límites admisibles provocan que los coeficientes c_I y c_V resulten en valores negativos.

Funciones con penalizaciones Se implementaron cuatro diferentes funciones de aptitud que responden a la forma general de la Ec.(1), utilizando c_I y c_V :

1. **Suma:** La suma de los coeficientes hace que los excesos (valores negativos) disminuyan el fitness, mientras que las deficiencias sean vistas como incrementadores del fitness:

$$g_1 = -c_I$$

$$g_2 = -c_V$$

2. **Suma absoluta:** En este caso tanto los defectos como los excesos se tratan como penalizaciones (restan) al fitness ideal:

$$g_1 = |c_I|$$

$$g_2 = |c_V|$$

3. **Exponencial:** Esta función tiene la característica de permitir al fitness penalizar los excesos y los defectos pero con un peso no lineal del tipo exponencial:

$$g_1 = |(exp(-c_I) - 1)|$$

$$g_2 = |(exp(-c_V) - 1)|$$

4. **Tangente hiperbólica:** En este caso se define una función especial por partes que permite controlar distintos valores para los excesos y los defectos. Una característica destacada de ésta es que se puede controlar el grado y la saturación de las penalizaciones. Además, si es empleada por default, presenta una simetría intrínseca.

$$tgH(x) = \begin{cases} A_n(2/(1 + e^{-m_n 2x})) - A_n & \text{si } x < 0, \\ 0 & \text{si } x = 0, \\ A_p(2/(1 + e^{-m_p 2x})) - A_p & \text{si } x > 0. \end{cases} \quad (2)$$

donde: A_n, m_n, A_p, m_p son los parámetros de forma para valores negativos y positivos. De esta manera se definen:

$$g_1 = tgH(c_I)$$

$$g_2 = tgH(c_V)$$

3. Resultados

En esta sección se presentan resultados obtenidos en la evaluación de los rendimientos obtenidos por la metodología propuesta. En primer lugar se realizan experimentos para determinar una tasa de cruce a emplear en los experimentos restantes y además se propone una manera de inicializar el algoritmo para el problema en estudio. Luego se presentan y discuten resultados para diferentes tasas de mutación, empleando operadores diseñados especialmente y variantes de funciones de aptitud propuestas.

pc	Determinística	Aleatoria	Determinística-Aleatoria
0.7	0,55	0,59	0,70
0.8	0,60	0,65	0,72
0.9	0,53	0,67	0,69

Tabla 1. Diferentes inicializaciones variando la probabilidad de cruce.

Inicializaciones Se experimentaron con los diferentes tipos de inicialización: determinística, aleatoria e híbrida. En la Tabla 1 se muestran algunos resultados de los experimentos realizados con diferentes probabilidades de cruce y las tres inicializaciones. Los resultados encontrados muestran que con una probabilidad de cruce de 0.8 se obtienen mejores rendimientos. Por otro lado los resultados obtenidos al usar la inicialización más usual, la aleatoria, son mejores que con la determinística. Sin embargo, una inicialización híbrida es la que mejores resultados ofrece por lo que se la utilizará en los experimentos siguientes, en particular con la probabilidad de cruce antes mencionada.

Operadores y funciones de aptitud Se experimentaron con los diferentes tipos de operadores de mutación y de funciones de aptitud propuestas para resolver el problema en estudio. En estos experimentos, como medida de la bondad de las soluciones encontradas en la evaluación de los resultados presentados en esta sección no se usa la función de aptitud directamente, sino que se emplea la eficiencia del sistema. Sí se emplea la función de aptitud para guiar la búsqueda dado que incorpora las restricciones del problema. La eficiencia del sistema surge de considerar la relación entre la potencia de salida y la potencia que se obtendría del sistema sin considerar las pérdidas por las interconexiones y además, por lo tanto, con los seguidores del punto de máxima potencia encontrando efectivamente los máximos de sus respectivas curvas. Cada módulo presentará una eficiencia instantánea individual ante los datos de entrada. La manera de calcular la eficiencia del sistema empleada en este trabajo permite obtener soluciones que son independientes de las eficiencias instantáneas antes mencionadas y dependen únicamente de la configuración de las interconexiones. Esto resulta muy útil a pesar de no implicar independencia de las soluciones respecto al material usado en la fabricación de los módulos, dado que cambian las curvas de salida, es decir los valores de tensión y corriente que finalmente determinarán como se compone la salida final del arreglo.

	pm	Inversión		Desagrupar		Intercambiar	
		media mejor		media mejor		media mejor	
f_1	0.02	0,69	0,72	0,49	0,61	0,62	0,64
	0.04	0,63	0,65	0,55	0,63	0,62	0,63
	0.06	0,66	0,67	0,53	0,61	0,60	0,62
	0.08	0,53	0,55	0,45	0,54	0,52	0,58
	1.0	0,40	0,42	0,41	0,52	0,51	0,54
			μ_μ	μ_b	μ_μ	μ_b	μ_μ
f_2	0.02	0,74	0,79	0,52	0,71	0,75	0,77
	0.04	0,75	0,75	0,53	0,64	0,74	0,76
	0.06	0,62	0,73	0,39	0,56	0,66	0,68
	0.08	0,53	0,60	0,35	0,44	0,63	0,64
	1.0	0,45	0,59	0,32	0,41	0,60	0,66
			μ_μ	μ_b	μ_μ	μ_b	μ_μ
f_3	0.02	0,68	0,69	0,65	0,77	0,82	0,84
	0.04	0,65	0,69	0,72	0,75	0,77	0,82
	0.06	0,37	0,55	0,50	0,55	0,57	0,74
	0.08	0,22	0,41	0,32	0,51	0,49	0,62
	1.0	0,21	0,38	0,43	0,54	0,39	0,51
			μ_μ	μ_b	μ_μ	μ_b	μ_μ
f_4	0.02	0,80	0,83	0,61	0,65	0,84	0,86
	0.04	0,79	0,81	0,71	0,72	0,82	0,836
	0.06	0,68	0,75	0,52	0,64	0,39	0,51
	0.08	0,61	0,74	0,33	0,42	0,35	0,53
	1.0	0,42	0,66	0,43	0,50	0,37	0,42
			μ_μ	μ_b	μ_μ	μ_b	μ_μ

Tabla 2. Resultados para diferentes funciones de fitness2 y operadores de mutación.

Los experimentos se realizaron empleando tasas de mutación entre 1 y 10% y una $p_c = 80\%$ que brindó los mejores resultados en experimentos previos. Otros factores considerados en los experimentos son 4 diferentes funciones de fitness y 3 operadores de mutación. Se evaluaron los resultados para 10 búsquedas por cada combinación de parámetros y los resultados se consignan en la Tabla 2. Las probabilidades de mutación más bajas son las que entregaron mejores resultados, en particular la $p_m = 0,02$. En cuanto a los operadores, los resultados obtenidos con f_1 y p_m de 0,02 y 0,04 no presentan mejoras significativas al variar el operador empleado, siendo el rendimiento de las mejores soluciones de alrededor de 0.6. Para el caso de f_2 se observa, en general, mayores rendimientos con los operadores inversión e intercambiar. Sin embargo, el operador desagrupar entrega con sus mejores soluciones un rendimiento de 0,71 que no es muy lejano de los obtenidos con los otros operadores. Empleando f_3 , las mejores soluciones obtenidas al usar los operadores desagrupar e intercambiar posibilitan encontrar rendimientos mayores que los arrojados al usar f_1 y f_2 con los operadores mencionados. Sin embargo, con f_3 y el operador inversión, los mejores rendimientos son menores que los encontrados mediante f_2 y el mismo operador. Usando f_4 , los operadores inversión e intercambiar muestran rendimientos superiores que para todos los otros casos de funciones de aptitud. Mientras que el operador desagrupar consigue como mejores re-

sultados rendimientos levemente inferiores que al usar f_3 . En el análisis de la tabla completa se observa que los mejores resultados se obtienen con el operador intercambiar, en particular para los casos en los que se usa f_3 y f_4 . Con f_3 se obtienen rendimientos de 0.84 y con f_4 llegan a 0.86. Es conocido que muchos algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia se basan en métodos de búsqueda de primer orden, y que dichos métodos pueden sufrir estancamiento en mínimos locales. Una causa probable para no obtener mayores rendimientos es el hecho de que un arreglo óptimo puede entregar la máxima potencia global pero la morfología de la curva de salida puede ser complicada de explorar por el algoritmo de seguimiento del punto de máxima potencia. Sin embargo, los resultados muestran rendimientos prometedores si se los compara con el diseño de plantas fotovoltaicas que actualmente están instaladas y que fueron monitoreadas por varios años que consignan eficiencias medias mínimas del 56 % y máximas del 71 % [21].

4. Conclusiones

Se estudió el efecto de la probabilidad de cruce y de la inicialización sobre las medidas de desempeño propuestas para el análisis y se observó que con tasas del 80 % se consiguen los mejores resultados. La inicialización híbrida propuesta permite obtener mayores rendimientos que empleando la determinística o la aleatoria en forma exclusiva. Se analizaron también los resultados obtenidos para diferentes tasas de mutación cuando se emplean los tres operadores de mutación diseñados y las cuatro funciones de aptitud propuestas en base a los rendimientos obtenidos del sistema. En cuanto a la tasa de mutación, en general, los mejores rendimientos se obtienen con una $p_m = 0,02$ en la mayoría de los casos y en una menor proporción con $p_m = 0,04$. El operador intercambiar propuesto, es el que consigue mayores rendimientos, en especial con las funciones de aptitud con penalizaciones exponencial y tangente hiperbólica. Dichos rendimientos alcanzan valores de 0.84 y 0.86 respectivamente, convirtiéndolos en promisorios al considerar los rendimientos que actualmente se están obteniendo en las centrales fotovoltaicas instaladas. Actualmente el algoritmo emplea una función de aptitud agregativa, resultaría interesante explorar otras estrategias evolutivas multi-objetivo para realizar la búsqueda, contemplando en el modelado la incorporación de objetivos y restricciones adicionales. La metodología de modelado y su estrategia de implementación provee una útil herramienta para ingenieros para realizar un análisis de performance de un sistema fotovoltaico, evaluar y diseñar esquemas de conexión, reduciendo la posibilidad de malos diseños y altos costos, y mejorando la productividad de potencia y la eficiencia del sistema.

Referencias

1. Martínez-Moreno, F., Muñoz, J., Lorenzo, E.: Experimental model to estimate shading losses on PV arrays. *Solar Energy Materials and Solar Cells* **94**(12) (December 2010) 2298–2303 1
2. Ubbise, A., Sebitosi, A.: A new topology to mitigate the effect of shading for small photovoltaic installations in rural sub-saharan africa. *Energy Conversion and Management* **50**(7) (March 2009) 1797–1801 1

3. Sullivan, C., Awerbuch, J., Latham, A.: Decrease in photovoltaic power output from ripple: Simple general calculation and effect of partial shading. Twenty-Sixth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference **2** (March 2011) 1954–1961 1
4. Petrone, G., Spanuolo, G., Vitelli, M.: Analytical model mismatched photovoltaic fields by means of lambert w-function. Solar Energy **91**(18) (2007) 1652–1657 2
5. Houssamo, I., Locment, F., Sechilariu, M.: Maximum power tracking for photovoltaic power system: Development and experimental comparison of two algorithms. Renewable Energy **35**(10) (October 2010) 2381–2387 2
6. Moradi, M., Reisi, A.: A hybrid maximum power tracking method for photovoltaic systems. Solar Energy **85**(11) (January 2011) 2965–2976 2
7. Enrique, J., Durán, E., Sidrach-de-Cardona, M., Andújar, J.: A reliable, fast and low cost maximum power point tracker for photovoltaic applications. Solar Energy **89** (January 2010) 79–89 2
8. Esram, T., Chapman, P.: Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques. Energy Conversion, IEEE Transactions on **22**(2) (2007) 439–449 2
9. Zegaoui, A., Aillerie, M., Petit, P., Sawicki, J., Charles, J., Belarbi, A.: Dynamic behaviour of PV generator trackers under irradiation and temperature changes. Solar Energy **85**(11) (November 2011) 2953–2964 2
10. Zhou, W., Yang, H., Fang, Z.: A novel model for photovoltaic array performance prediction. Applied Energy **84**(12) (December 2007) 1187–1198 2
11. Wang, Y., Hsu, P.: An investigation on partial shading of PV modules with different connection configurations of PV cells. Energy **36**(5) (May 2011) 3069–3078 2
12. Silvestre, S., Chouder, A.: Effects of shadowing on photovoltaic module performance. Progress in Photovoltaics **16**(2) (January 2008) 141–149 2
13. Alonso-García, M., Ruiz, J., Chenlo, F.: Experimental study of mismatch and shading effects in the I-V characteristic of a photovoltaic module. Solar Energy Materials and Solar Cells **90**(3) (February 2006) 329–340 2
14. Kaushika, N., Gautam, N.: Energy yield simulations of interconnected solar PV arrays. Energy conversion, IEEE transactions on **18**(1) (2003) 127–134 2
15. Sánchez-Reinoso, C.R., Milone, D.H., Buitrago, R.H.: Efficiency study of different photovoltaic plant connection schemes under dynamic shading. International Journal of Hydrogen Energy **35**(11) (2010) 5838–5843 2, 3
16. Sivanandam, S., Depa, S.: Introduction to Genetic Algorithms. 1 edn. Springer Science/Engineering/Math (2008) 2
17. Larbes, C., Aït Cheikh, S., Obeidi, T., Zerguerras, A.: Genetic algorithms optimized fuzzy logic control for the maximum power point tracking in photovoltaic system. Renewable Energy **34**(10) (October 2009) 2093–2100 2
18. Messai, A., Mellit, A., Guessoum, A., Kalogirou, S.: Maximum power point tracking using a GA optimized fuzzy logic controller and its FPGA implementation. Solar Energy **85**(2) (February 2011) 265–277 2
19. Díaz-Dorado, E., Suárez-García, A., Carrillo, C.J., Cidrás, J.: Optimal distribution for photovoltaic solar trackers to minimize power losses caused by shadows. Renewable Energy **36**(6) (June 2011) 1826–1835 2
20. Sánchez-Reinoso, C.R., Milone, D.H., Buitrago, R.H.: Desarrollo de un modelo para estudio de centrales fotovoltaicas bajo diferentes configuraciones. In: Proc of the 8th Latin American Congress on Electricity Generation and Transmission. Volume 1. (2009) 1–8 3
21. Alonso-Abella, M., Chenlo, F., Vela, N., Chamberlain, J., Arroyo, R., Alonso Martínez, F.: Toledo pv plant 1 mwp-10 years of operation. Proc. of 20th European Photovoltaic Solar Energy **20** (September 2005) 2454–2457 11