

APLICACIÓN DE OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO CON ALGORITMOS GENÉTICOS A UN PROBLEMA DE ELECTRIFICACIÓN RURAL

Adriana Pulgarín¹ y Ricardo Smith²

Resumen

Se presenta una aplicación de Algoritmos Genéticos como una herramienta para resolver problemas de optimización multiobjetivo. Los problemas que consideran la optimización de múltiples objetivos requieren consideraciones adicionales bastante complejas en comparación con los problemas de optimización que incluyen un solo objetivo. El uso de algoritmos genéticos permite soluciones más eficaces en cierto tipo de problemas combinatorios multiobjetivo. Este trabajo consiste de la aplicación de algoritmos genéticos para resolver un problema de expansión en electrificación rural en el que se consideraron varios objetivos. Finalmente se presentan algunas conclusiones y recomendaciones.

Palabras Clave: Electrificación Rural, Algoritmos Genéticos, Optimización Multiobjetivo.

Abstract

An application of genetic algorithms as a tool to solve multiobjective optimisation problems is presented. Problems that considers multiobjective optimisation requires additional complex considerations when compared with single objective optimisation problems. The use of genetic algorithms allows more efficient solutions in certain type of multiobjective combinatorial problems. Here an application of genetic algorithms to solve a rural electrification expansion problem (rural electricity planning) in which several objectives were considered (a multiobjective problem). Some conclusions and recommendations are finally presented.

Keywords: Rural Electrification, Genetic Algorithms, Multiobjective Optimization.

¹ apulgari@poseidon.unalmed.edu.co, Posgrado en Aprovechamiento de Recursos Hidráulicos, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín

² rasmith@perseus.unalmed.edu.co, Posgrado en Aprovechamiento de Recursos Hidráulicos, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín

1. Introducción

Las aplicaciones de los Algoritmos Genéticos para solucionar problemas de optimización con Múltiples Objetivos se han venido realizando por años (Bentley y Wakefield, 1997). Muchas han sido las formas y maneras en que se ha planteado el uso de Algoritmos Genéticos para solucionar problemas de Análisis Multiobjetivo: desde plantear funciones de aptitud que permitan el uso de métodos de Análisis Multiobjetivo tradicionales (método de las restricciones, método de las ponderaciones y otros), hasta la solución en paralelo considerando múltiples objetivos. En este trabajo se usan estas herramientas de Algoritmos Genéticos para solucionar un problema de electrificación rural considerando múltiples objetivos. El problema planteado corresponde al plan de electrificación rural de la Corporación Autónoma Regional del Río Nare 'CORNARE' en el Departamento de Antioquia (Colombia), en el cual se trata de identificar los proyectos que deben ser construidos en el plan quinquenal de electrificación, dadas ciertas condiciones de disponibilidad de recursos y de condiciones políticas y normativas que rigen para la región. El plan considera 956 proyectos posibles, para realizar en un horizonte de tiempo de cinco años y con unos recursos presupuestales provenientes de las transferencias de ley obligatoria que las entidades propietarias de plantas hidroeléctricas de generación hacen a la Corporación.

Para dar solución a este problema de forma eficiente, en este artículo se propone aprovechar el manejo paralelo de las soluciones que hacen los Algoritmos Genéticos (Michalewicz, 1994a) y hacer uso de un método de evaluación de los individuos dentro de la optimización multiobjetivo con Algoritmos Genéticos, llamado Suma de Radios Globales Ponderados (SWRG), propuesto por Bentley y Wakefield (1997) y que permite ir optimizando todos los objetivos simultáneamente. Los resultados obtenidos se comparan con los obtenidos mediante un método tradicional de optimización con múltiples objetivos implementado también con Algoritmos Genéticos: El Método de las Restricciones (Cohon, 1978), que iterativamente optimiza el problema eligiendo un solo objetivo y trata los demás como restricciones. A través de un gran número de ejecuciones del algoritmo, en cada una de las cuales

los objetivos restringidos toman diferentes valores, se puede obtener una curva de intercambio entre pares de objetivos (Bedoya et al., 1994). Este proceso es demasiado dispendioso en cuanto a su codificación y tiempo de ejecución.

2. Optimización multiobjetivo

La Optimización Multiobjetivo busca optimizar un vector cuyos componentes son cada uno de los objetivos. La solución a un problema de este tipo no es un punto único, sino una familia de puntos que definen una frontera (superficie trade - off), conocida también como solución paretiana (Bentley y Wakefield, 1997) o conjunto de soluciones no dominadas.

Una solución no dominada es una solución tal que dentro de la región factible no existe otra solución para la cual los valores de los objetivos sean mejores o iguales a los de ella. De otra forma, Una solución X es dominada si existen una solución factible y no peor que X para todos los objetivos $F_i, i = 1, \dots, k$ (Smith y otros, 2000):

$f(x) \leq f(y) \quad \forall 1 \leq i \leq k$ para problemas de maximización.

Por su naturaleza los problemas de optimización multiobjetivo requieren para su solución técnicas diferentes a las técnicas estándar utilizadas en optimización con un solo objetivo .

En las últimas dos décadas se han desarrollado Algoritmos Genéticos para trabajar problemas de optimización multiobjetivo (Shaffer, 1985; Goldberg, 1989; Fonseca y Fleming, 1993; Cvetkovic y Parmee, 1998); algunos de ellos, están basados en métodos clásicos, como el método de las restricciones y el método de las ponderaciones (Srinivas, 1995; Richardson et al., 1989; Syswerda y Palmucci, 1991), mientras que otros plantean nuevas estrategias de solución (Goldberg, 1989; Sun y Wang, 1992; Horn y Nafpliotis, 1993; Linkens y Nyongesa 1993; Fonseca y Fleming, 1993).

3. Algoritmos genéticos y optimización multiobjetivo

Los Algoritmos Genéticos trabajan con una población de individuos que representan soluciones potenciales del problema y que son modificados a través de las diferentes generaciones (o iteraciones). Debido a su estructura, los Algoritmos Genéticos pueden buscar aquellas soluciones no dominadas en forma paralela; convirtiéndose en herramientas muy atractivas para resolver problemas multiobjetivo (Fonseca y Fleming, 1993).

Para hallar una solución mediante Algoritmos Genéticos en un problema de Optimización Multiobjetivo existen, en forma general, dos formas de aproximación (Pulgarín, 2001): La primera de ellas se basa en los métodos tradicionales de solución a problemas multiobjetivo, como lo son el Método de las Restricciones (Cohon, 1978), en el cual, el Algoritmo Genético se codifica de tal manera que todos los objetivos, excepto uno, sean constantes (restringidos a un solo valor); el objetivo restante se toma como la función de aptitud para el algoritmo genético (Brian y Wayland, 1994). Igualmente con el Método de la Suma Ponderada de los objetivos (Smith et al., 2001), en la cual se requiere de la elección inicial del conjunto de pesos para los objetivos. La función de aptitud está representada por esa suma ponderada de los objetivos. La segunda forma de aproximación, la conforman los métodos que tratan de considerar conjuntamente todos los objetivos y hallar de forma simultánea el conjunto de soluciones no dominadas al problema (Bentley y Wakefield, 1997). Algunas de estas aproximaciones permiten además, la posibilidad de guiar la evolución del algoritmo para que converja a un pequeño subconjunto de soluciones no dominadas definido por el usuario, esto para evitar el caso bastante común en problemas grandes, en el que se hallan muchas soluciones no dominadas, cuando en realidad, el conjunto de soluciones deseadas por el decisor es un subconjunto pequeño del conjunto de soluciones Pareto (Bentley y Wakefield, 1997).

Los métodos que consideran simultáneamente todos los objetivos se enfrentan con dificultades adicionales a las que se presentan cuando se intenta optimizar un problema de un solo objetivo. Bentley y Wakefield (1997), sugieren que el mayor obstáculo denominado *Problema de Clasificación*, radica en

que para los problemas multiobjetivo, cada solución tiene varios valores de aptitud, uno por cada objetivo a considerar; lo que representa un problema a la hora de juzgar la aptitud global de los individuos. Por ejemplo, en un problema puede existir un individuo en la población con valores de aptitud muy altos con respecto a algunos objetivos y valores de aptitud baja para los objetivos restantes, a la vez que puede existir un individuo con valores de aptitud medios para todos los objetivos.

Bentley y Wakefield (1997), analizan y clasifican diversos métodos de optimización multiobjetivo con Algoritmos Genéticos de acuerdo a la forma en que estos resuelven el interrogante de cómo evaluar acertadamente los individuos en presencia de varias funciones objetivo (clasificación jerárquica) de manera que el algoritmo llegue a un conjunto de soluciones no dominadas que solucione el problema de una forma eficiente. Para realizar esta clasificación utilizan los conceptos de Independencia del Rango e Importancia. Luego de evaluar con problemas particulares, algunos de los métodos discutidos, los autores obtienen buenos resultados con el método Suma de Radios Globales Ponderados (Bentley y Wakefield, 1997).

3.1 Manejo de restricciones

Un aspecto importante, de especial consideración en la aplicación de este tipo de algoritmos, es el manejo de restricciones, ya que los Algoritmos Genéticos no las trabajan explícitamente, haciendo que los procesos de evaluación de un individuo en una población lleguen a ser bastante complejos, especialmente en la presencia de soluciones factibles y no factibles y que cada aplicación requiera de un manejo de las restricciones que se adapte al problema que se está implementando (Michalewicz, 1994b).

En esta aplicación se utilizó una forma de penalización para problemas enteros (Bean y Hadj-Alouane, 1992) en la cual se relajan las restricciones por una función de penalización no lineal comúnmente usada en programación no lineal continua. Esta función de penalización consiste de la suma ponderada de las violaciones de las restricciones elevadas al cuadrado.

4. Evaluación de los individuos para problemas multiobjetivo con algoritmos genéticos

Se presentan a continuación los conceptos formulados por Bentley y Wakefield (1997): la independencia del rango y la importancia que emplean para describir el método de evaluación de los individuos para optimización multiobjetivo con Algoritmos Genéticos, SWRG, propuesto por ellos y que se describe más adelante.

Independencia del rango

En la utilización de un Algoritmo Genético para un problema multiobjetivo, cada función objetivo o función de aptitud toma valores dentro de un intervalo numérico finito conocido como rango efectivo. El rango efectivo de una función depende de la función en sí misma y de los valores que toman las variables del problema dentro del Algoritmo Genético. El rango efectivo de una función de aptitud $f(x)$, es el intervalo comprendido entre el valor mínimo y el valor máximo que toma la función en el Algoritmo Genético.

Es de esperar que las funciones objetivo dentro de un problema multiobjetivo tengan diferentes rangos efectivos entre sí, es decir, los rangos efectivos de las funciones no serán conmensurables (Schaffer, 1985). Esto implica que si se agregaran simplemente los valores de aptitud de los individuos dentro de una población para obtener un solo valor de aptitud para cada uno de ellos, la función de aptitud con el rango efectivo más grande dominaría la selección. Como se ve en la Figura 1, un valor de aptitud pobre para la función objetivo que tiene el rango efectivo más grande tiene un efecto más negativo sobre la aptitud global que un valor pobre para la función objetivo con el rango más pequeño.

Teniendo en cuenta la definición de rango efectivo, se puede introducir el concepto de independencia del rango, como lo formula Bentley (1996):

Dadas las n funciones objetivo de un problema: $f_i(x), i=1,2,\dots,n$ y un conjunto de vectores de solución al problema: $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, un método de clasificación jerárquica es rango dependiente si la

clasificación jerárquica de la aptitud de $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ (definida por el método) cambia cuando el rango efectivo de $f_i(x), i=1,2,\dots,n$ cambia. Un método de clasificación jerárquica es de rango independiente si la clasificación jerárquica de la aptitud de $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ definida por el método no cambia cuando el rango efectivo de $f_i(x), i=1,2,\dots,n$ cambia.

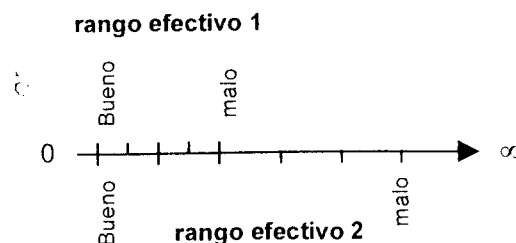


Figura 1 Rangos efectivos para dos funciones objetivo (Bentley y Wakefield, 1997).

Según Bentley y Wakefield (1997), la única forma para garantizar que todos los objetivos en un problema multiobjetivo sean tratados igualmente por el Algoritmo Genético, es convertir los rangos efectivos para que sean comparables, luego usar un método dependiente del rango, o usar directamente un método de clasificación independiente del rango, lo que asegura que los objetivos no se comparan directamente unos con otros.

Los métodos de clasificación independientes del rango no requieren información de pesos exógena para clasificar las soluciones apropiadamente y calcular su aptitud global. Ésta es una ventaja significativa con respecto a los métodos dependientes del rango (Bentley, 1996), ya que permiten que un Algoritmo Genético pueda ser usado para diferentes problemas.

Importancia

Según Bentley y Wakefield (1997), la importancia es otra propiedad deseable en la clasificación jerárquica y consiste en la habilidad de incrementar la importancia de algunos objetivos con respecto a otros en la clasificación de las soluciones para permitir que la búsqueda sea dirigida a converger en soluciones aceptables, dentro de un subconjunto más pequeño del conjunto óptimo Pareto.

favoreciendo aquellas soluciones más cercanas al óptimo de las funciones con mayor importancia, y en proporción a ésta.

Se deduce que los métodos con Algoritmos Genéticos más atractivos para resolver problemas multiobjetivo, serán aquellos que cuenten con un método de clasificación jerárquica independiente del rango y que además permitan especificar la importancia de los objetivos de una manera práctica (Bentley y Wakefield, 1997). Los métodos de evaluación de los individuos: Suma de Radios Ponderados (SWR) y Suma de Radios Globales Ponderados (SWRG), propuestos por dichos autores, cumplen con esos requisitos.

Suma de radios ponderados (SWR)

Los valores de aptitud para cada objetivo son convertidos en radios, usando la mejor y la peor solución de cada generación con respecto al objetivo considerado, esto remueve la dependencia del rango de las soluciones y éstas pueden ser ponderadas y sumadas para proveer un único valor de aptitud para cada individuo.

Suma de radios globales ponderados (SWRG)

Este método es una variación del anterior. En lugar de convertir en radios las aptitudes separadas de cada solución para cada objetivo usando los mejores y peores valores de la población actual, se usan los valores globalmente mejores y peores.

En ambos métodos, la importancia de los objetivos individuales puede asignarse mediante pesos. Cada cierto número de generaciones, los pesos de los objetivos pueden ser variados, así el ordenamiento de acuerdo a la importancia de cada objetivo en la aptitud global varía, es decir, un objetivo que inicialmente tenía el mayor grado de importancia pasa a tener un grado de importancia secundario.

5. Planteamiento del problema de electrificación rural

La Corporación Autónoma Regional Rionegro-Nare 'CORNARE' es una entidad de carácter público descentralizado, creado por ley y con jurisdicción en 26 municipios que conforman la región del Oriente del Departamento de Antioquia, región de Colombia en Sudamérica, que ocupan un territorio de 809400

hectáreas, el 13% del departamento, encargada de administrar, controlar y encauzar el uso y aprovechamiento de los recursos naturales renovables dentro del concepto del desarrollo humano sostenible.

Con el objetivo de adelantar su programa de electrificación rural CORNARE identificó 956 proyectos posibles. Estos proyectos están representados por la conexión de las veredas a la red interconectada regional (red de distribución de energía eléctrica). Cada proyecto está caracterizado por: el número de viviendas rurales que favorece, su costo económico, su aporte a la cobertura del servicio eléctrico municipal, y la demanda de electricidad a las subestaciones asociadas a él, entre otros.

Se consideró importante el planteamiento de objetivos que ayuden a dirigir el plan de electrificación de manera adecuada a las necesidades de la región. Estos objetivos incluyen: la eficiencia económica en la asignación de recursos, la equidad en las coberturas municipales, el tratamiento preferencial a los municipios prioritarios (por ley los municipios que tengan proyectos de generación de energía eléctrica en su territorio tienen tratamiento prioritario en electrificación rural), y asegurar la presencia política en todos los municipios de la zona (la electrificación rural es una manera de mostrar presencia del gobierno en zonas de conflicto).

Adicionalmente, el problema está sujeto a una serie de restricciones. La formulación matemática del problema se puede plantear como sigue.

5.1 Funciones objetivo

Eficiencia económica en la asignación de recursos

Con este objetivo se busca maximizar los beneficios asociados a la construcción de los proyectos, representados por la cantidad de viviendas que se atienden con cada proyecto particular. Este objetivo se representa matemáticamente de la siguiente manera.

$$Max Z_1 = \sum_{i=0}^T \sum_{k=1}^N I_{k,i} * Nv_k$$

donde N es el número de proyectos considerados, Nv_k es el número de viviendas que se benefician con la implementación del proyecto k , e $I_{k,t}$ es una variable binaria (0,1) que indica la decisión de implementar o no el proyecto k , en el período de tiempo t .

Equidad en las coberturas municipales

Con este objetivo se desea conseguir un nivel mínimo de cobertura en todos los municipios de la región, ya que existen grandes desequilibrios en la cobertura de los diferentes municipios. Este objetivo pueden escribirse de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{Max } Z_2 &= Cb_{i,t} + \\ & \sum_{\substack{k=1 \\ k \in i}}^n I_{k,t} * (Ct_{k,t}) \geq Cd_{i,t} \\ & i \in \text{municipios no prioritarios} \end{aligned}$$

donde $Cb_{i,t}$ es el porcentaje cobertura del servicio en el municipio i al inicio del período t , $Ct_{k,t}$ es la contribución del proyecto k al incremento en el porcentaje de cobertura del servicio en el municipio i en el período t , $Cd_{i,t}$ es el porcentaje de cobertura deseada para el municipio i al final del período considerado y n es el número de proyectos que pertenecen al municipio i .

Tratamiento preferencial a los municipios prioritarios

La ley estipula que las inversiones se deben dirigir de forma prioritaria hacia los municipios en donde se encuentran ubicados los proyectos de generación de energía eléctrica. Una posible función objetivo en este caso intentaría que en cada municipio prioritario, al final del horizonte de planificación, tenga una cobertura por encima de cierto límite que se desea satisfacer:

$$\begin{aligned} \text{Max } Z_3 &= Cb_{i,t-1} \\ & + \sum_{\substack{k=1 \\ k \in i}}^n I_{k,t} * (Ct_{k,t}) \geq Cd_{ip,t} \\ & i \in \text{municipios prioritarios} \end{aligned}$$

donde $Cobdes_{ip,t}$ es la cobertura deseada para el municipio prioritario i , al final del período considerado. Al tratarse de municipios prioritarios la cobertura mínima deseada en estos municipios debe ser mayor que la cobertura mínima deseada en los municipios no prioritarios.

Asegurar presencia política en todos los municipios de la zona

Con este objetivo se pretende hacer presencia en todos los municipios realizando inversiones en cada uno de ellos, especialmente donde se requiere la presencia del gobierno debido al conflicto armado. Esta función objetivo se plantea de la siguiente manera:

$$\text{Max } Z_4 = \sum_{\substack{k=1 \\ k \in i}}^n I_{k,t} \geq M$$

Garantizando que en el municipio i se construya por lo menos M proyectos.

5.2 Restricciones

Este problema de electrificación rural está sujeto a las siguientes restricciones.

Restricciones de contingencia

Utilizadas para indicar que la construcción de un proyecto está condicionada a la construcción previa de otro proyecto. Se plantean así:

$$I_{k,t} \leq \sum_{t'=0}^{t-1} I_{j,t'}$$

donde j es un proyecto que requiere ser construido en el tiempo t' antes de construir el proyecto k .

Restricciones de no duplicidad

Utilizadas para indicar que cada proyecto se puede construir máximo una vez. Se plantean así:

$$\sum_{t=0}^T I_{k,t} \leq 1, \text{ para todo } k = 1, \dots, N$$

Restricciones presupuestales

Utilizadas para indicar el límite del presupuesto para inversiones que puede ser ejecutado en cada año. Estas restricciones se presentan de la forma:

$$\sum_{k=0}^N I_{k,t} \text{Costo}_{k,t} \leq P_t,$$

para todo $t = 1, \dots, T$

donde $\text{Costo}_{k,t}$ representa el costo de cada proyecto en el año t , y P_t es el presupuesto disponible para inversión en el año t .

Restricción de capacidad disponible en las subestaciones

Cada proyecto de electrificación rural está asociado a una subestación desde la cual se le abastecerá de energía, por lo tanto esta restricción indica que la demanda exigida por los proyectos asociados a una subestación no debe exceder la capacidad de la estación en cada período considerado. La demanda de cada proyecto se calcula como $PCE * Nv_k$ donde PCE es el consumo promedio de energía por vivienda en kilovatios por año (KWA).

$$\sum_{k \in I_t} I_{k,t} * dem_k \leq disp_{i,t} \text{ para todo } t$$

donde $disp_{i,t}$ es la disponibilidad de capacidad en las subestación i -ésima para satisfacer las demandas en el período t . La sumatoria se hace sobre todos los proyectos asociados a la subestación I .

6. Solución con algoritmos genéticos

Al plantear el problema resultan 956 variables de decisión binarias, para cada período de tiempo y , el horizonte de planificación es de 5 años y en total se tienen 4780 variables de decisión binarias $I_{k,t}$, y 2791 restricciones distribuidas de la siguiente manera:

Restricciones de no duplicidad: 956

Restricciones de contingencia: 1690

Restricciones de presupuesto: 5

Restricciones de Capacidad en las subestaciones: 140

Se utiliza el método de Algoritmos Genéticos para problemas con múltiples objetivos propuesto por Bentley y Wakefield (1997), llamado Suma de Radios Globales Ponderados (SWRG, por sus iniciales en Ingles) para evaluar los individuos de la población y se combina con un Algoritmo Híbrido de Algoritmos Genéticos y Búsqueda Tabú para guiar el conjunto de soluciones (Pulgarín; 2001). El Algoritmo Híbrido se basa principalmente en los aspectos de los Algoritmos Genéticos (Michalewicz, 1994) y se apoya en algunos conceptos de la Búsqueda Tabú (Glover y Laguna, 1998) para escapar de óptimos locales y utilizar de forma eficiente la información de las soluciones ya visitadas (Pulgarín; 2001).

Los valores de parámetros del Algoritmo Genético fueron fijados a través de experimentos con diferentes configuraciones. En la Tabla 1 se presentan los valores de estos parámetros.

Tabla 1. Parámetros del Algoritmo Genético

Número de Individuos	2000
Iteraciones	1000
elitismo	10%
Cruce	25%
Mutación	10%

En la Figura 2 se presentan los niveles de cobertura alcanzada en cada uno de los 26 municipios. De igual forma en la Figura 3 se muestra los niveles totales de cobertura en cada municipio al final del período como resultado del programa de electrificación rural que se obtiene con la aplicación del método de evaluación de los individuos para optimización multiobjetivo de Algoritmos Genéticos, Suma de Radios Globales Ponderados.

En la Figura 4 se presenta una comparación entre los resultados obtenidos por (Pulgarín, 2001), utilizando Algoritmos Genéticos y el método de evaluación de los individuos propuesto por (Bentley y Wakefield, 1997) y el método de las restricciones implementado también con Algoritmos Genéticos. En las tablas 2 y 3 se muestra la distribución anual de los recursos económicos con cada uno de estos métodos en

relación con el presupuesto disponible, y el número de viviendas beneficiadas. Como puede observarse en las tablas 2 y 3, se obtuvo un mayor número de viviendas beneficiadas cuando se utilizó el método de las restricciones pero se presenta mayor equilibrio en las coberturas municipales con la utilización del método de SWRG (ver Figura 4), así mismo se hace mejor uso del presupuesto cuando se utilizan el método de SWRG dejándose de utilizar

aproximadamente 31 millones de pesos del presupuesto disponible mientras que por el método de las restricciones se dejan de utilizar 1000 millones de pesos aproximadamente.

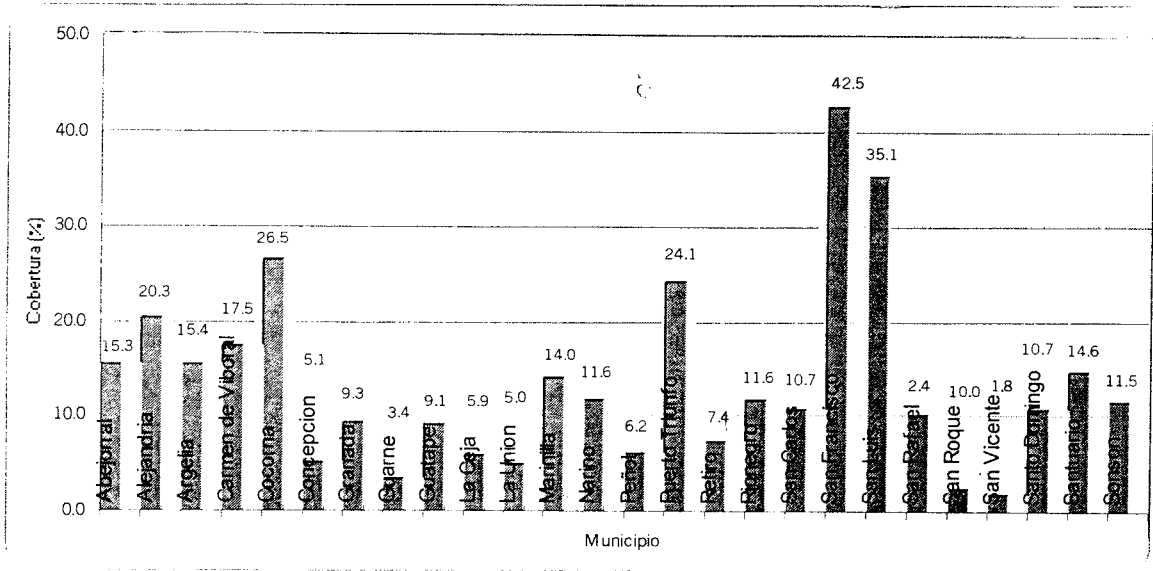


Figura 2. Adición de cobertura en cada municipio

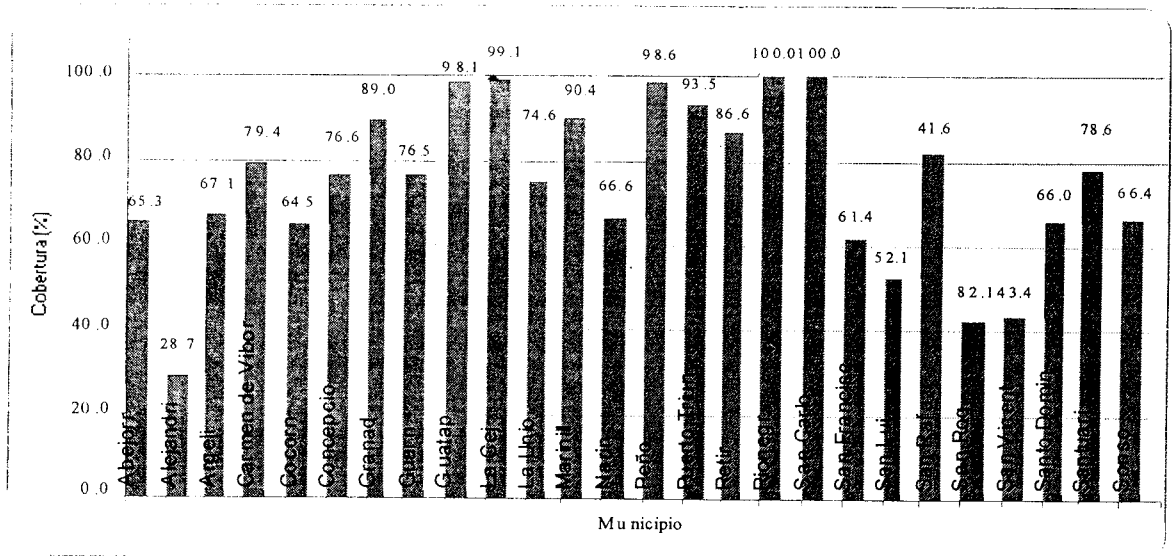


Figura 3. Cobertura final en los municipios

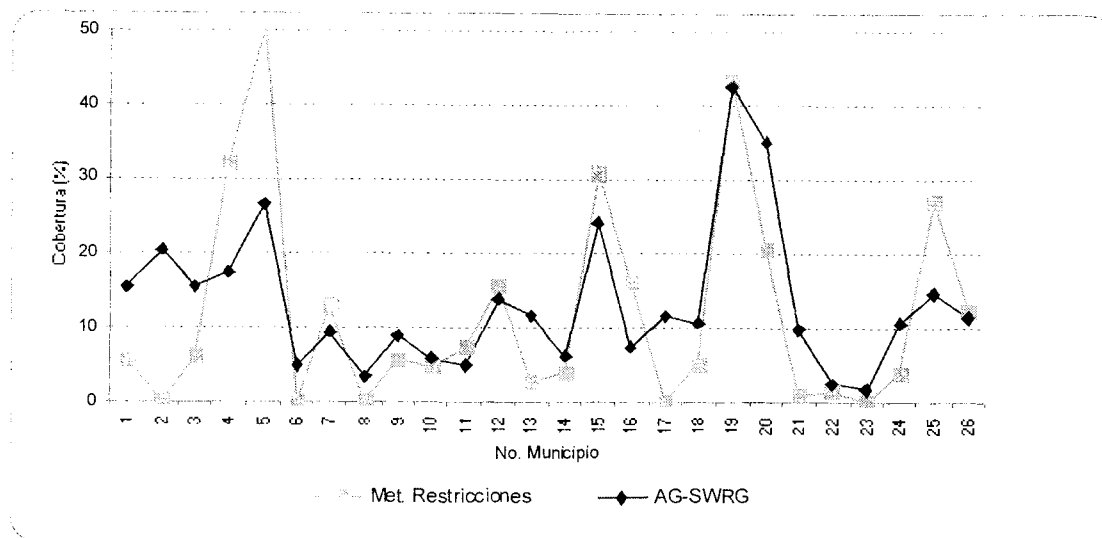


Figura 4. Comparación de las adiciones de cobertura municipal obtenidas por 2 métodos diferentes

Tabla 2. Distribución anual de costos y número de viviendas beneficiada -método de las restricciones

Año	Nuviv	Costo	Presupuesto	Presupuesto restante
1	2.768	\$ 1.168.338.432	\$ 1.170.417.126	\$ 2.078.694
2	2.371	\$ 1.047.317.943	\$ 1.173.159.598	\$ 125.841.655
3	2.252	\$ 925.433.878	\$ 1.172.077.488	\$ 246.643.610
4	2.116	\$ 788.691.042	\$ 1.114.820.247	\$ 326.129.205
5	2.006	\$ 701.700.057	\$ 1.066.590.514	\$ 364.890.457
Total	11.513	\$ 4.631.481.351	\$ 5.697.064.973	\$ 1.065.583.622

Tabla 3. Distribución anual de costos y número de viviendas – método SWRG

Año	Nuviv	Costo	Presupuesto	Presupuesto restante
1	1.153	\$ 1.168.604.200	\$ 1.170.417.126	\$ 1.812.926
2	1.768	\$ 1.165.549.107	\$ 1.173.159.598	\$ 7.610.491
3	2.303	\$ 1.158.399.004	\$ 1.172.077.488	\$ 13.678.484
4	2.868	\$ 1.107.903.821	\$ 1.114.820.247	\$ 6.916.426
5	3.264	\$ 1.065.296.652	\$ 1.066.590.514	\$ 1.293.862
Total	11.356	\$ 5.665.752.784	\$ 5.697.064.973	\$ 31.312.189

7. Conclusiones

Este trabajo presenta una solución a un problema de optimización del mundo real bastante complejo en el cual se desea satisfacer una serie de objetivos simultáneamente, algunos de ellos compitiendo entre sí y sujeto a un número considerable de restricciones.

El número de objetivos y de restricciones a considerar y el tipo de variables que surgen (variables binarias) hace difícil su solución por medio de métodos clásicos de optimización multiobjetivo, por esta razón se implementó la solución a este problema mediante la utilización de los Algoritmos Genéticos, aprovechando la forma en que estos algoritmos pueden explorar el espacio de búsqueda y la posibilidad de combinarse con otros métodos de optimización como el de Búsqueda Tabu.

La aplicación de método de evaluación de los individuos para problemas de optimización multiobjetivo con Algoritmos Genéticos, Suma de Radios Globales Ponderados, permitió atacar un problema muy grande considerando simultáneamente todos los objetivos, y presentando ventajas muy significativas, tanto en tiempos de ejecución como en la calidad de las soluciones halladas, con respecto al método de las restricciones utilizado tradicionalmente para atacar este problema.

La exitosa solución a problemas de optimización complejos requiere la investigación y experimentación de diversas técnicas que permitan compensar las deficiencias de algunos métodos y aprovechar al máximo sus ventajas.

Referencias

- BEAN, J.C., y HADJ-ALOUANE, A.B. (1992), A dual genetic algorithm for bounded integers programs. Departamento de Ingeniería Industrial y operaciones, Universidad de Michigan, Reporte Técnico 92-53.
- BEDOYA, L., PARRA J. B., y otros (1994), Desarrollo de una metodología para estudiar el problema de la expansión de la electrificación rural, considerando objetivos múltiples. Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Medellín.
- BENTLEY, P. J¹. y WAKEFIELD, J². (1997), *Finding acceptable solutions in the Pareto-Optimal range using Multiobjective Genetic Algorithms*. (1) Department of Computer Science, University College London. (2) Division of Computing y Control Systems, School of Engineering, University of Huddersfield, London, UK.
- COHON, J. L. (1978). *Multiobjective Programming and Planning*. Academic Press. New York.
- CVECTKOVIC, D. y PARMEE, I. (1999), *Genetic Algorithm-based Multi-objective optimisation and conceptual engineering design*. In CEC'99, 6-9 Washington D.C., USA.
- FONSECA, C. y FLEMING, P. (1993), *Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, in Genetic Algorithms*. Proceedings of the Fifth International Conference, Morgan Kaufmann., San Mateo, CA.
- GOLDBERG, D. E. (1989), *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley.
- GLOVER, F., y LAGUNA, M. (1998), *Tabu Search*. University of Colorado, Kluwer.
- HOLLAND, J. (1975), *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT Press.
- HORN, J. y NAFPLIOTIS, N. (1993), *Multiobjective Optimisation Using the Niche Pareto Genetic Algorithm*. Illinois Genetic Algorithms Laboratory (IlligAL), report no. 93005.
- JARAMILLO P. (1999), Desarrollo de un sistema soporte a la decisión para la asignación de recursos naturales con satisfacción de múltiples objetivos y múltiples decisores. Tesis Doctoral. Universidad Politécnica de Valencia, España.
- LINKENS, D. y NYONGESA, H. (1993), *A Distributed Genetic Algorithm for Multivariable Fuzzy Control*. IEE Colloquium on Genetic Algorithms for Control Systems Engineering, Digest No. 199/130, 9/1 - 9/3.
- MICHALEWICZ, Z. (1994A), *Genetic algorithms + data structures = evolution programs*. Springer-Verlag, New York, 2 ed.
- MICHALEWICZ, Z. (1994B), *Genetic algorithms, numerical optimization, and constraints*, Department

- of Computer Science. University of North Carolina Charlotte.
- PULGARÍN, A. (2001). Aplicación de herramientas de Inteligencia Computacional en la Planificación de Recursos. Tesis de Maestría. Posgrado en Aprovechamiento de Recursos Hidráulicos, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Medellín.
- RICHARSON, J., PALMER, M., LIEPINS, G. y HILLARD, M. (1989); *Some guidelines for genetic algorithms with penalty functions*. Schafer ed. Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, Lawrence Erlbaum.
- SCHAFFER, J. (1985), *Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms*. *Genetic Algorithms and Their Applications: Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, 93-100.
- SMITH, R., MESA, O., DYNNER, I., JARAMILLO, P., POVEDA, G., VALENCIA, D. (2000), Decisiones con múltiples objetivos e incertidumbre. Universidad Nacional de Colombia. Medellín, Colombia.
- SRINIVAS, N. y DEB, K. (1995), *Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms*. *Evolutionary Computation*, 2:3, 221-248.
- SUN, y WANG, Z. (1992), *Interactive Algorithm of Large Scale Multiobjective 0-1 Linear Programming*. Sixth IFAC/IFORS/IMACS Symposium on Large Scale Systems, Theory and Applications, 83-86.
- SYSWERDA, G. y PALMUCCI, J. (1991), *The Application of Genetic Algorithms to Resource Scheduling*. *Genetic Algorithms: Proceedings of the Fourth International Conference*, Morgan Kaufmann, 502-508.