

ALGORITMO GENÉTICO APLICADO AL PROBLEMA DE ASIGNACIÓN DE CANAL EN COMUNICACIONES MÓVILES CELULARES

Claudio Alfredo López Miranda (claudio@gauss.mat.uson.mx)
Departamento de Matemáticas, Universidad de Sonora

Resumen

La asignación óptima de canales en comunicaciones móviles permite mejorar la capacidad del sistema aumentando el número de usuarios simultáneos; así como también mejorar la calidad de servicio disminuyendo la interferencia de células adyacentes. El problema de asignación de canal es un problema de optimización combinatoria NP-difícil, por lo que se presenta un algoritmo genético (AG) binario como alternativa de búsqueda de soluciones subóptimas. Se estudia el caso de un arreglo lineal de células y se propone una extensión para el caso de un arreglo planar. Los resultados muestran un buen desempeño del AG y una gran facilidad de implementación para problemas de optimización no lineal con manejo de restricciones usando el método de penalización en la función objetivo.

1. Introducción

Debido a los recursos limitados de ancho de banda, las compañías de teléfonos celulares deben aprovechar al máximo sus canales de frecuencia para atender la demanda en cada célula. La asignación óptima de canales permite mejorar la capacidad del sistema aumentando el número de usuarios simultáneos; así como también mejorar la calidad de servicio disminuyendo la interferencia co-canal y de células adyacentes. El problema de asignación de canal (CAP por sus siglas en inglés: *Channel Assignment Problem*) es un problema de optimización combinatoria NP-difícil, para el cual no hay un algoritmo eficiente de tiempo polinomial.

Hay diferentes esquemas para asignar los canales por la Estación Base (EB) para satisfacer la demanda y evitar la interferencia durante las llamadas. La técnica más común es la Asignación Fija (AF), en el cual se asigna un conjunto de canales (esencialmente fijos) a cada EB en el proceso de diseño y planeación celular. Existe también Asignación Dinámica (AD) de frecuencias, en el cual todos los canales disponibles se almacenan en una lista común, en cada nueva llamada se asigna un canal disponible siempre que este no genere interferencia con los canales en uso. Otro de los esquemas atractivos es la asignación híbrida combinando la AF y AD, además de la posibilidad de pedir canales prestados entre células cuando estén desocupados; aunque debido a los costos y consumo de recursos, es deseable que el número de canales se mantenga en el mínimo posible. Para una introducción más detallada del CAP ver [1]-[3].

Resolver una instancia del CAP con restricciones no es un ejercicio trivial, por lo que se han planteado una diversidad de técnicas que utilizan algún algoritmo de optimización, como los algoritmos de coloreo de grafos cuando un canal no puede ser asignado a dos células adyacentes [4], recocido simulado [5], algoritmos genéticos [6]-[7], algoritmos de búsqueda local, redes neuronales [8], entre otros.

En este trabajo ilustramos el CAP bajo el esquema de AF de canales con restricciones de interferencia limitada y demanda fija en cada célula. Proponemos un AG con representación binaria del cromosoma aplicado a un arreglo lineal de células como lo presenta Jaimes en [9]. El propósito de este artículo es presentar una introducción a las aplicaciones de los AGs, que permita describir la metodología típica de un AG con manejo de restricciones mediante el método de penalización, así como ilustrar las bondades de dicha técnica en problemas donde el espacio de búsqueda es muy grande. Lo anterior con el fin de motivar el interés en las áreas de matemáticas, optimización combinatoria y computación.

En la Sección 2 presentamos el problema del CAP. La Sección 3 contiene la descripción del AG y los operadores de selección, cruce y mutación. Los resultados para un arreglo lineal de células con demanda uniforme se discuten en la Sección 4, mientras que las conclusiones se dan en la Sección 5.

2. El problema de asignación de canal

De forma simple, el CAP consiste en asignar de manera óptima los canales disponibles en un sistema de Acceso Múltiple por División de Frecuencias (FDMA, por sus siglas en inglés *Frecuencia División Multiple Access*), de tal forma que se minimice la interferencia *inter-célula* y por *célula adyacente*, sujeto a restricciones de demanda. La interferencia co-canal o *inter-célula*, puede ocurrir cuando las frecuencias utilizadas en la misma *célula* (ver Fig. 1) tienen poca separación espectral en el ancho de banda asignado, mientras que la interferencia por *célula adyacente* es la interferencia entre dos células geográficamente separadas pero que utilizan el mismo conjunto de canales (por ejemplo células del mismo color en la Fig 2). Minimizar dichas interferencias permite mejorar la calidad y capacidad de servicio del sistema al aumentar el nivel de reuso de frecuencia, traducido en mayor número de usuarios simultáneos. El problema de asignar un conjunto C de canales se muestra en la Fig. 2, donde x_{ij} representa la separación mínima de frecuencia que deber haber para evitar interferencia entre los canales asignados a la célula i y las frecuencias asignadas a la célula j , tal que c_{ik} es el k -ésimo canal asignado a la célula i .

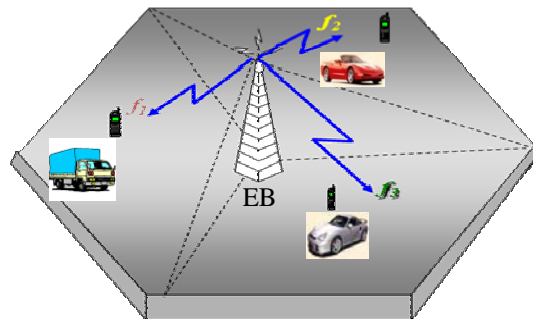


Fig. 1. Representación hexagonal del área geográfica de cobertura (*célula*) de una EB en una red celular de comunicaciones móviles

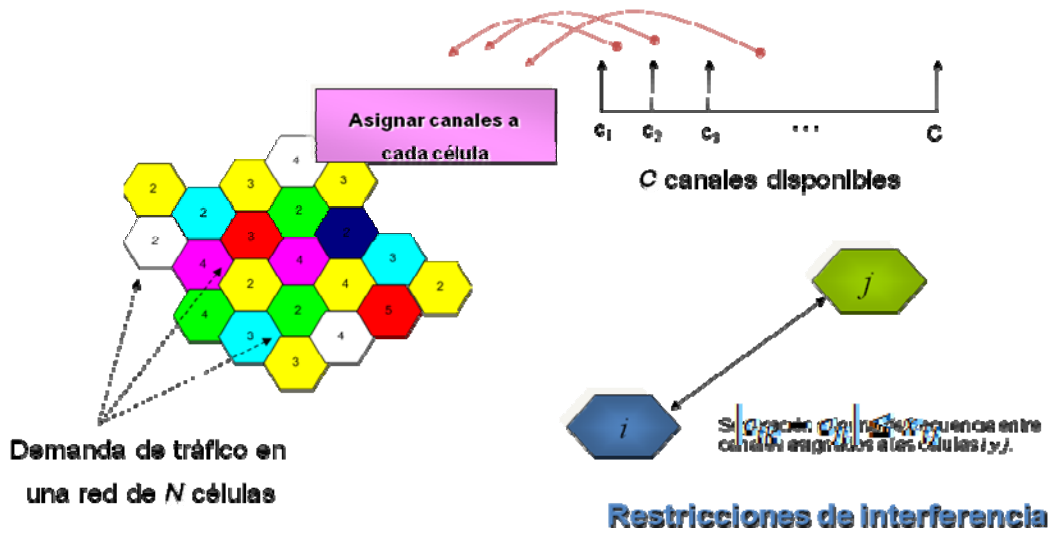


Fig. 2. Representación del CAP sujeto a restricciones de demanda e interferencia.

En general, en un CAP se tiene una matriz de interferencia X , ver (1), y una matriz de asignación $A = [a_{ij}]$, que representa una solución (potencial) del problema, donde a_{ij} son las variables de decisión 0-1 definidas por la ecuación (2). Dado los valores 0-1 para las a_{ij} 's, nótese que el CAP es un problema de optimización combinatoria.

$$\begin{array}{c}
 \text{Células} \\
 \text{1} \quad \dots \quad N \\
 \text{1} \quad \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \dots & x_{NN} \end{bmatrix} \\
 \text{N}
 \end{array}
 \quad
 \begin{array}{c}
 \text{Canales} \\
 \text{1} \quad \dots \quad C \\
 \text{1} \quad \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1C} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & \dots & a_{NC} \end{bmatrix} \\
 \text{N}
 \end{array}
 \quad (1)$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si el canal } k \text{ es asignado a la celda } i \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (2)$$

3. Algoritmo genético

3.1 Estructura de funcionamiento de un AG

Para resolver el CAP se propone un AG con representación binaria. Los AGs pertenecen a un conjunto de técnicas denominadas algoritmos de computación evolutiva, cuyo esquema se muestra en la Fig. 3 [12]-[13]. El AG toma una población inicial (aleatoria) de individuos, evalúa la aptitud de cada uno de ellos y posteriormente selecciona a un conjunto de padres que producirán la siguiente generación por medio de un proceso evolutivo de cruce y mutación. En este trabajo el método de selección utilizado es el torneo binario determinístico, en el cual seleccionamos aleatoriamente dos individuos de la población y el individuo más apto (con mejor valor en la función objetivo) gana el torneo, es decir, pasa a formar parte de la lista de padres (*mating pool*). El total de padres seleccionados es igual al tamaño de la población. El torneo binario trata de imitar el proceso de selección natural de Darwin para el origen de las especies [10], dicho torneo es de menor complejidad computacional comparado con otros métodos de

selección como la ruleta [11] y en la mayoría de los casos no requiere evaluar a la población completa (sólo aquellos que participan en los torneos), ver [12]-[13].

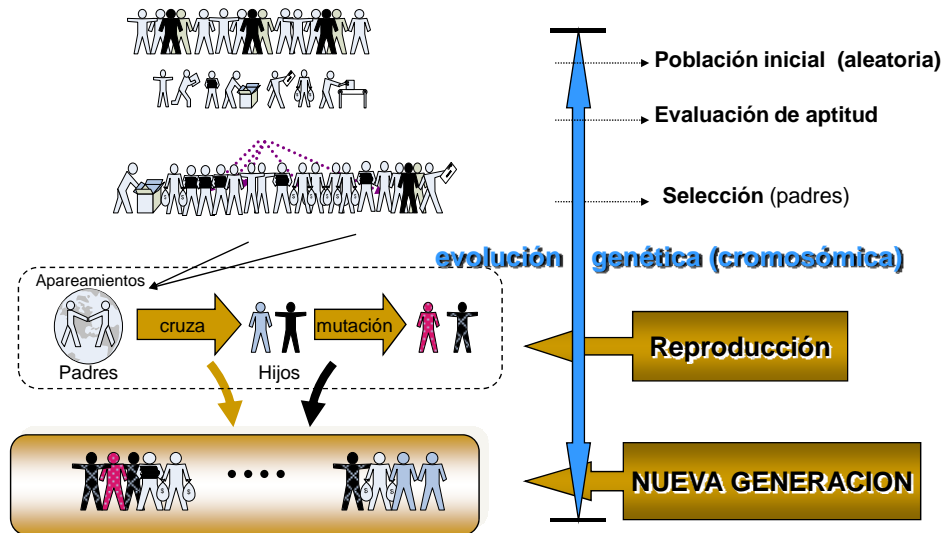


Fig. 3. Representación de los pasos de un AG inspirada en la evolución de las especies

3.2 Representación del cromosoma

En un AG cada individuo de la población denota una solución potencial del problema, i.e. cualquier matriz de asignación A definida en (1). Por facilidad numérica, en vez de usar la matriz A , cada individuo es representado por una súpercadena binaria de longitud NC llamada cromosoma (Fig. 4), donde N es el número de células y C el total de canales.

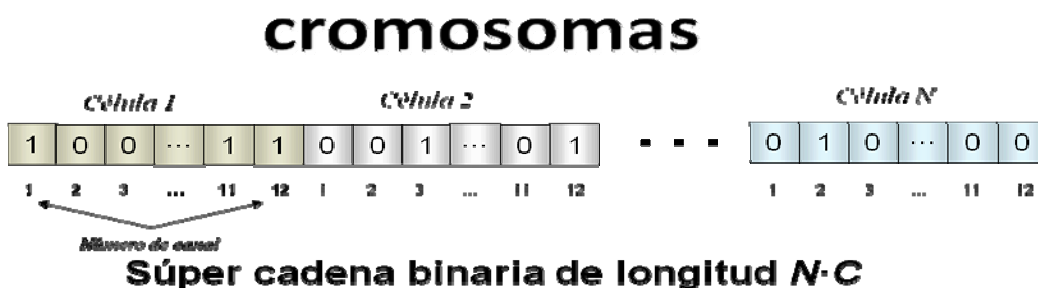


Fig. 4. Representación del cromosoma con $C = 12$ canales y N células

Dicha súpercadena es la representación del individuo a nivel cromosómico, cuyos valores individuales (0's y 1's en este caso) son los *alelos* o valores de cada *gen*. De ahí que el algoritmo se denomine AG, puesto que las operaciones de selección, cruza y mutación toman en cuenta la estructura genética. Nótese que un cromosoma (solución potencial del problema), puede o no satisfacer los requerimientos de demanda e interferencia, por lo que la búsqueda de asignaciones "óptimas" se realiza tanto con soluciones factibles como no factibles. Para $N = 9$ y $C = 12$, ¡el

espacio de búsqueda es $2^{NC} = 2^{108!}$, resaltando la complejidad del CAP como un problema NP-cruel (término usado por primera vez en la literatura equivalente a los términos NP-Hard, NP-duro o NP-difícil).

3.3 Función de aptitud

Generalmente la función de aptitud (*fitness function*) en un AG, es la función objetivo del problema de optimización en mano. En nuestro caso, dicha función viene dada por (3), en la que se considera un término de penalización por déficit de canal y otro por conflictos presentados de interferencia.

$$\text{Min } F = \sum_{i=1}^N \left(t_i - \sum_{k=1}^C a_{ik} \right)^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^C \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \sum_{l=1}^C z_{kl} a_{ik} a_{jl} \quad (3)$$

Donde t_i es la demanda de la célula i , z_{kl} está definido por (4) y representa un contador de interferencia cuando los canales k y l son asignados a las células i y j , respectivamente.

$$z_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{si } |k - l| \leq x_{ij} \\ 0 & \text{si } |k - l| > x_{ij} \end{cases} \quad (4)$$

El objetivo es minimizar tanto la interferencia como el déficit en F , por lo que una solución factible siempre tendrá una mejor aptitud que una no factible. La aplicación del AG al CAP, permite describir la metodología típica de un AG con manejo de restricciones mediante el método de penalización, así como ilustrar las bondades de dicha técnica en problemas donde el espacio de búsqueda es muy grande.

3.4 Método de selección por torneo

En general, el método de selección por torneo de tamaño k , consiste en seleccionar con o sin reemplazo un subconjunto de k individuos de la población actual y comparar sus valores de aptitud para elegir determinista o aleatoriamente al ganador (ilustrado en la Fig. 5). El tamaño del torneo k establece la presión de selección de los mejores individuos, en general entre más grande es el tamaño del torneo mayor dominancia tendrá el individuo más apto de la población (¡selección natural!). En un torneo binario ($k = 2$) determinista, el ganador es siempre el competidor más apto; mientras que en un torneo aleatorio el ganador se escoge lanzando una moneda cargada con probabilidad de éxito p (generalmente mayor que 0.5), si ocurre un éxito el ganador del torneo es el más apto, en caso contrario el ganador es el menos apto. El torneo aleatorio permite que sobrevivan con probabilidad baja los individuos menos aptos con el fin de evitar en algunos casos la convergencia prematura.

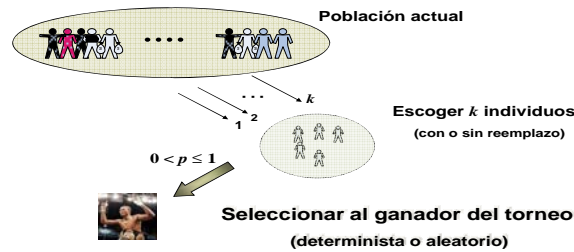


Fig. 5. Selección por torneo

3.5 Cruzamiento de un punto y mutación uniforme

De la lista de padres se eligen parejas aleatoriamente o de manera determinista (secuencial). Con dichas parejas se procede a la generación de nuevos hijos mediante el operador de cruzamiento de un punto. La crucea es el principal operador en un AG, por lo que es muy común realizarla con una probabilidad alta p_c . La crucea de un punto funciona seleccionando una posición aleatoria dentro de la súpercadena y se intercambian los bits de cola derecha, formando así dos nuevos descendientes (uno para cada padre). A estos descendientes, se les aplica un operador de mutación bit a bit con una probabilidad muy baja p_m . Se genera un número aleatorio r uniforme entre 0 y 1, si r es menor que p_c el bit muta su valor de 0 a 1 o de 1 a 0, según corresponda. La mutación se utiliza con el fin de que el AG tenga capacidad de exploración del espacio de búsqueda y evite quedar atrapado en óptimos locales. Los individuos resultantes después de la mutación pasan a conformar la nueva generación (AG generacional).

4. Resultados de simulación

La aplicación del AG al CAP se ilustra para un arreglo lineal de 9 células. No se permite reuso de frecuencia en la primera y segunda célula adyacente. Se supone demanda uniforme de 4 canales por célula. El arreglo lineal y la matriz de interferencia X se muestran en la Fig. 6.

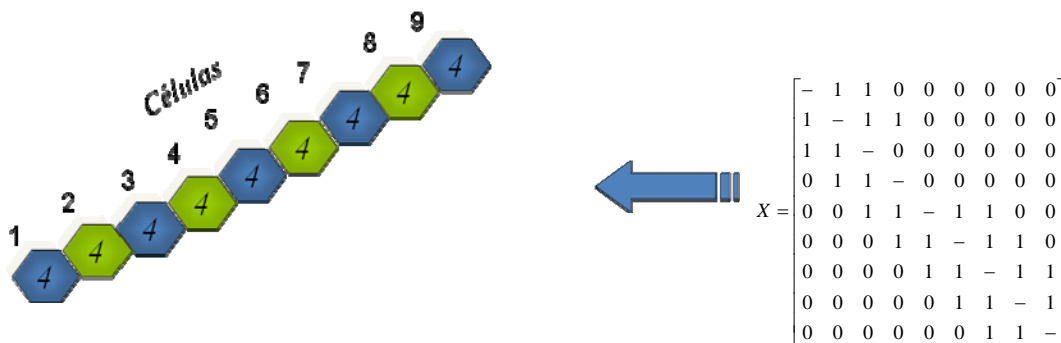


Fig. 6 Arreglo celular lineal con 9 células.

Los resultados para una corrida típica del AG se muestran en la Fig. 7. El tamaño de población fue de 100 individuos, el número máximo de generaciones se estableció en 200, la probabilidad de crucea se fijó en 0.95 y la probabilidad de mutación en 0.01. La Fig. 7 presenta la

aptitud (valor de la función objetivo) del mejor individuo por generación. Observe que el AG es elitista, permitiendo que el mejor individuo de la generación sobreviva a la siguiente en caso de no ser mejorado. Además, vemos la rapidez con que el algoritmo encuentra una buena solución (no olvidar que el espacio de búsqueda tiene 2^{108} individuos), la cual se alcanzó en menos de 15 iteraciones. Por otro lado, la gráfica del menor déficit correspondiente al mejor individuo por generación se muestra en la Fig. 8, observe que las soluciones infactibles rápidamente son sustituidas por soluciones factibles. La aplicación del AG presentado aquí, pretende mostrar el gran potencial que tiene un AG para tratar con un problema de optimización no lineal multivariable con restricciones. Para aplicaciones más completas de computación evolutiva a problemas de optimización global ver [14]-[16].

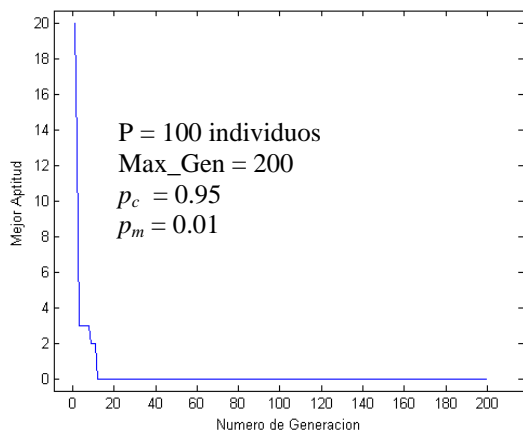


Fig. 7. Mejor aptitud por generación

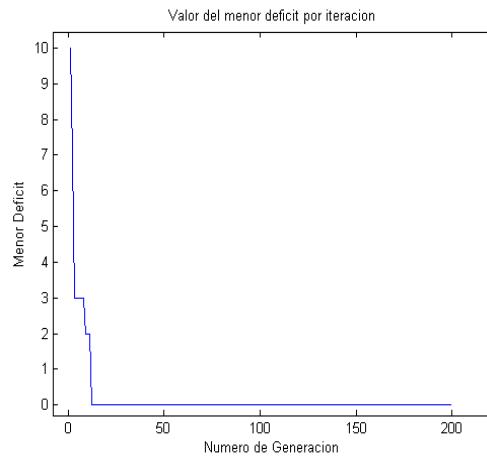


Fig. 8. Menor déficit por generación

El AG se codificó en la plataforma matlab, la matriz de asignación “subóptima” de frecuencias se muestra en la Fig. 9.

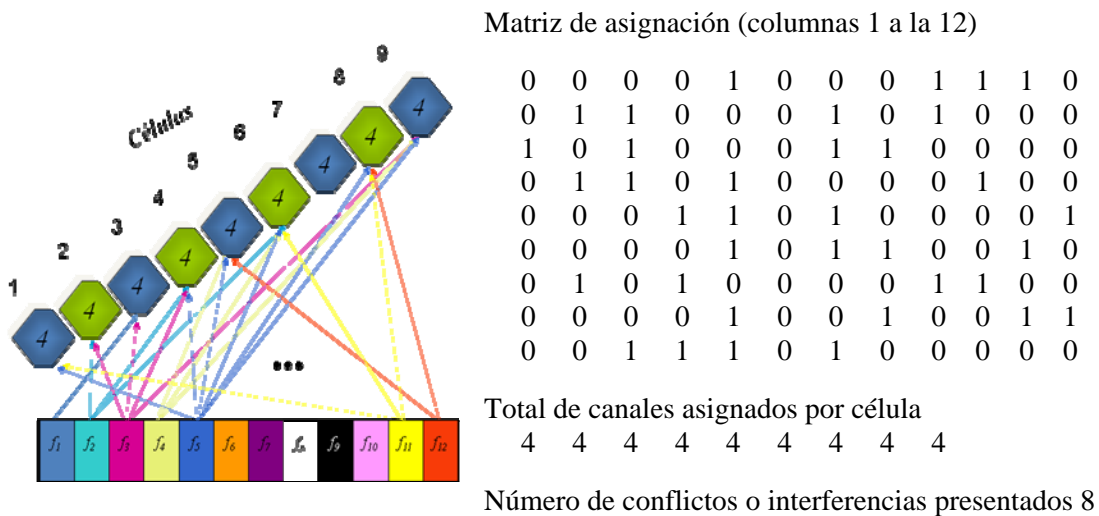


Fig. 9. Asignación subóptima de canales mediante el AG.

5. Conclusiones

En este trabajo, presentamos un AG aplicado al CAP en comunicaciones móviles celulares, el cual resulta un problema de optimización no lineal con restricciones. Ilustramos la capacidad del AG para tratar las restricciones mediante el método de penalizaciones en la función objetivo. El AG ofrece buenas soluciones subóptimas en el caso de arreglo celular lineal, y es muy fácil de implementar. Como trabajo futuro con un arreglo planar, es posible mejorar la capacidad de búsqueda local aplicando un algoritmo de coloreo de grafos en el bloque de mutación. Es recomendable utilizar una heurística tipo mochila para reparar un cromosoma no factible de manera más eficiente, además se propone usar otras funciones de aptitud y métodos de selección para darle mayor preferencia a las soluciones factibles.

Referencias

- [1]. Smith, George D.; Debuse, Jason C.; Ryan, Michael D.; Whitley, Iain M.: 2000 “An Effective Genetic Algorithm for the Fixed Channel Assignment Problem”, Capítulo del libro. Corne, David W.; Oates, Martin J.; Smith, George D.: 2000, *Telecommunications Optimization: Heuristic and Adaptive Techniques*, John Wiley & Sons, New York.
- [2]. Lai, Wax K.: 1996. “Channel Assignment through Evolutionary Optimization”, *IEEE Trans. On Vehicular Technology*, Vol. 45, No. 1, pp. 91-96.
- [3]. Fang, Yuguang; Zhang, Yi: 2002. “Call Admission Control Schemes and Performance Analysis in Wireless Mobile Networks”, *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, Vol 51, No. 2, pp. 371-82.
- [4]. Garey, M.R.; Johnson, D. S.: 1979. “*Computer and intractability: a Guide to the theory of NP-completeness*”, W. H. Freeman & Co., San Francisco, CA.
- [5]. Van Laarhoven, P.J.M; Aarts, E.H.L.: 1987. “*Simulated Annealing: Theory and Applications*,” Kluwer, Boston.
- [6]. Ngo, C.Y.; Li, V.O.K.: 1998. “Fixed channel assignment in cellular radio networks using a modified Genetic Algorithm,” *Transaction on Vehicular Technology*, Vol. 47, No. 1, pp. 163-172.
- [7]. Valenzuela, C.; Hurley, S.; Smith, D.: 1998, “A permutation based genetic algorithm for minimum span frequency assignment,” in *Parallel Problem solving from Nature –PPSNV*, A.E. Eiben, T. Back, M. Schoenauer, H.P. Schwefel (eds.), Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag: Berlín, pp. 907-916.
- [8]. Funaiki, N.; Takefuji, Y.: 1992. “A neural network parallel algorithm for channel assignment problems in cellular radio networks”, *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, Vol. 41, No. 4, pp. 430-437.
- [9]. Jaimes Romero, Fernando: 1995. “*Resource allocation in cellular radio systems using genetic algorithms*”, Tesis de maestría, Departamento de Ingeniería eléctrica, Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey.
- [10]. Darwin, Charls: 2004. “*El origen de las especies*”, Novena edición, Ed. Porrúa, México.
- [11]. Goldberg, David E.: 1989. “*Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*”, Addison Wesley.
- [12]. Eiben, E.; Smith, J. E.: 2003. “*Introduction to Evolutionary Computation*,” Springer.
- [13]. Michalewicz, Zbigniew: 1996 “*Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*,” Springer.
- [14]. López Miranda, Claudio A.: 2006. “*Estimación de la dirección de arribo y desplazamiento Doppler en un ambiente Gaussiano de dispersores*”, Tesis de doctorado en el Centro de Investigación Científica y de Educación superior de Ensenada
- [15]. Tu, Z.; Lu, Y.: 2004. “A Robust Stochastic Genetic Algorithm (StGA) for Global Numerical Optimization”. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*. Vol. 8, No.5, pp.456-470.
- [16]. Mezura Montes, Efrén; Coello Coello, Carlos A.: 2005. “A simple multimembered evolution strategy to solve constrained optimization problems”, *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, Vol. 9, No. 1, pp. 1-17.