

# Optimización de cobertura inalámbrica en interiores mediante algoritmos evolutivos multiobjetivo

Optimization of indoor wireless  
coverage by multiobjective  
evolutionary algorithms

**Sebastián Ortiz Ruiz Est., Óscar Ortega PhD**

*Facultad de Ingeniería informática y Telecomunicaciones  
UPB, Universidad de Antioquia  
sebas.or@hotmail.com, oolobo@gmail.com*

## Resumen

Hoy en día existen varios modelos que simulan la radio propagación en interiores, de manera muy aproximada al fenómeno real. Con estos modelos se ha realizado la planeación de redes inalámbricas durante mucho tiempo. El problema surge cuando la necesidad de cobertura crece, la infraestructura de las edificaciones es compleja y las sombras de señal representan un obstáculo. Para optimizar la cobertura y el costo en este tipo de escenarios, se evalúa una metodología de solución mediante algoritmos evolutivos multi-objetivo y con una metodología de simulación se obtiene un alto rendimiento basado en las métricas definidas.

**Palabras Clave**— Computación evolutiva, Inteligencia Artificial, Optimización, Redes Inalámbricas, Teoría de Pareto.

**Abstract**

Nowdays there are some indoor radio propagation simulation models, so accurate with the real phenomenon. These models have helped to plan the wireless networks installation for a long time. The problem is when the coverage need grows, the buildings infrastructure is too complex and the signal shadows become an obstacle. In this article the optimization of the coverage and cost in this kind of sceneries is evaluated based on a multiobjective evolutionary algorithms method solution and a simulation method, the resulting performance so high based on the defined metrics.

**Keywords**— Artificial Intelligence, Evolutionary Computation, Optimization, Pareto's Theory, Wireless Networks.

**1. Introducción**

La necesidad de conectividad en los campus universitarios y en los ambientes empresariales, de modo omnipresente, crece cada vez más y para tratar directamente esta necesidad se comenzaron a implementar soluciones basadas en redes inalámbricas y desde entonces su crecimiento ha aumentado considerablemente en los últimos años. “Según una investigación realizada por ABI Research, compañía que asesora a fabricantes del mundo de los semiconductores sin cable, en 2006 el número de puntos Wi-Fi comerciales aumentará en un 47% en todo el mundo, hasta llegar a los 143.700. Aunque tres cuartas partes de estos puntos (el 74%) aún se encuentran repartidos entre el norte de América y Europa, lo cierto es que en la región del Asia Pacífico el número aumenta muy rápidamente. De acuerdo a un comunicado de ABI Research en 2010 esta área del mundo superará a Europa y Norteamérica en el número de puntos Wi-Fi” [1]. Con la implementación de redes inalámbricas surge el problema de cobertura que en recintos cerrados se vuelve complicado de manejar debido a la variedad estructural del edificio en cuestión que se desea conectar. Para la solución del problema existen varias metodologías que se utilizan actualmente; la primera, y en muchos entornos la más común, es la planeación intuitiva, en la que no se utilizan herramientas de simulación, simplemente mediante la intuición en espacios muy pequeños se logra tener una muy buena cobertura con un costo mínimo [2]. También existen metodologías que se apoyan únicamente de herramientas de simulación como el modelo CMW, que permite simular con un bajo costo computacional y resultados muy admisibles [3] mediante las cuales, por prueba y error, se encuentran posiciones adecuadas para los Puntos de Acceso. Existen incluso modelos matemáticos completos para el cálculo de estas posiciones [4] e implementaciones que automatizan el proceso y organizaciones cuya razón social se fundamenta en este tema [5].

En este trabajo el lector encontrará una metodología basada en Algoritmos Evolutivos (EA), los cuales son una técnica de inteligencia artificial que se basa en la teoría evolucionista de Darwin. Básicamente se define un conjunto inicial de elementos

llamados individuos, donde cada uno de ellos representa una posible solución al problema que se afronta; esta población se comienza a cambiar por medio de dos tipos de mecanismos, cruce y mutación, después se aplican unos mecanismos de selección y se eligen finalmente los mejores individuos, basándose en qué tan adecuadamente solucionan el problema [6]. Otra metodología empleada anteriormente para intentar darle solución a este problema es con un modelo que define unas zonas de alta prioridad y unos posibles sitios donde deberían estar ubicados los Puntos de Acceso; mediante simulación se obtienen resultados y se comparan entre sí para determinar el mejor de ellos, pero el problema que el autor expone en sus conclusiones es que se hace un acercamiento a la solución pero no son los mejores resultados, dado que para ello se necesitarían probar todas las posibilidades de ubicación pero por el tiempo no sería viable [7]. En la metodología propuesta se intenta solucionar el problema desde un enfoque diferente, que elimina los contras de la propuesta anterior. Dado la naturaleza de los EA es muy posible que mediante las características de explotación y de exploración que tienen los operadores se puedan probar de modo inteligente muchas de las posibilidades (y eventualmente todas) para solucionar el problema dentro del espacio particular, eliminando la componente del tiempo debido a que la máquina sería la que procesaría todas las posibilidades y no necesitaría intervención humana directa para hallar una solución admisible.

## 2. Problema

---

Frente a la necesidad de tener conectividad de modo omnipresente, surge el problema de metodología económica y que garantice la conectividad en todos los sitios donde se requiere, sin mayores molestias. Ante la tecnología de redes inalámbricas aparecen varios problemas relacionados con la cobertura; predecir la difusión de la señal electromagnética en un espacio cerrado es un problema complejo, pues se requiere analizar los materiales y las disposiciones de los obstáculos que tiene que atravesar la señal, para llegar del Punto de Acceso al receptor, los cuales deterioraran considerablemente la señal y le restan mucha eficiencia al servicio [8].

## 3. Marco teórico

---

La función multi-objetivo es una función vectorial compuesta de funciones de  $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ . Para obtener un resultado que retorne un valor único de optimización se ha realizado un ajuste a dicha función cambiando el espacio de las imágenes a  $\mathbb{R}$ , quedando así:  $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ .

El intervalo factible es el intervalo en donde se encuentran todas las posibles soluciones que optimizan la función multi-objetivo cumpliendo las restricciones.



### 3.1. Definiciones

**Optimización Multi-objetivo:** es encontrar un vector que optimice la función multi-objetivo y cumpla  $m$  condiciones de igualdad y  $n$  de desigualdad.

**Optimalidad de Pareto:** es el punto que, evaluado en la función multi-objetivo, domina a los demás (ver definición de Dominancia) puntos en un intervalo de soluciones factibles (ver Fig. 1).

**Dominancia de Pareto:** un punto  $a$  domina a un punto  $b$  si y sólo si  $a$  no es peor que  $b$  en todos los objetivos y  $a$  es una solución estrictamente mejor que las demás en al menos un objetivo (ver Fig. 1).

**Frente de Pareto y soluciones deseadas:** son las que componen el conjunto de soluciones óptimas de Pareto y además, están bien distribuidas (es decir, que no se encuentran agrupadas en máximos locales o presenten especiación [14]) en el frente de Pareto. Así se garantiza que se tiene un buen conjunto de soluciones (ver Fig. 1). [10]

**Modelo Multi-Wall Cost:** es un modelo que suma las atenuaciones por distancia y cantidad de paredes o pisos atravesadas para calcular la potencia en un punto [3], como se muestra en (1).

$$l_{MW} = l_{FS} + l_C + \sum_{i=1}^N k_{W_i} l_{W_i} + k_f l_f \quad (1) \quad [3]$$

### 3.2. Teoría de pareto y criterio de eliminación

La metodología propuesta se basa en la Teoría de Pareto (Pareto-Based), una idea propuesta por Goldberg (1989) y modificada posteriormente por Louis y Rawlins (1993), que consiste en *rankear* los individuos no dominados de la población y extraerlos de esta, después asignarle otro *ranking* al nuevo grupo de individuos no dominados y así sucesivamente. Posteriormente, se someten los individuos del mismo *ranking* a un torneo para determinar cuáles son los más aptos y se obtienen así soluciones que evitan en cierto grado la especiación [10], es decir, el fenómeno que ocurre gradualmente cuando las poblaciones se encuentran aisladas reproductivamente. [11] Este fenómeno evita la exploración genotípica de la población, afectando los objetivos de la evolución del grupo particular. Con base en esto, un individuo mutará en una generación intermedia si es un individuo dominado y se combinarán los dominados sin remplazar a los padres, eliminando los individuos menos aptos con el criterio de elitismo [13].

## 4. Método

En el trabajo se usaron algoritmos evolutivos multi-objetivo; una rama de los EA que, mediante toda la teoría matemática de Pareto, permiten encontrar soluciones que satisfagan más de un objetivo a la vez [9].

A continuación se realiza la descripción de todos los operadores que conformaron el esquema por el cual se realizó todo el proceso basados en la especificación de los EA.

### 4.1. Esquema de representación y operadores

El método se basa en un conjunto de individuos que tiene unas características particulares, el cual se denomina ‘población’. Cada individuo representa una posible solución al problema y tiene un esquema de representación, basado en una lista de puntos en el espacio, que corresponden a las posiciones de los Puntos de Acceso. La definición formal es la siguiente:

Sea el conjunto  $U$  el conjunto universal de todos los posibles individuos.

Un individuo  $p$  se define como:

$$p = \{\vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_n\} \mid \vec{r}_i \in R^3 \quad (2)$$

Los  $\vec{r}_i$  en (2) son los vectores de la posición real del Punto de Acceso.

Sea  $P$  un conjunto especial que representa la población, el cual contiene todos los individuos  $p_i$  pertenecientes a  $U$ , que se definen de la siguiente manera:

$$p_i = \{\vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_k\} \mid \vec{r}_i \in R^3 \quad (3)$$

En (3)  $k$  es un número aleatorio en el intervalo  $[m, M]$ .

Donde los valores  $m$  y  $M$  son parámetros definidos por el usuario.

Nota: Los individuos tienen un tamaño de genotipo en el intervalo  $[m, M]$ , que representa el rango cantidad de Puntos de Acceso de la red inalámbrica dentro del contexto del problema.

**Operador de Mutación:** el operador de mutación básicamente desplaza cada punto del individuo a un lugar aleatorio con una distancia acotada por una función, que depende de la generación actual; en consecuencia, depende del tiempo.

Sea el operador de Mutación  $T(\vec{r}): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ , que actúa sobre un gen en particular y se define de la siguiente manera:

$$T(\vec{r}) = \vec{r} + \vec{\delta} \quad (4)$$

En (4)  $\vec{\delta} = \langle x, y, z \rangle$  siendo  $x, y, z$  reales aleatorios y  $|\vec{\delta}| \leq \frac{0.3}{g}$  donde  $g$  es el número de la generación y todo está expresado en metros.

**Operador de Validación:** para tener una población coherente con los parámetros fijados, se define un operador de validación para depurar las malformaciones genéticas de los individuos que en términos del problema se dan cuando el individuo posee una cantidad de alelos (genes, es decir posiciones para Puntos de Acceso) fuera del rango  $[m, M]$ .

Sea el operador de Validación  $V(p): U \rightarrow P$ , que se define de la siguiente manera:

$$V(p) = p - \beta \quad (5)$$

En (5)  $\beta \subset p$  y el número de elementos de  $p - \beta \leq M$ . Básicamente este operador trunca los alelos sobrantes del individuo.

**Operador Unión Cruzada:** se define un operador especial que cruza dos individuos, dándole al individuo resultante cantidad equitativa de material genético de cada padre.

Sea el operador de Unión Cruzada  $h \cup^x p: P \rightarrow U$ , que se define de la siguiente manera:

$$q \cup^x s = \left( \begin{array}{c} q_1 \cup q_2 \cup \dots \cup q_{\lfloor \frac{Q}{2} \rfloor} \\ \cup \left( s_1 \cup s_2 \cup \dots \cup s_{\lfloor \frac{S}{2} \rfloor} \right) \end{array} \right) \quad (6)$$

En (6)  $Q$  es la cantidad total de elementos de  $q$  y  $S$  es la cantidad total de elementos de  $s$  (en este caso alelos o posiciones de Puntos de Acceso). Este operador toma la mitad de los alelos de un padre y la mitad de los alelos del otro padre para crear un nuevo individuo.

**Operador de Cruce:** el operador de cruce se vale de la unión cruzada y del operador de validación, para generar un individuo coherente con los parámetros.

Sea el operador de Cruce  $C(\vec{q}, s): P \rightarrow P$ , que se define de la siguiente manera:

$$C(q, s) = V(q \cup^x s) \quad (7)$$

Nota: dado que de la unión cruzada de  $p$  y  $q$  puede resultar un elemento fuera del conjunto  $P$ , se aplica el operador de Validación en (7).

**Función de Cobertura (Primera función Objetivo):** para definir la función de cobertura se debe hacer una discretización del espacio físico, donde pueden estar ubicados los Puntos de Acceso y se crea un prisma de nodos con dimensiones  $w, h, d$ , que corresponden a la cantidad de nodos en cada dimensión (ver figura 2).

$$\mu(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \rho \\ 0, & \text{si } x < \rho \end{cases} \quad (8)$$

En (8)  $\rho$  es un umbral de potencia que se determina por las condiciones de la red.

La función de Cobertura  $CD$  es una función real |  $CD \in [0,1]$  y está definida a partir de (1) con  $Tx(j)$  siendo la Potencia de Emisión de  $j$ , como:

$$CD_j = (w * h * d)^{-1} \sum_{i=1}^{w*h*d} \mu(Tx(j) - l_{MW_i}) \quad (9)$$

Siendo en (9),  $j$  el  $j$ -ésimo gen (vector de posición del Punto de Acceso) y  $w*h*d$  el último nodo del espacio discretizado ( $w, h, d$  son las dimensiones del espacio ancho, alto y profundo, respectivamente).

Generalizando esta función en una que llamaremos  $CD$  para todos los genes del individuo se puede obtener la cobertura total del individuo, realizando una suma “inteligente” (para mejorar la eficiencia del algoritmo implementado), en la cual si existe un punto del espacio que ya tiene cobertura, no se analiza para los demás Puntos de Acceso que existan en la posible solución.

**Función de Costo (Segunda Función Objetivo):** la función de Costo  $CF(n)$  es una función real |  $CF \in [\frac{1}{2}, 1]$  y se define como:

$$CF(n) = \frac{1}{\frac{n-m}{M-m} + 1} \quad (10)$$

En (10)  $n$  es el número de Puntos de Acceso que posee el individuo, en otras palabras, el tamaño del genotipo. Recordar que  $M$  y  $m$  son parámetros dados por el usuario.

La naturaleza de la función costo pretende optimizar, dentro del rango definido de cantidad de Puntos de Acceso, la cantidad que se empleará en el montaje final.

**Función de Aptitud:** sea la función de aptitud  $\vec{F} : P \rightarrow \mathbb{R}^2$  una función vectorial generada por la combinación lineal de cada una de las funciones objetivo:

$$\vec{F} = CF \hat{i} + CD \hat{j} \quad (11)$$

Según (11), el frente de Pareto se ubicará como se muestra en la figura 3.

## 5. Caso de estudio

Las condiciones del experimento realizado para probar la eficiencia de la metodología propuesta fueron las siguientes:

1. El conjunto de Población  $P$  se generó con un total de 32 individuos de longitudes de genotipos y genes aleatorios en el rango válido.
2. Se determinaron los valores de los parámetros iniciales así:
  - Mínimo de puntos de acceso  $m = 1$
  - Máximo de Puntos de Acceso  $M = 5$
  - Potencia de emisión Tx = 20 dB
  - Dimensiones del prisma de nodos:  $w = 30, h = 12,$
  - $d = 30$
  - Dimensiones reales:  $w = 15 \text{ m}, h = 6 \text{ m}, d = 15 \text{ m}$
  - Umbral de potencia mínimo:  $\rho = -63 \text{ dBm}$
  - Cantidad de generaciones: 20
3. El modelo tridimensional del edificio empleado constaba de un total de 28 paredes (ver figura 4), muros u obstáculos con 4 diferentes constantes de atenuación, asignadas según algunos trabajos previos [3][12].
4. Se obtuvieron los individuos más aptos de cada *ranking* de la población final
5. Se repitió 10 veces el experimento con las mismas condiciones y almacenando los individuos resultantes en cada corrida.

## 6. Resultados

Después de correr bajo las condiciones ya dadas, el modelo implementado, se obtuvieron los resultados mostrados en la tabla 1.

Es posible visualizar varios aspectos en estos resultados. Lo primero es la presencia y ausencia de individuos en algunos *ranking*; este fenómeno se debe a la cantidad de individuos y a las componentes estocásticas involucradas en el proceso.



Dado el alto costo computacional que este sistema tiene, sólo se realizaron 10 pruebas que tuvieron una duración aproximada de 3 horas en tiempo de ejecución con el *hardware* empleado. El tiempo de cada prueba individual fue variable, ya que los individuos se crean inicialmente con genotipos de tamaños al azar, para mutarse y combinarse de modo aleatorio.

## 6.1. Métrica

Para calcular la eficacia de este modelo se propone la siguiente métrica, basada en la naturaleza de las funciones objetivo y un coeficiente adicional:

$$\%Eficacia = \%RazonCosto * \%Cobertura * EficaciaCMW \quad (12)$$

En (12) los términos respetivos representan:

**%Razón Costo:** es el resultado de la función de objetivo de costo, la cual retorna un valor entre 1/2 y 1.

**%Cobertura:** es la razón de la cantidad de puntos que tienen cobertura sobre la cantidad total de puntos; en otras palabras, el resultado de la función de objetivo de cobertura.

**Eficacia CMW:** es la eficacia que tiene el modelo CMW frente a la realidad; en otras palabras, es 100% - % Error Medio del modelo. Este valor se obtiene de [3] y es el que interpola los resultados a la realidad. Este valor se puede considerar otro nivel de probabilidad condicional.

**%Eficacia:** es la métrica que determina la eficacia del modelo; se puede entender como una cota inferior de la probabilidad que tiene el modelo de dar resultados óptimos.

## 6.2. Métrica

En la tabla 1 podemos visualizar el “coeficiente del modelo” que es el producto de  $\% Cobertura * \% Eficacia$  nos dice la eficacia media de los individuos resultantes en ese *ranking* por cada corrida, si se crearon en esta individuos para ese *ranking*, es posible calcular, entonces, la eficacia para cada *ranking*.

## 7. Conclusiones

Debido a que el modelo CMW es un modelo con buenos resultados, los cuales presentan un margen de error medio orden del 7% [3], es posible afirmar que bajo las

condiciones dadas donde se tuvo en cuenta un escenario muy realista, los resultados son tan coherentemente eficientes como lo es el modelo CWM, considerando, entonces, los resultados obtenidos por cada función objetivo y el coeficiente del CMW, se puede afirmar que los resultados del caso de estudio fueron muy eficientes. Incluso es posible afirmar, que en un número mayor de corridas, este resultado podría llegar a ser mejor y podríamos obtener una métrica más elaborada, mediante la desviación estándar de los datos.

Es importante considerar el tamaño de la muestra, que por razones de tiempo computacional no se eligió más grande (para obtener los resultados mostrados en este trabajo tomó aproximadamente 4 horas de procesamiento continuo en un computador de características domésticas comunes a la fecha), pero este afecta enormemente los resultados, ya que mientras mayor sea la cantidad de individuos, mayores serán las posibilidades de obtener un conjunto de soluciones más apto que los obtenidos; lo que, además, expone que los resultados obtenidos son muestra de la eficiencia del caso de estudio propuesto, y no del sistema como tal, pero es posible realizar especulaciones que mejoran el escenario, en términos de soluciones eficientes. Cabe mencionar que el costo en tiempo de cómputo sería muy elevado, pero no es una variable de interés en este caso de estudio, pues aunque el tiempo que tarda el modelo en converger a una solución factible puede ser de varios minutos, en términos de tiempo real mediante otras metodologías ya mencionadas, no es una cantidad de tiempo grande. Es necesario decir que en condiciones reales existen muchas más fuentes de interferencia, lo cual, en términos reales se traduce a que habría problemas, que en el alcance de este modelo no se consideran y podría ser un trabajo a futuro, para mejorar las capacidades del sistema.

## 8. Referencias

- [1] M. Morales, Tendencias de las Telecomunicaciones, Crecen los puntos Wi-Fi de Internet en todo el mundo. Noviembre de 2006, [http://www.tendencias21.net/Crecen-los-puntos-Wi-Fi-de-Internet-en-todo-el-mundo\\_a1243.html](http://www.tendencias21.net/Crecen-los-puntos-Wi-Fi-de-Internet-en-todo-el-mundo_a1243.html)
- [2] AWE Communications, W-LAN Networks, “Planning of W-LAN networks”, <http://www.awe-communications.com/Network/WLAN/index.html>
- [3]. E. Castellanos, J. Talero, J. Rugeles y H. Ortega, “Análisis de Propagación Electromagnética en Espacios Cerrados: Herramienta Software en Matlab para Predicción y Simulación”, Universidad Industrial de Santander (UIS) , Grupo RadioGIS, Abril de 2005.
- [4] S. Kouhbor, J. Ugon, M. Mammadov, A. Rubinov, A. Kruger, “Coverage in WLAN: Optimization Model and Algorithm”, University of Ballarat, Victoria, Australia, School of Information and Mathematical Sciences, [http://www.ballarat.edu.au/ard/itms/publications/researchPapers/Papers\\_2006/06-03.pdf](http://www.ballarat.edu.au/ard/itms/publications/researchPapers/Papers_2006/06-03.pdf)
- [5] AWE Communications, W-LAN Networks, “Optimization of W-LAN networks”, <http://www.awe-communications.com/Network/WLAN/Optimization.html>.
- [6] J.Merelo, “Informática evolutiva: Algoritmos genéticos”, <http://geneura.ugr.es/~jmerelo/ie/ags.htm>
- [7] P. Wertz, M. Sauter and F. M. Landstorfer, “Automatic Optimization Algorithms for the Planning of Wireless Local Area Networks”, University of Stuttgart, Germany.

- [8] M. Peirano, Consumer Eroski, “Mejorar la cobertura de las antenas Wifi”, Abril de 2007, <http://www.consumer.es/web/es/tecnologia/internet/2007/04/25/161851.php>
- [9] C. Coello, “Introducción a la Optimización Evolutiva Multiobjetivo”, Instituto Politécnico Nacional No. 2508, Ingeniería Eléctrica, Sección de Computación, Mexico, <http://neo.lcc.uma.es/pdf-charlas/MOEA.pdf>
- [10] An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization, Carlos M. Fonseca, PeterJ. Fleming, 1994
- [11] V. Serrano, “Métodos para reducir evaluaciones en algoritmos evolutivos multi-objetivo, basados en aproximación de funciones”, Avanzados del Instituto Politécnico Nacional, México ,Noviembre 2007
- [12] J. Fals y F. Marante, “Resultados obtenidos en estudios realizados de la radio propagación electromagnética en recintos interiores (I)”. Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, Facultad de Ingeniería Eléctrica, Cuba, Enero de 2002
- [13] K. Deb, Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms, Wiley, 2001, pp 239-288
- [14] A. Abraham, L. Jain, R. Goldberg, Evolutionary Multiobjective Optimization: Theoretical Advances and Applications, Springer, 2005, pp 11



