

UNIVERSIDAD DE CANTABRIA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE COMUNICACIONES



TESIS DOCTORAL

**Contribución a los métodos de optimización basados
en procesos naturales y su aplicación a la medida de
antenas en campo próximo**

Jesús Ramón Pérez López

Santander, Octubre de 2005

UNIVERSIDAD DE CANTABRIA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE COMUNICACIONES



TESIS DOCTORAL

**Contribución a los métodos de optimización basados
en procesos naturales y su aplicación a la medida de
antenas en campo próximo**

Autor: Jesús Ramón Pérez López

Director: José Basterrechea Verdeja

**Tesis Doctoral presentada en la Universidad de Cantabria para la
obtención del título de Doctor por la Universidad de Cantabria**

Santander, Octubre de 2005

Capítulo 1

Introducción

1.1 Contexto y objetivos

De forma genérica, puede definirse la optimización como aquella ciencia encargada de determinar las mejores soluciones a problemas matemáticos que a menudo modelan una realidad física. Los problemas complejos de optimización multidimensionales, no lineales y altamente multimodales pueden encontrarse en ingeniería, economía, geofísica y prácticamente en todos los campos de la ciencia. En este aspecto, la optimización numérica ha adquirido mucha atención entre la comunidad científica durante las últimas décadas, y quizás lo más confuso para el diseñador reside en decidir qué algoritmo de optimización se ajusta mejor a las características del problema físico bajo análisis.

El objetivo que se persigue al resolver un problema de optimización es encontrar una solución óptima con un coste computacional razonable. Aunando estas dos premisas puede establecerse una clasificación preliminar de los métodos de optimización en dos grandes bloques, distinguiendo por un lado los métodos de búsqueda local y, por otro, las así denominadas técnicas de optimización global. Los métodos locales obtienen la mejor solución posible en las inmediaciones del punto inicial, atribuyéndoseles una fuerte dependencia del punto de arranque del algoritmo. La mayor parte de los métodos locales utilizan la información del gradiente, requieren el cálculo de derivadas y, en definitiva, imponen sobre el espacio de búsqueda unas condiciones de diferenciabilidad y continuidad difíciles de garantizar y controlar en la práctica en gran parte de los problemas de diseño electromagnético. En el extremo opuesto, las técnicas de optimización global

exhiben una gran independencia de la naturaleza del espacio de soluciones y, a diferencia de las técnicas de búsqueda local, son capaces de atravesar un espacio de búsqueda con múltiples mínimos o máximos locales y alcanzar una solución global al problema, entendiendo como tal la mejor solución posible o una solución en las inmediaciones de la región que contiene a la solución óptima. Como contrapartida, los métodos de optimización global exploran de forma exhaustiva el espacio de soluciones, sin aprovechar las características locales del espacio de búsqueda como ocurre al operar por ejemplo con gradientes, ralentizando así la convergencia.

Al margen de la mera distinción entre técnicas locales y globales de optimización, en la Figura 1.1 se muestra una clasificación detallada que recoge los métodos de optimización más representativos. Junto a los métodos de búsqueda local basados en derivadas [1], se incluye un método directo basado en simplex [2], cuyo atractivo reside en que únicamente requiere los valores de la función objetivo a optimizar. Los métodos tradicionales se completan con los así denominados constructivos [1], [3], que básicamente trabajan sobre soluciones parciales del problema y que de alguna forma aíslan partes del espacio de búsqueda sin examinarlas. Como alternativa a los métodos tradicionales, una parte importante de los así denominados métodos heurísticos modernos han adquirido durante la última década una notable aceptación en diferentes campos de la ingeniería, y entorno a algunos de ellos se centra esta investigación.

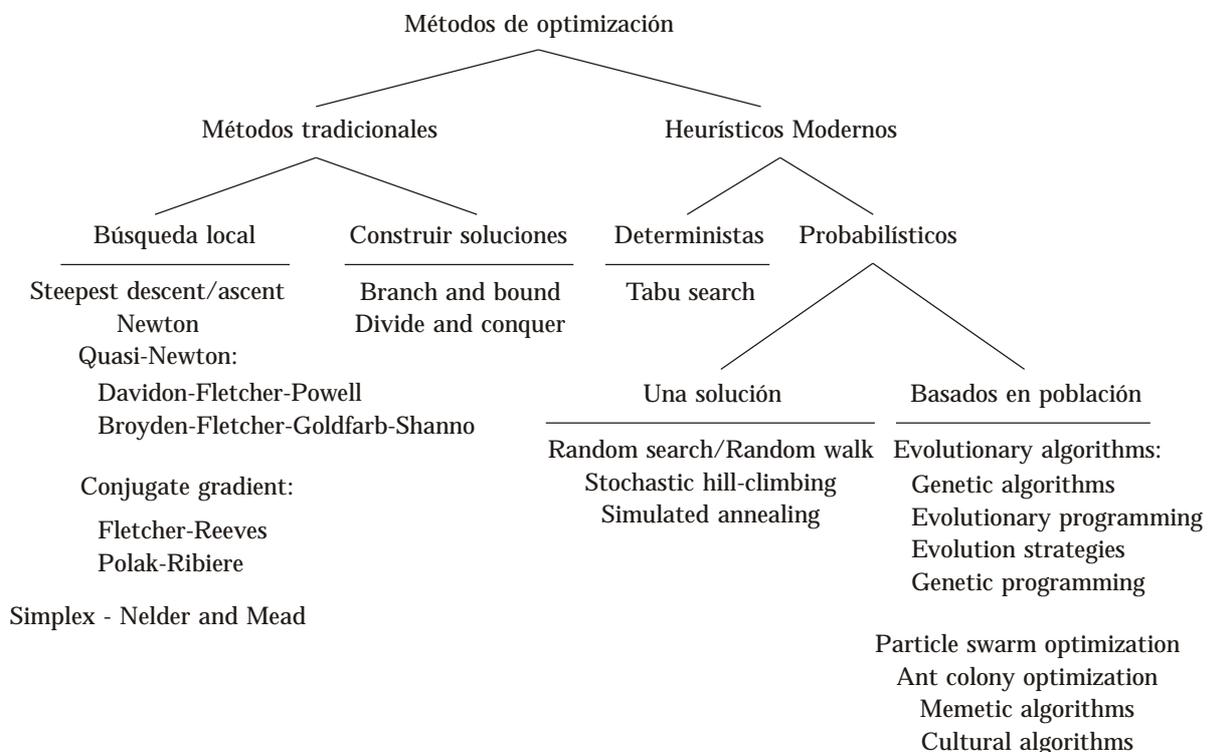


Figura 1.1. Clasificación de los métodos de optimización más relevantes. Por uniformidad con la literatura científica se conserva la denominación original en inglés de cada método.

La búsqueda Tabú [4], de naturaleza determinista, tiene capacidad para escapar de los mínimos o máximos locales, aprovechando un cierto conocimiento acerca del dominio de búsqueda y actualizando la solución en curso con el mejor punto de su vecindad. Por otra parte, dentro de los métodos heurísticos de naturaleza probabilística, denominación asociada con el hecho de que la optimización depende de eventos aleatorios, existen dos familias diferenciadas: aquellos que utilizan un único punto de partida y aquellos que utilizan una población.

Todas las variantes de los métodos heurísticos probabilísticos que utilizan un único punto de partida, a excepción del recocido simulado, tienen unos fundamentos muy sencillos, que se limitan a hacer evolucionar una solución inicial perturbando aleatoriamente los parámetros a optimizar. En lo que respecta al recocido simulado, este método imita a nivel computacional el proceso físico a seguir para obtener sólidos con configuraciones de energía mínima [5]. Su sencillez y su potencial frente a otros métodos es un hecho contrastado [6], y su uso está muy extendido en aplicaciones tan diversas como la síntesis de circuitos VLSI [7], el diseño de filtros digitales [8] o la optimización de agrupaciones de antenas [9].

En línea con el recocido simulado y en un intento por imitar procesos naturales tan dispares como la evolución de las especies o los propios comportamientos sociales y culturales de diferentes colectivos, entre los cuales puede incluirse a los propios seres humanos, surgen nuevos métodos que establecen una nueva concepción de la optimización. Todos estos algoritmos tienen en común el hecho de utilizar una población o conjunto de soluciones potenciales y someterlos a un proceso iterativo, utilizando diferentes esquemas, operadores y estrategias en función del tipo de algoritmo. La familia más extensa de este tipo de algoritmos es la que agrupa a los así denominados algoritmos evolutivos, estableciendo las cuatro grandes áreas que conforman lo que se conoce en la literatura como cómputo evolutivo [10]. De estas cuatro metodologías, los algoritmos genéticos merecen una mención especial al ser el método que más atención ha recibido en los últimos años. Introducidos por Holland [11] e impulsados en años sucesivos por Goldberg [12], uno de sus estudiantes, los algoritmos genéticos han sido utilizados con éxito en múltiples campos de la ciencia, destacando a modo de ejemplo en electromagnetismo, su aplicación al diseño de antenas impresas y antenas de hilo, la síntesis de arrays o el diseño de filtros de microondas [13]. Otras aplicaciones de interés incluyen la planificación de red en sistemas de comunicaciones móviles [14], el entrenamiento de redes neuronales [15], la detección multiusuario en sistemas CDMA [16] o la planificación de redes de distribución de energía eléctrica [17]. Basado en los principios de la selección y evolución natural, el esquema clásico de los algoritmos genéticos hace evolucionar la población en base a la presión que ejercen los operadores de selección, cruce y mutación. Sin embargo, la amplia difusión del método de optimización ha hecho que los propios investigadores

propongan continuas variantes y mejoras al esquema clásico, en un intento por incrementar el rendimiento del método.

A diferencia de los algoritmos genéticos, en los cuales el concepto de memoria en la optimización no existe como tal, limitándose en el caso de aplicar elitismo a seguir de forma muy pausada las tendencias del mejor individuo, existen otros métodos heurísticos que por sus principios han experimentado un auge considerable en los últimos años, aunando una mayor facilidad de puesta a punto del algoritmo con una interacción entre soluciones que, dependiendo del problema al que se apliquen, puede llegar a acelerar considerablemente la convergencia. Entre estos métodos destaca por su atractivo la optimización con enjambre de partículas, más conocido como *particle swarm optimization*. Introducido como método de optimización por Kennedy y Eberhart [18], este método estocástico de optimización global se basa en imitar a nivel computacional el comportamiento de un colectivo a partir de la interacción entre sus miembros y con el entorno en el que éstos se desenvuelven.

El término enjambre o *swarm* hace referencia a una colección de agentes, individuos o partículas, a los que se les atribuye una memoria y una capacidad de organizarse y cooperar entre sí. Los ejemplos más claros lo constituyen las abejas en su búsqueda de alimentos alrededor de la colmena, las bandadas de aves, el sistema inmune, que es en realidad un conjunto de células y moléculas, e incluso una muchedumbre puede verse como un grupo de personas que comparten impresiones para tomar decisiones, aprovechándose de los logros de sus congéneres y de su propia experiencia.

A diferencia de los algoritmos genéticos, en la optimización con enjambre de partículas la población tiene memoria, es decir, la optimización se dirige y encauza influida por la historia pasada, por la memoria de cada individuo y por el estado presente en el que cada uno se encuentra. Si a esto se le une el hecho de utilizar un único operador con un número de parámetros a sintonizar muy reducido, queda justificado el reciente éxito que esta técnica de optimización está adquiriendo en aplicaciones tales como el diseño de antenas [19] o la síntesis de arrays [20]. Otras áreas incluyen, por ejemplo, la aplicación del algoritmo al entrenamiento de redes neuronales [21] o a la planificación de red en servicios de telecomunicación [22].

Con matices, pero bajo unos principios similares, Dorigo y otros proponen la así denominada optimización con una colonia de hormigas o *ant colony optimization* [23]. Básicamente, los principios del método se limitan a imitar el desplazamiento de las hormigas sobre lo que ahora es un espacio de soluciones, teniendo en cuenta que en su desplazamiento las hormigas trazan unos caminos de feromona que se disipa con el tiempo y la distancia. Evidentemente, en un cierto punto la intensidad de feromona es mayor cuanto mayor número de hormigas pasan por dicho punto o si

éste ha sido visitado recientemente. Como resultado y siguiendo estas trayectorias, las hormigas se congregarán entorno a una cierta región del espacio en la que se encuentra la solución del problema.

Otros algoritmos como los algoritmos meméticos y los algoritmos culturales se distancian ligeramente de los principios asociados con la comúnmente denominada inteligencia del enjambre (*swarm intelligence*), pero, en realidad, bajo aquellos subyace una idea que persevera, cual es la de imitar y aplicar procesos naturales a la optimización. Los algoritmos meméticos, introducidos por Moscato [24], combinan una estrategia basada en población con una búsqueda local. A grandes rasgos y a diferencia de los algoritmos genéticos, los algoritmos meméticos intentan imitar la evolución cultural de un colectivo en lugar de su evolución biológica. Por otra parte y aprovechando las afirmaciones vertidas por diversos sociólogos que sugieren que la cultura puede ser simbólicamente codificada y transmitida entre generaciones como un mecanismo más de herencia, Reynolds propone en [25] un modelo computacional que da lugar a los así denominados algoritmos culturales. Los algoritmos culturales se diferencian de los evolutivos por el hecho de poseer memoria, de tal forma que la población mantiene una memoria de grupo o espacio de opinión con información de las soluciones potencialmente mejores y también de aquellas peores, con el objeto de dirigir la búsqueda. Básicamente, en los algoritmos culturales hay dos clases de información hereditaria entre generaciones, una basada en la transmisión de los comportamientos entre individuos y otra que contempla la formación de opiniones en función de las experiencias individuales.

En la literatura, la tendencia habitual al aplicar estos métodos heurísticos a un problema electromagnético concreto es utilizar un determinado esquema del algoritmo, desarrollándolo o a partir de rutinas existentes, y limitar la puesta a punto del método de optimización al mero ajuste de un número mínimo de parámetros. Así por ejemplo, para el caso particular de los algoritmos genéticos se suelen utilizar unas estrategias fijas para los operadores de selección, cruce y mutación, limitando la puesta a punto del algoritmo a sintonizar parámetros tales como el tamaño de la población o las probabilidades de cruce y mutación. Sin embargo, no parece elegante enjuiciar la capacidad de un método de optimización para una aplicación concreta sin abrirse a nuevas configuraciones. Si bien es cierto que la configuración del algoritmo está íntimamente ligada con el tipo de problema a tratar, resulta interesante expandir la investigación modificando las estrategias, los valores de los parámetros e incluso el propio esquema del algoritmo, pues en realidad, esta información convenientemente presentada marca una tendencia que, por lo general, puede ser extrapolada a otros problemas de interés. Por todo ello, el objetivo de esta tesis se centra en investigar las prestaciones y limitaciones de diferentes métodos de optimización, proponiendo estudios paramétricos cuando se crea conveniente, así como diferentes esquemas e implementaciones del algoritmo

para, en último término, obtener el máximo rendimiento de dichos métodos de optimización. El estudio se centra en el recocido simulado, los algoritmos genéticos y la optimización con enjambre de partículas.

Como problema electromagnético de referencia a considerar para llevar a cabo la investigación, los diferentes métodos de optimización se han aplicado a la caracterización de la radiación de antenas en campo cercano sobre geometría de medida plana [26], en base a un método de transformación de campo cercano a campo lejano que utiliza un modelo equivalente para representar la radiación de la fuente [27]. Adicionalmente y en el contexto de este trabajo, algunos de los esquemas de optimización investigados también fueron utilizados en aplicaciones de compatibilidad electromagnética y aplicados a la síntesis de agrupaciones lineales.

1.2 Estructura de la tesis

En aplicaciones de modelado electromagnético, al igual que en cualquier otro campo de la ingeniería y de la ciencia, la aplicación de cualquier método de optimización a la resolución de un problema concreto requiere un conocimiento detallado de las características del problema físico y de la formulación que subyace bajo aquel, con el objetivo de poder establecer la relación entre el problema a resolver y el método de optimización, y permitir así seleccionar el método o métodos más idóneos para abordar su resolución. En este sentido, en el Capítulo 2 se incluye una revisión de la transformación de campo cercano a campo lejano sobre geometría de medida plana, detallando la formulación clásica basada en la expansión del campo eléctrico en ondas planas, así como una segunda alternativa mucho más flexible que utiliza un modelo equivalente de fuente y una ecuación integral de campo eléctrico para relacionar las muestras de campo cercano y las densidades de corriente equivalentes. Centrándose en esta segunda variante, en este capítulo se proponen una serie de modificaciones a la formulación original que actuando sobre la reconstrucción del campo lejano y sobre la propia geometría de muestreo redundan en una mayor precisión del diagrama de radiación reconstruido. Este método modificado es el que se utilizará para analizar el potencial de los algoritmos de optimización en problemas de transformación de campo cercano a campo lejano.

Las bases del método de transformación de campo cercano a campo lejano se fundamentan en la optimización de las componentes de las densidades de corriente que conforman el modelo equivalente de fuente, utilizando para ello como referencia la información de campo cercano medida en una región alejada varias longitudes de onda de la apertura de la antena. En definitiva, se plantea un problema electromagnético inverso con centenares de incógnitas, asociadas con la amplitud y

fase de las componentes de las corrientes equivalentes, y con información de campo cercano en cientos o miles de puntos distribuidos sobre la geometría de medida. Todo esto hace pensar en un espacio de soluciones altamente multimodal, siendo preciso utilizar métodos capaces de escapar de soluciones locales. En una primera aproximación, en el Capítulo 3 se analizan las características, prestaciones y limitaciones del método basado en simplex y del recocido simulado. En este punto ya se dejan entrever para el problema electromagnético que nos ocupa las diferencias entre los algoritmos de búsqueda local y la optimización global. Centrando el interés en el recocido simulado, se incluye en este capítulo la puesta a punto del algoritmo, destacando la influencia que ejerce el esquema de enfriamiento sobre el rendimiento del método de optimización.

A diferencia del recocido simulado, que hace evolucionar una única solución potencial de forma iterativa sin conservar memoria alguna respecto a la historia pasada o reciente del proceso, otros métodos heurísticos basados en el manejo de una población de soluciones han despertado un gran interés en los últimos años. En esta línea, en el Capítulo 4 se presenta un análisis pormenorizado de diferentes esquemas basados en algoritmos genéticos, incluyendo un amplio sumario de resultados que prueban la utilidad de estos métodos de optimización global aplicados a la síntesis de la radiación de equipos en aplicaciones de compatibilidad electromagnética, en problemas de síntesis de agrupaciones lineales y en los propios problemas de transformación de campo cercano a campo lejano. En el estudio se contemplan los algoritmos genéticos clásicos de codificación binaria y real, los algoritmos micro-genéticos y los algoritmos genéticos híbridos.

En problemas electromagnéticos complejos el número de parámetros a sintonizar para optimizar el rendimiento de los algoritmos genéticos es muy elevado, lo cual justifica que, en la mayoría de los casos, los resultados que muestran los autores en la bibliografía se limiten a realizaciones aisladas del algoritmo, prescindiendo de estudios paramétricos. En este sentido y como alternativa a los algoritmos genéticos, durante los últimos años la optimización con enjambre de partículas ha experimentado una creciente aceptación en el campo de la ingeniería. La sencillez de implementación del algoritmo unido al reducido número de parámetros que requieren ser sintonizados justifican el incipiente atractivo de este método de optimización. En el Capítulo 5 se recoge un análisis de la teoría que subyace bajo este método de optimización, incidiendo sobre los cuatro esquemas del algoritmo típicamente utilizados y que han sido implementados en este trabajo: las versiones síncrona y asíncrona del algoritmo con topologías de red global y local. Se incluye un análisis paramétrico preliminar con el objetivo de comprobar las hipótesis teóricas respecto al comportamiento y rendimiento de cada esquema de optimización. Adicionalmente, la optimización con enjambre de partículas se aplicó con éxito a la síntesis de agrupaciones lineales y al problema de transformación de campo objeto de este estudio, incluyendo para ambos problemas electromagnéticos

los resultados oportunos que permiten determinar la configuración óptima del método de optimización, así como decidir acerca de su validez para ambas aplicaciones.

Aunque el desarrollo, análisis y puesta a punto de cada uno de los métodos de optimización investigados se ha realizado por separado y de forma individualizada, se precisa realizar un estudio comparativo que demuestre las carencias y limitaciones de cada método de optimización en aplicaciones de transformación de campo, para poder así enjuiciar objetivamente a cada uno de los algoritmos de optimización investigados. Con esta finalidad, en el Capítulo 6 se realiza un estudio comparativo de los esquemas de optimización más representativos investigados en los capítulos previos. Hasta el momento todos los resultados incluidos en el documento consideran problemas teóricos, modelando la radiación de diferentes antenas de apertura y antenas de bocina piramidal con muestras de campo cercano sintetizadas de forma teórica. Para completar la investigación y el análisis de los métodos de optimización, en el Capítulo 6 se incluyen resultados de transformación de campo obtenidos a partir de medidas de campo cercano realizadas en el interior de una cámara anecóica construida y equipada en el contexto de este trabajo.

Por último, en el Capítulo 7 se exponen las principales conclusiones que pueden extraerse de este trabajo y se presentan las líneas futuras de trabajo.

1.3 Bibliografía

- [1] R. Fletcher, "Practical methods of optimization", John Wiley & Sons, New York, 1987.
- [2] J.A. Nelder, R. Mead, "A simplex method for function minimization", *The Computer Journal*, Vol. 7, No. 4, January 1965, pp. 308-313.
- [3] <http://www.nist.gov/dads/HTML/divideconqr.html>
- [4] F. Glover, "Future paths for integer programming and links to artificial intelligence", *Computer and Operations Research*, Vol.13, No. 5, May 1986, pp. 533-549.
- [5] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing", *Science*, Vol. 220, No. 4598, May 1983, pp. 671-680.
- [6] A. Corana, M. Marchesi, C. Martini, S. Ridella, "Minimizing multimodal functions of continuous variables with the "simulated annealing" algorithm", *ACM Transactions on Mathematical Software*, Vol. 13, No. 3, September 1987, pp. 262-280.

- [7] B. Mitra, S. Jha, P.P. Choudhurl, "A simulated annealing based state assignment approach for control synthesis", *Proceedings of the IEEE International Symposium on VLSI Design*, New Delhi (India), January 1991, pp. 45-50.
- [8] R.V. Kacelenga, P.J. Graumann, L.E. Turner, "Design of digital filters using simulated annealing", *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, New Orleans (USA), May 1990, Vol. 1, pp. 642-645.
- [9] F. Ares, S.R. Rengarajan, E. Villanueva, E. Skochinski, E. Moreno, "Application of genetic algorithms and simulated annealing technique in optimizing the aperture distributions of antenna arrays", *Proceedings of the IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*, Baltimore (USA), July 1996, Vol. 2, pp. 806-809.
- [10] J. Kennedy, R.C. Eberhart, "Swarm intelligence", Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, 2001.
- [11] J. H. Holland, "Adaptation in natural and artificial systems", University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [12] D.E. Goldberg, "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning", Addison-Wesley, New York, 1989.
- [13] Y. Rahmat-Samii, E. Michielssen, "Electromagnetic optimization by genetic algorithms", John Wiley & Sons, New York, 1999.
- [14] J.M. Johnson, Y. Rahmat-Samii, "Genetic algorithm optimization of wireless communication networks", *Proceedings of the IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*, California (USA), June 1995, Vol. 4, pp. 1964-1967.
- [15] V. Petridis, S. Kazarlis, A. Papaikonomou, "A genetic algorithm for training recurrent neural networks", *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, Nagoya (Japan), October 1993, Vol. 3, pp. 2706-2709.
- [16] M.M.S. Al-Sawafi, J.A. Jervase, "A micro-genetic algorithm-based CDMA multi-user detector", *Proceedings of the Conference on Communication Networks and Services Research*, Fredericton (Canada), May 2004, pp. 175-180.
- [17] J. Tippayachai, W. Ongsakul, I. Ngamroo, "Parallel micro genetic algorithm for constrained economic dispatch", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 17, No. 3, August 2002, pp. 790-797.
- [18] J. Kennedy, R.C. Eberhart, "Particle swarm optimization", *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks-ICNN'95*, Perth (Australia), December 1995, Vol.4, pp. 1942-1948.
- [19] J. Robinson, Y. Rahmat-Samii, "Particle swarm optimization in electromagnetics", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 52, No. 2, February 2004, pp. 397-407.
- [20] D.W. Boeringer, D.H. Werner, "Particle swarm optimization versus Genetic algorithms for phased array synthesis", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 52, No. 3, March 2004, pp. 771-779.

- [21] R.C. Eberhart, X. Hu, “Human tremor analysis using particle swarm optimization”, *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99*, Washington (USA), July 1999, Vol. 3, pp. 1927-1930.
- [22] Z. Yangyang, J.I. Chunlin, Y. Ping, L.I. Manlin, W. Chaojin, W. Guangxing, “Particle swarm optimization for base station placement in mobile communication”, *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Networking, Sensing & Control*, Taipei (Taiwan), March 2004, pp. 428-432.
- [23] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni, “The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, Vol. 26, No. 1, 1996, pp. 29-41.
- [24] P. Moscato, “On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts. Towards memetic algorithms”, *Technical Report 158-79*, Caltech Concurrent Computation Program, California Institute of Technology, 1989.
- [25] R.G. Reynolds, “An introduction to cultural algorithms”, *Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming*, World Scientific, River Edge, New Jersey, 1994, pp. 131-139.
- [26] A.D. Yaghjian, “An overview of near-field antenna measurements”, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 34, No. 1, January 1986, pp. 30-45.
- [27] P. Petre, T.K. Sarkar, “Planar near-field to far-field transformation using an equivalent magnetic current approach”, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 40, No. 11, November 1992, pp. 1348-1356.