

# COMPUTACIÓN EVOLUTIVA, UNA HERRAMIENTA DE MODELAMIENTO EN CIENCIAS DE LA SALUD

ALEJANDRO PELÁEZ V.\*, LUISA FERNANDA VILLEGAS T.\*\*,  
JUAN CARLOS CORREA M.\*\*\*, PABLO ABAD M.\*\*\*\*

**RESUMEN:** Este artículo presenta una revisión de la computación evolutiva como una alternativa en la generación de conocimiento, se exploran los conceptos básicos de la técnica y algunas aplicaciones en ciencias de la salud. Se presentan los más importantes aspectos en la modelación de sistemas y procesos biológicos. Estos modelos pueden ser utilizados para la toma de decisiones en la vida real.

**Palabras clave:** modelamiento, computación evolutiva, algoritmos genéticos.

**ABSTRACT:** This article presents a review of the evolutive computation as an alternative of knowledge generation, exploring the basic concepts of this technique and, also, some applications in the Health Sciences. Some the most important aspects of the modelation of biological systems and processes are presented. These models can be used for making decisions in real life.

**Key words:** modeling and simulation, computational evolution, genetics algorithms.

## INTRODUCCIÓN

En la actualidad la investigación de tipo experimental en seres vivos afronta, como mayores obstáculos, los problemas éticos implícitos a la manipulación de los sujetos y los problemas técnicos inherentes a las complejas interacciones que se desarrollan en y entre sus subsistemas, dependiendo de cómo son moduladas sus respuestas por factores extrínsecos.<sup>1</sup> Respondiendo a esta problemática, el trabajo interdisciplinario enfocado a la investigación biológica ha permitido la implementación de herramientas que se usan en forma cotidiana en las ciencias, las matemáticas y las ingenierías, proporcionando nuevas respuestas con la aplicación de las técnicas de modelación y simulación computacional a los sistemas biológicos, aunque aún existen limitaciones

respecto a la implementación de las respuestas *no lineales* que caracterizan estos sistemas.<sup>1</sup>

## MODELAMIENTO COMPUTACIONAL

El proceso de modelación de un sistema ó proceso se inicia con la identificación del problema, para ello son valiosas incluso sólo aproximaciones teóricas o experimentales iniciales, porque en muchos casos hay reportes de modelos físicos o computacionales que proveen respuestas que si bien no son satisfactorias, documentan diversos errores asociados a aproximaciones previas.<sup>1</sup>

El problema se debe plantear de la forma más clara y sencilla posible. En esta fase es clave definir las

\* Odontólogo, CES. Especialista en Ingeniería Biomédica, Becario del Programa de Jóvenes Investigadores. Colciencias - Grupo de Cerámicos y Vitreos. Estudiante Maestría en Biotecnología. Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín, Profesor Instructor CES, Medellín, Colombia. E-mail: alejopv@ces.edu.co.

\*\* Odontóloga y Odontopediatra, practica privada, Medellín, Colombia. E-mail: santiv@epm.net.co

\*\*\* Estadístico. M.Sc. Ph.D. University of Kentucky, Profesor Asociado Escuela de Estadística, Facultad de Ciencias, Universidad Nacional de Colombia — Sede Medellín, Colombia. E-mail: jccorrea@unalmed.edu.co.

\*\*\*\* Ingeniero Civil, M.Sc. Ph.D., Universidad Autónoma de Madrid, Profesor Asociado Grupo de Cerámicos y Vitreos, Escuela de Física. Facultad de Ciencias. Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín, Colombia. E-mail: pdjabad@unalmed.edu.co.

ALEJANDRO PELÁEZ V., LUISA FERNANDA VILLEGAS T., JUAN CARLOS CORREA M., PABLO ABAD M. Computación evolutiva, una herramienta de modelamiento en ciencias de la salud. Rev Fac Odont Univ Ant, 2002; 14 (1): 34-40

RECIBIDO: FEBRERO 18/2003 - ACEPTADO: MAYO 6/2003

condiciones simplificantes del modelo, con el establecimiento de unas condiciones mínimas en las cuales el sistema opera teóricamente, y que constituyen un punto de partida para el proceso de investigación. Igual que en otras técnicas que buscan generar nuevos conocimientos, se incurre en un error si se construye un modelo sólo para ver qué pasa.<sup>1</sup>

En el momento de emprender un trabajo de modelación todo nuevo investigador debe tener en cuenta la complejidad de los sistemas biológicos que en algunos casos los hace imposibles de caracterizar totalmente, pero a pesar de eso se pueden lograr aproximaciones adecuadas al sistema objeto de estudio,<sup>2</sup> entendiendo que ese es el estado del arte y que los esfuerzos para mover la frontera del conocimiento en esta área son muy valiosos. La perspectiva muestra que excelentes modelos y simulaciones son el equivalente a un sujeto de experimentación macro o microscópico que permitirá diferentes propuestas de ensayos o terapias,<sup>3</sup> sin los problemas prácticos y éticos que hoy implica la experimentación en seres vivos.

Una aplicación de la modelación y la simulación ha sido el desarrollo de algoritmos *no lineales* que simulan las interacciones de sistemas biológicos durante el aprendizaje, como las redes neuronales y las aplicaciones de la teoría evolutiva que se enmarcan dentro de la computación evolutiva.

## LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

En la naturaleza el proceso de evolución ocurre cuando se satisfacen las siguientes condiciones: 1) Un individuo tiene la habilidad para reproducirse por sí mismo (reproducción asexual) o participa de una población con características similares con potencial de reproducirse sexualmente, 2) existe gran variedad de individuos que se reproducen y que se expresan estructural o funcionalmente de una manera distinta para mejorar su habilidad para sobrevivir. Dos criterios que se pueden describir como un modelo *no lineal*.

La computación evolutiva se basa en los principios que gobiernan la evolución de la vida; aunque existen muchas definiciones sobre la *vida*, tal discusión

supera los alcances de la presente revisión. La técnica se basa en que los niveles más avanzados de la evolución están determinados por conceptos como la selección natural y los procesos de supervivencia, que finalmente permiten desarrollar conceptos de adaptación evolutiva presentes en la naturaleza desde los virus hasta los grandes mamíferos. La selección natural restringe el desarrollo de diferentes organismos a partir de su comportamiento ante tareas específicas, y condiciona la posibilidad de que el número de individuos de una especie desaparezca por su incompetencia.<sup>4</sup>

El eje central de la computación evolutiva es la aplicación de conceptos de selección natural basados en las características propias de una población simulables a partir de un computador, en estos procesos la heredabilidad es la idea fundamental porque usualmente, cuando se analiza la relación entre los hijos y los padres, existen características genéticas relacionadas pero que son potencialmente diferentes.<sup>4</sup>

La potencia en el uso práctico de métodos involucrados en la computación evolutiva se basa en poder conceptuar la solución del problema sin dejar por fuera ninguna de las posibles soluciones, visión que no permiten otras técnicas exhaustivas o aleatorias de investigación. De esta forma, igual que en otros métodos de modelamiento, se encuentran soluciones a los problemas después de explorar muchas soluciones que de otra manera podrían tener tiempos de evaluación casi infinitos o implicaciones éticas que obligarían a desechar posibles soluciones de la vida real.

## Divisiones de la computación evolutiva

Existen varios tipos de computación evolutiva que se distinguen por el tipo de estructuras que componen a los individuos de la población. Esas diferencias determinan cómo algunos factores hacen que un individuo pueda variar de otro, permitiendo la expresión de sus características genéticas. Otras diferencias son filosóficas respecto a los operadores usados para crear la descendencia de sus padres. Aunque el término computación evolutiva nació a partir de la necesidad de agrupar estas diferentes

técnicas que son fruto del trabajo de pequeños grupos, trabajos inicialmente publicados por Holland en los años 70, éstos desarrollos aún se encuentran en estado de consolidación y a su vez continuamente sufren el proceso de selección natural que los fundamenta. Su utilización en la bioingeniería tiene una historia corta.

Al clasificar la computación evolutiva se puede encontrar subclases respectivamente sustentadas en estrategias evolutivas, programación evolutiva, algoritmos genéticos y programación genética. Todas ellas comparten cierta similitud respecto a la interpretación que un lector principiante podría darle a sus nombres, pero sus definiciones y formalizaciones están fuera del alcance del presente artículo, excepto los algoritmos genéticos, que es la subclase con mayor interés práctico en ciencias de la salud.

## **UNA COMBINACIÓN DE CIENCIAS EXACTAS Y BIOLÓGICAS**

Independiente de la técnica utilizada la computación debe cumplir con características como la exactitud, la consistencia, la justificabilidad, la certeza, la linealidad, la simplicidad y la decisión. A continuación se presenta una apreciación de cada una de ellas.<sup>5</sup>

### **Exactitud**

Las ciencias, las matemáticas y las ingenierías proponen como estándar de éxito de cualquier proceso la correcta solución de los problemas. Sin embargo, cuando algunos problemas se enfrentan con soluciones computacionales, se debe tomar ayuda de las soluciones numéricas y de algunos pequeños artefactos que hagan posibles las soluciones que teóricamente existen. Los números infinitos son un ejemplo de ello, formalmente no podrían conocerse pero para que un proceso computacional lo pueda considerar, se debe aproximar a números tan grandes o tan pequeños que en la práctica se puedan tomar como números infinitos, aunque formalmente no lo son. Los programas derivados de la filosofía de la computación evolutiva pueden considerar soluciones incorrectas que permitan construir conocimiento para llegar a soluciones correctas, aunque no siempre se obtienen.<sup>5</sup>

### **Consistencia**

La inconsistencia no es aceptable para la concepción lógica de las ciencias, las matemáticas y las ingenierías, pero es una característica esencial de la computación evolutiva que permiten el uso de aproximaciones inconsistentes y contradictorias para resolver un problema, aunque parecería poco lógico, ayuda en la rapidez con la cual se obtienen las soluciones.<sup>5</sup>

### **Justificabilidad**

En la visión convencional de las ciencias, las matemáticas y las ingenierías todos los pasos previos son basados en demostraciones lógicas que permiten sustentar el paso siguiente, debido a los conceptos de mutabilidad con que trabaja, la computación evolutiva tiene algunas aproximaciones que no son demostrables desde el punto de vista de las matemáticas formales, pero se justifican por la implementación del cálculo numérico en los algoritmos.<sup>5</sup>

### **Certeza**

Debido a la implementación de datos probabilísticos, las soluciones de computación evolutiva nunca son completamente ciertas por ser dependientes de la probabilidad con que se dan los fenómenos y por su *no linealidad*, a diferencia de la concepción de algunas soluciones matemáticas más formales que no consideran la existencia del azar.<sup>5</sup>

### **Linealidad**

La mayoría de las soluciones formales más convencionales no solo son determinísticas sino que también presentan un procedimiento serial por una vía controlada y sincronizada bajo supervisión, contrario a la forma paralela como la computación evolutiva puede explorar todo el espacio de las soluciones.<sup>5</sup>

### **Simplicidad**

Desde el principio las ciencias tradicionales han buscado preferiblemente las soluciones generales, que enmarcan todas las soluciones dentro de un espacio

que argumenta patrones de comportamiento de los diferentes fenómenos. No obstante las soluciones ofrecidas por la computación evolutiva no siempre buscan generalizaciones.<sup>5</sup>

### Decisiones

Las soluciones de los algoritmos utilizados en la programación genética no suponen puntos de terminación de la ejecución como la convergencia de los resultados implementada en otras técnicas, debido a que los procesos biológicos dan soluciones inconsistentes y muchas veces contradictorias cuando se detienen sus procesos intempestivamente. Generalmente se explora todo el espacio de soluciones condicionado por la función objetivo.<sup>5</sup>

### ALGORITMOS GENÉTICOS

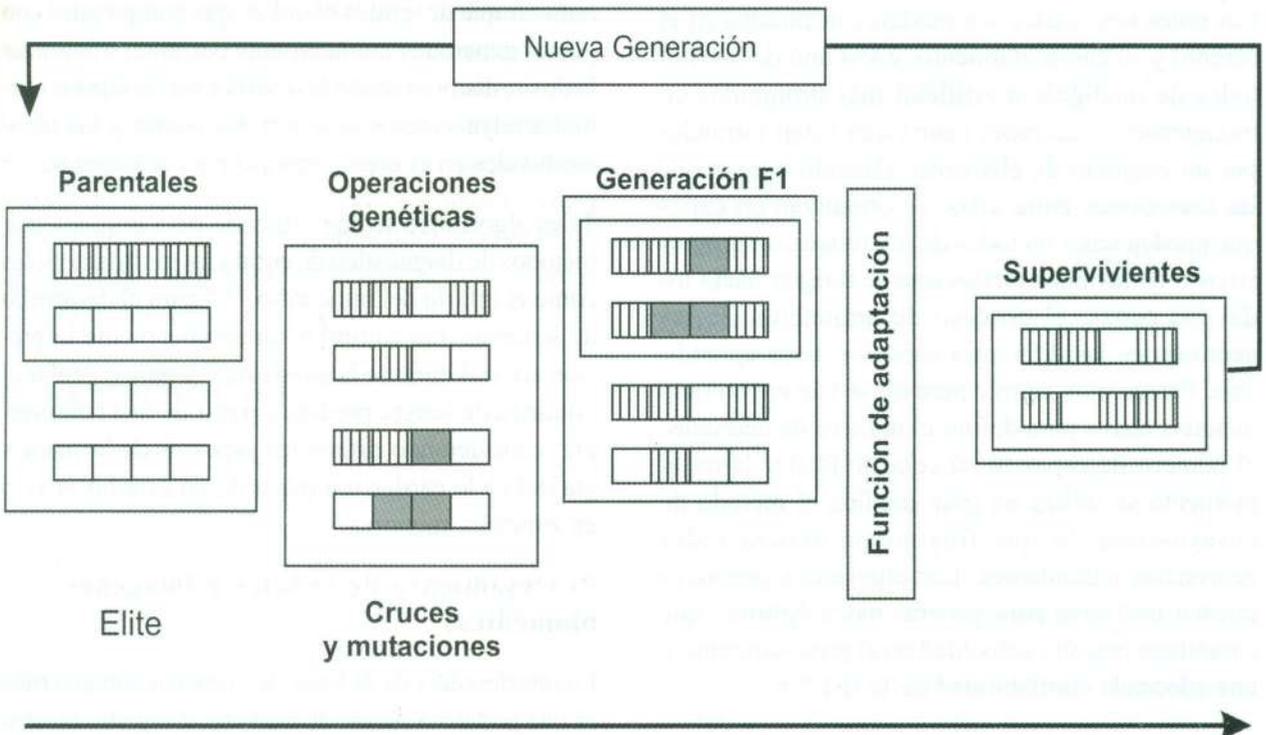
Los algoritmos genéticos, presentados por Holland en 1975, son métodos adaptativos que pueden usar-

se para resolver problemas de búsqueda y optimización.<sup>4</sup> A lo largo de las diferentes generaciones, la población evoluciona acorde con los principios de la selección natural de Darwin y se basa en la supervivencia de los más fuertes, los algoritmos siempre son capaces de ir generando soluciones pero la calidad de estas dependen del proceso de codificación.<sup>6</sup> Su poder algorítmico esta basado en modelos matemáticos paralelos que transforman cada uno de los individuos de una población en individuos de una nueva generación con características diferentes pero que contienen información de sus parientes.<sup>7</sup> La recombinación sexual es el principal operador y las mutaciones generalmente son utilizadas como operadores secundarios.

Los algoritmos genéticos se ejecutan a partir de varias etapas sucesivas que funcionan paralelamente partiendo de tres operadores (la selección, el cruzamiento y las mutaciones) y la adaptación<sup>8</sup> (véase figura 1).

Figura 1

*ETAPA DE SELECCIÓN, SE DETERMINA UNA SUBPOBLACIÓN DE INDIVIDUOS QUE SE CONSIDERAN UNA ÉLITE POR LA CALIDAD DE LAS SOLUCIONES, SEGUIDA POR UNA ETAPA DE CRUCES O LAS MUTACIONES QUE GENERAN LA DESCENDENCIA (F1), Y LA ETAPA DE ADAPTACIÓN DONDE PERDURAN LOS DESCENDIENTES QUE SE CONSIDERAN SUPERVIVIENTES QUE INICIAN UNA NUEVA GENERACIÓN*



Inicialmente se selecciona una población de individuos que son etiquetados por código binario, seguido por una preselección de los individuos más óptimos que constituyen una élite, solo ellos pueden tener operaciones genéticas como cruces y mutaciones. Estos cruces son sometidos a una nueva selección que es condicionada por la función objetivo, las operaciones genéticas de la élite de la generación (F1) produce un nuevo grupo de individuos que es sometido a una nueva selección basada en criterios de adaptación, los cuales se consideran los supervivientes. Luego se inicia una nueva selección de los supervivientes a partir de sus descendientes que permite una nueva selección natural, lo que nos lleva poco a poco a una respuesta óptima.

## **APLICACIONES EN LAS CIENCIAS DE LA SALUD**

Los algoritmos genéticos se han usado en diversas situaciones de la bioingeniería como la modelación con redes neuronales artificiales, la optimización de estructuras químicas, el modelamiento y el análisis de patrones en bioingeniería y el procesamiento de señales e imágenes biomédicas.

### **Modelos con redes neuronales artificiales**

Las redes neuronales son modelos inspirados en el cerebro y su comportamiento, y son uno de los métodos de inteligencia artificial más difundidos en bioingeniería. Las redes neuronales están formadas por un conjunto de elementos llamado neuronas y las conexiones entre ellas, se organizan en capas que pueden tener métodos de interconexión progresivos o conexiones totales que se dirigen hacia todas las capas, el proceso de activación de las neuronas en las diferentes capas se llama aprendizaje. Parece muy simple pero no se han encontrado métodos claros para definir el número de neuronas, el número de capas ni su conectividad y hasta el momento se utiliza en gran medida el método de ensayo-error, lo que finalmente genera redes neuronales redundantes. Los algoritmos genéticos pueden utilizarse para generar redes óptimas<sup>9</sup> que garantizan una alta velocidad en el procesamiento y una adecuada confiabilidad de la red.<sup>10, 11</sup>

### **Optimización de estructuras químicas**

Los algoritmos genéticos se han utilizado para la predicción automática del comportamiento físico y químico de macromoléculas,<sup>12, 13</sup> para el etiquetamiento de proteínas en estructuras cristalinas mayores que permiten encontrar proteínas en diferentes posiciones de una estructura muy densa,<sup>14</sup> también se han usado para encontrar soluciones en problemas combinatoriales complejos como los que se presentan en el diseño de nuevos medicamentos.<sup>15</sup>

### **Modelamiento y análisis de patrones en bioingeniería**

En combinación con lógica difusa y redes neuronales artificiales, los algoritmos genéticos se han empleado para encontrar patrones que podrían utilizarse como métodos predictivos de pacientes que desarrollarían cáncer de pulmón<sup>16</sup> o demencia,<sup>17</sup> para modelar los movimientos de los ojos a partir de los reflejos protectores,<sup>18</sup> para predecir el comportamiento de sistemas de protección que son utilizados en salud ocupacional a nivel respiratorio<sup>19</sup> o para modelar el comportamiento de las articulaciones después de una cirugía de artrodesis que en particular usa un enfoque mixto con redes neuronales.<sup>20</sup> También para optimizar planes de tratamiento de radioterapia de tejidos blandos, que comparados con planes generados manualmente permiten minimizar la dosis, disminuyendo la destrucción de tejidos normales adyacentes a la lesión, los costos y las incomodidades en el postoperatorio para el paciente.<sup>21, 22</sup>

Tales algoritmos se han utilizado para implementar métodos de diagnóstico de entidades multifactoriales como el infarto del miocardio,<sup>23, 24</sup> para el desarrollo de sistemas que controlan automáticamente la presión arterial durante la anestesia,<sup>25</sup> y para calcular el volumen de sangre perdida a partir de una hemorragia, considerando diferentes aspectos de la fisiología del ciclo cardíaco a partir de un estudio *in vivo* en especies menores.<sup>26</sup>

### **Procesamiento de señales e imágenes biomédicas**

La interferencia de la línea de alimentación eléctrica es una poderosa fuente de ruido en el registro eléctri-

co de biopotenciales, los principales métodos utilizados para eliminar esta interferencia son el rechazo de modo común en los amplificadores, el registro de un canal del ruido eléctrico que permita realizar una resta del voltaje promedio y algunos filtros análogos que producen una pérdida de información significativa en la señal que afecta el diagnóstico. En los últimos años se han propuesto filtros adaptativos basados en redes neuronales, lógica difusa y algoritmos genéticos que realizan filtrado en tiempo real y permiten mejores resultados,<sup>27, 28</sup> también se han utilizado para la detección de bordes en imágenes obtenidas a partir de ultrasonido que permiten ayuda diagnóstica,<sup>29,30</sup> para la compresión de imágenes médicas que se basa en la eliminación de información recurrente,<sup>31</sup> para la detección de masas en mamografías digitales<sup>32</sup> y para la aplicación de métodos de segmentación en estadios preliminares de micromasas en imágenes médicas.<sup>33</sup>

## CONCLUSIÓN

En los últimos cincuenta años se han podido implementar computacionalmente diferentes técnicas matemáticas que presentan una filosofía *no lineal*, que ha sido desarrollada a partir de la observación de diferentes sistemas biológicos y que hoy por hoy constituyen una ayuda invaluable en la toma de decisiones automáticas en bioingeniería. En los años venideros estas técnicas tendrán mayor participación en la generación de nuevo conocimiento a partir de las propuestas híbridas que hoy se reportan en la literatura, donde se utilizan los algoritmos genéticos combinados con redes neuronales y lógica difusa entre otras, los cuales serán sometidos a un proceso de selección natural que determinará nuevas áreas de la bioingeniería.

## CORRESPONDENCIA

Alejandro Peláez Vargas  
 Grupo de Cerámicos y Vítreos  
 Escuela de Física  
 Facultad de Ciencias  
 Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín  
 Medellín, Colombia  
 Teléfonos: [574] 430 93 27 — 430 93 72  
 E-mail: alejopv@ces.edu.co

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Peláez A, Mejía S. Conceptos básicos de modelación matemática y simulación computacional de sistemas biológicos. Una herramienta útil para la docencia y la investigación. *Rev. CES Odont.* 2000;13(1):51-55.
2. Rubin C, Krishnamurthy N, Capilouto E, Yi H. Stress analysis of the human tooth using a three-dimensional finite element model. *J Dent Res.* 1983;62(2):82-86
3. Rawls HR, Mkwai-Tulloch NJ, Krull ME. A mathematical model for predicting toothbrush stiffness. *Dent. Mater.* 1990(2):111-117.
4. Kinnear K. *Advances in genetic programming.* Cambridge, Massachusetts. The MIT Press. 1994.
5. Koza J. *Genetic Programming. On the programming of computers by means of natural selection.* Cambridge, Massachusetts. The MIT Press. 1992.
6. Larrañaga P. *Algoritmos genéticos.* 1999. (URL: <http://www.geocities.com/CapeCanaveral/9802/>)
7. Golberg D. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning.* Reading, Mass. Addison Wesley Pub. 1989.
8. Peláez A. Introducción a los algoritmos genéticos. *Silicio.* 1996;5(2):21-29.
9. Marín FJ. Algoritmos genéticos, optimización de redes neuronales. *Mundo Electrónico.* 1996;266(3):64 - 69.
10. Ku KWC, Man WM, Wan ChS. Adding learning to cellular genetic algorithms for training recurrent neural networks. *IEEE Neural Net.* 1999;10(2):239-252.
11. Yen G, Lu H. Hierarchical genetic algorithm for near optimal feedforward neural network design. *Int J Neural Syst.* 2002;12(1):31-43.
12. Meiler J, Will M. Genius: a genetic algorithm for automated structure elucidation from <sup>13</sup>C NMR spectra. *J Am Chem Soc.* 2002;124(9):1868-1870.
13. Schneider TR. A genetic algorithm for the identification of conformationally invariant regions in protein molecules. *Acta Crystallogr D Biol Crystallogr.* 2002;58(2):195-208.
14. Gardiner EJ, Willett P, Artymiuk PJ. Protein docking using a genetic algorithm. *Proteins.* 2001;44(1):44-56.
15. Douguet D, Thoreau E, Grassy G. A genetic algorithm for the automated generation of small organic molecules: drug design using an evolutionary algorithm. *J Comput Aided Mol Des.* 2000;14(5):449-466.
16. Yen GG, Meesad P. Constructing a Fuzzy Rule-Based System Using the ILFN Network and Genetic Algorithm. *Int J Neural Syst.* 2001;11(5):427-443.
17. Jefferson MF, Burlinson S, Burns A, et al. Clinical features of dementia associated with apolipoprotein epsilon4: discrimination with a neural network genetic algorithm. *Int J Geriatr Psychiatry.* 2001;16(1):77-81. (Abstract)
18. Shelhamer M. Use of a genetic algorithm for the analysis of eye movements from the linear vestibulo-ocular reflex. *Ann Biomed Eng.* 2001;29(6):510-522.

19. Kowalczyk P, Terzyk AP, Gauden PA, Leboda R. The Characterization of Microporous Activated Carbons Utilizing a Simple Adsorption Genetic Algorithm (SAGA). *J Colloid Interface Sci.* 2001;239(2):591-594.
20. Wu WL, Su FC, Cheng YM, Chou YL. Potential of the genetic algorithm neural network in the assessment of gait patterns in ankle arthrodesis. *Ann Biomed Eng.* 2001;29(1):83-91.
21. Fung AY, Alektiar KM, Silvern DA, Zaider M. Treatment-plan optimization for soft-tissue sarcoma brachytherapy using a genetic algorithm. *Int J Radiat Oncol Biol Phys.* 2000;47(5):1385-1395.
22. Ezzell GA, Gaspar L. Application of a genetic algorithm to optimizing radiation therapy treatment plans for pancreatic carcinoma. *Med Dosim.* 2000;25(2):93-97.
23. Bath PA, Pendleton N, Morgan K, Clague JE, Horan MA, Lucas SB. New approach to risk determination: development of risk profile for new falls among community-dwelling older people by use of a Genetic Algorithm Neural Network (GANN). *J Gerontol A Biol Sci Med Sci.* 2000;55(1):17-21. (Abstract)
24. Vinterbo S, Ohno-Machado L. A genetic algorithm approach to multi-disorder diagnosis. *Artif Intell Med.* 2000;18(2):117-132.
25. Boiculescu L. Genetic algorithm in the control optimization. *Rev Med Chir Soc Med Nat Iasi.* 1999;103(1):176-181. (Abstract)
26. Jefferson MF, Pendleton N, Mohamed S, et al. Prediction of hemorrhagic blood loss with a genetic algorithm neural network. *J Appl Physiol.* 1998;84(1):357-361.
27. Kumaravel N, Viswanathan SM. Real time implementation of genetic algorithm cancellation of sinusoidal noise in ECG using TMS320C50 DSP processor. *Biomed Sci Instrum.* 1999;35(1):169-174.
28. Kumaravel N, Nithyanandam N. Genetic-algorithm cancellation of sinusoidal powerline interference in electrocardiograms. *Med Biol Eng Comput.* 1998;36(2):191-196.
29. Wu RY, Ling KV, Ng WS. Automatic prostate boundary recognition in sonographic images using feature model and genetic algorithm. *J Ultrasound Med.* 2000;19(11):771-82.
30. Gudmundsson M, El-Kwae EA, Kabuka MR. Edge detection in medical images using a genetic algorithm. *IEEE Trans Med Imaging.* 1998;17(3):469-474.
31. Sasikala M, Kumaravel N. Optimal autoregressive model based medical image compression using genetic algorithm. *Biomed Sci Instrum.* 2000;36(1):177-82.
32. Zheng B, Chang YH, Wang XH, Good WF, Gur D. Feature selection for computerized mass detection in digitized mammograms by using a genetic algorithm. *Acad Radiol.* 1999;6(6):327-32.
33. Anastasio MA, Yoshida H, Nagel R, Nishikawa RM, Doi K. A genetic algorithm-based method for optimizing the performance of a computer-aided diagnosis scheme for detection of clustered microcalcifications in mammograms. *Med Phys.* 1998;25(9):1613-20.



## EVENTOS ACADÉMICOS CÁTEDRA ABIERTA

SEGUNDO SEMESTRE 2003



FECHA	CONFERENCISTA	TEMA
18 Julio	María Elena Cuartas	Adhesión en odontología. Parte I
1 Agosto	Grupo Multidisciplinario de Posgrados Facultad de Odontología, Universidad de Antioquia	Trauma dentoalveolar
22 Agosto	María Elena Cuartas	Adhesión en odontología. Parte II
5 Septiembre	Grupo Multidisciplinario de Posgrados Facultad de Odontología, Universidad de Antioquia	Trauma dentoalveolar
12 Septiembre	Efraín Álvarez Martínez	Tumores odontológicos
17 Octubre	Gloria Álvarez Gómez	Manejo de cáncer bucal
7 Noviembre	Grupo Multidisciplinario de Posgrados Facultad de odontología, Universidad de Antioquia	Ausencia congénita de laterales Parte I
14 Noviembre	Carlos Arturo Gómez Tabares	Manejo de la pulpa vital irreversible con láser
28 Noviembre	Marta Marín Botero	Malacoplaquia
5 Diciembre	Grupo Multidisciplinario de Posgrados Facultad de odontología, Universidad de Antioquia	Ausencia congénita de laterales Parte II

LUGAR: Auditorio Facultad de Odontología

ENTRADA LIBRE

HORA: 7:00 a 8:00 a.m.

Informes: Coordinación de Educación Permanente - Teléfono: 510 67 60 - Fax: 211 00 67 - E-mail: pgradofo@chami.udea.edu.co