



## Desafíos de la Inteligencia Artificial Bioinspirada con Algoritmos Genéticos

<sup>1,2</sup> Prof. Wilmer Pereira  
wpereira@ucab.edu.ve, wpereira@usb.ve  
<http://www ldc.usb.ve/~wpereira>

<sup>1</sup> Universidad Católica Andrés Bello  
<sup>2</sup> Universidad Simón Bolívar  
Caracas, Venezuela

Historia del Artículo  
Recibido 01 de Noviembre de 2017  
Aceptado 27 de Diciembre de 2017  
Disponible online: 27 de Diciembre de 2017

**Resumen:** En un primer momento se presentan definiciones básicas para comprender el alcance de la Inteligencia Artificial, resaltando sus posturas ante la posibilidad de emular razonamiento humano en un computador. Específicamente se identifican los esfuerzos para definir sistemas formales que puedan modelar las matemáticas y por ende el razonamiento humano bajo el supuesto de que la inteligencia humana funciona bajo un paradigma mecanicista. Sin embargo, hay limitaciones insalvables en todos los sistemas formales por lo que debemos conformarnos con estrategias que converjan a soluciones sub-óptimas. Una corriente de la Inteligencia Artificial establece esta búsqueda mediante técnicas inspiradas en la biología, que van más allá de los límites intrínsecos del razonamiento matemático deductivo, ya que han probado su eficacia en la propia naturaleza. En consecuencia se presentan los principios básicos que rigen la evolución y la genética, y la dinámica que subyace en los algoritmos genéticos en general. Finalmente, se mostrarán algunos resultados que hemos publicado, utilizando en particular algoritmos genéticos monobjetivos y multiobjetivos, para resolver problemas sobre los cuales, en principio, no se pueden aplicar técnicas formales de investigación de operaciones o sistemas formales en general.

**Palabras Clave:** Inteligencia Artificial, Evolución, Genética, Algoritmos Genéticos Mono-objetivos, Algoritmos Genéticos Multi-objetivos.

## Challenges of Bioinspired Artificial Intelligence with Genetic Algorithms

**Abstract:** At first, basic definitions are presented to understand the scope of Artificial Intelligence, highlighting their positions in order to, at least, simulate human reasoning in a computer. Specifically, we identify the efforts to define formal systems that can model mathematics and therefore human reasoning under the assumption that human intelligence works under a mechanistic paradigm. However, there are insurmountable limitations in all formal systems, so we must settle for strategies that converge to sub-optimal solutions. A stream of Artificial Intelligence establishes this search through techniques inspired by biology, which go beyond the intrinsic limits of deductive mathematical reasoning, since they have proven their efficacy. Consequently, we present the basic principles that govern evolution and genetics,

and, the dynamics that underlie genetic algorithms in general. Finally, we will show some results that we have published, using in particular monobjective and multiobjective genetic algorithms, to solve problems on which, in principle, formal operations research techniques or formal systems in general can not be applied.

**Keywords:** Artificial intelligence, Evolution, Genetic, Monobjective Genetic Algorithms, Multiobjective Genetic Algorithms.

## 1. Introducción

El área de inteligencia artificial (IA), a pesar de sus altibajos, se ha mantenido en la actualidad de la investigación en informática. Muchos de sus fracasos como el proyecto de traducción automática del ruso al inglés en plena guerra fría<sup>1</sup> o las máquinas japonesas de 5<sup>ta</sup> generación con lenguaje de máquina en Prolog<sup>2</sup>, entre otros, han contribuido a centrar la investigación en objetivos abordables y a re-direccionar la búsqueda de nuevas líneas de trabajo. Estos inviernos de la IA, como así se les conoce, han conducido al surgimiento de diversas sub-áreas, algunas en franca competencia entre ellas pues se atacan al mismo tipo de problemas bajo distintos enfoque y otras complementarias, que pueden aplicarse conjuntamente. En particular, los paradigmas inspirados en la biología de los seres vivos tienen el atractivo de ser de comprobada eficacia pues esos mecanismos han regido la naturaleza desde la propia creación de la vida. La selección natural, la genética, la dinámica de la reproducción celular, el funcionamiento de las neuronas, el aprendizaje instintivo y el autoaprendizaje, ... son ahora términos que forman parte del vocabulario informático que inspiraron e inspiran estrategias para la resolución de problemas. Las técnicas computarizadas que nacieron de estas estrategias, conocidas como: aprendizaje por reforzamiento, algoritmos genéticos, redes neurales, autómatas celulares entre otras ... son herramientas

reconocidas en el área de optimización para resolver esos problemas que, bajo ciertas condiciones, requieren gran cantidad de procesamiento o mucho espacio en disco para encontrar una solución.

Inicialmente en el seno del Grupo de Investigación en Inteligencia Artificial y Robótica (GIAR) de la Universidad Católica Andrés Bello, se tiene una tradición en el estudio de estrategias de navegación para robótica autónoma y teledirigida y la utilización de técnicas bioinspiradas [PER04], [PER05], [ROJ06], [LEI05], [DOS04], ... Sin embargo, en los últimos años nos hemos enfocado en algunos trabajos sobre las estrategias de selección en algoritmos genéticos monobjetivos y multiobjetivos, independientemente de la robótica. También la utilización de redes neurales evolutivas y algoritmos de optimización basados en colonia de hormigas con sus aplicaciones en juegos como GO, Pacman y Animax. Este artículo es una compilación de los aportes propuestos para técnicas bioinspiradas, específicamente de algoritmos genéticos, realizado en colaboración con profesores y tesis de la Universidad Católica Andrés Bello (UCAB).

Específicamente gracias a la asignatura: Inteligencia Artificial Bioinspirada para la Computación Emergente dictada, como electiva, en la UCAB y la Maestría en Ciencias de la Computación de la UCV y la UCLA, se ha logrado conjugar el esfuerzo de diferentes personas para armar un único hilo conductor que son el estudio de la técnicas de programación evolutivas.

<sup>1</sup> Este proyecto comenzó en 1954 con un experimento de traducción sencillo patrocinado por IBM y la Universidad de Georgetown. Prometieron resultados en máximo 5 años. En 1996 el reporte ALPAC, financiado por el gobierno norteamericano, mostró el poco progreso y redujeron considerablemente los fondos para investigaciones en el área

<sup>2</sup> Se pretendían máquinas masivamente paralelas para explotar la estructura natural de reglas fácilmente paralelizables de PROLOG. No obstante al cabo de 10 años, y múltiples proyectos de investigación, no se obtuvo ningún resultado concreto

Los artículos publicados que serán el sustento de este estudio, específicamente sobre algoritmos genéticos, son:

García G., Lujan A., Pereira W. y Paladino R. IBC: Individual Based Choice, the 2<sup>nd</sup> International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE 2009), Sept/2009, Egypt.

García G., Pereira W. y Ron G., Strength By Objective: Una Nueva Estrategia de Asignación de Fitness para Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivos, Conferencia Latinoamericana de Informática (CLEI2005), Octubre/2005, Cali, Colombia.

Y una publicación en curso de preparación:

W. Pereira, J. Ramos, E. Andrade y Y. Cardinale. LOBEA: An Heuristic Trade-off-based for Multiobjective Genetic Algorithms.

Tanto los artículos publicados como los resúmenes de los Trabajos Especiales de Grado se encuentran disponibles en formato digital en el portal del Grupo de Investigación de Inteligencia Artificial y Robótica:

<http://apps.ucab.edu.ve/ingenieria/informatica/giia/r/home.htm>

Este documento pretende comparar los artículos sobre algoritmos genéticos, desde la perspectiva de lo que es posible, ante los desafíos que confronta la Inteligencia Artificial.

## **2. Fundamentos de Inteligencia Artificial y Biología**

Las bases que sustentan la inteligencia artificial son, por una parte, formales provenientes del mundo abstracto de las matemáticas y, por otra parte, más intuitivas, cercanas a las ciencias cognitivas, con fuerte influencia de la biología, la psicología y la filosofía. Son dos mundos opuestos en la manera de abordar la investigación científica, sin embargo, complementarios pues

ambos se nutren de las ideas y descubrimientos de cada dominio. Un ejemplo de como se nutre lo intuitivo con lo formal, ocurrió en la lingüística, la cual, es un área de estudio que en un primer momento usaba técnicas de razonamiento inductivo basándose en técnicas cognitivas. Se partían de las gramáticas de los diferentes lenguajes naturales, comparándolas y resaltando sus similitudes y diferencias. A partir de Ferdinand de Saussure, a comienzos del siglo XX, se fue armando un cuerpo de conocimientos más formal, definiendo lo que se llamó el estructuralismo. En esta teoría se distingue: la lengua como sistema, el habla caracterizada por su uso y los signos lingüísticos que definen el concepto (significado) y la imagen acústica (significante). Progresivamente se fueron adoptando métodos más y más abstractos específicamente con los trabajos formales de Noam Chomski [ISA97]. Este último estableció un nexo entre la teoría de autómatas, indispensable para la informática teórica, y las gramáticas formales. La relación se consolidó llegando a gramáticas más generales equivalentes a los autómatas más completos como lo son las máquinas de Turing. Este último formalismo es equivalente, en poder de cálculo, a un computador moderno, bajo la arquitectura de computadores clásica de von Neumann. Es decir, los formalistas utilizan las ideas e intuiciones de los investigadores del área de las ciencias cognitivas para desarrollar teorías fundamentadas en las matemáticas y a su vez estrechamente relacionadas con el cálculo informático. Otro ejemplo bien conocido, y más cercano a la inteligencia artificial, es la formalización, aún en progreso, de los enfoques conexionistas, como las redes neurales, para modelar el razonamiento humano.

Sin embargo, aún impera una falta de sistematización y orden sobre la relación entre las distintas sub-áreas y métodos que alimentan a la inteligencia artificial. Esto no es de extrañar ya que podría decirse que la inteligencia artificial define técnicas que están en el borde entre lo que es posible calcular y lo que es computacionalmente arduo de calcular.

Por otro lado, aunado a este frágil equilibrio entre las matemáticas y las ciencias cognitivas, ni siquiera está muy claro lo que significa la inteligencia, a pesar de valernos de ella a cada instante ...

## 2.1. Difícil Definición de Inteligencia Artificial

Definir el término inteligencia artificial ya representa un reto por la utilización recursiva de los conceptos. Es decir, resulta todo un desafío imaginar una definición de inteligencia sin recurrir a nuestro intelecto para hacer explícito dicho término. En otras palabras, ¿Cómo definir inteligencia sin valernos de nuestra inteligencia? Parecería necesaria la existencia de un meta-ente en un meta-nivel para conceptualizar la inteligencia y que sea lo suficientemente objetivo para no sesgar la definición con un juicio cercano al nuestro ... En todo caso, al no disponer de una definición objetiva, no es trivial llegar a un consenso sobre que se considera la inteligencia humana y menos aún inteligencia artificial. A esto se aúna el hecho de que el término, inteligencia artificial, abunda en la literatura de divulgación científica de gran público y la ciencia ficción. Las expectativas y temores del común de las personas, están repletas de prejuicios que cargan de subjetividad esta área del conocimiento. Además, la multitud de producciones cinematográficas, donde el rol de robots inteligentes es desfavorable a los humanos, aumentan el grado de imparcialidad e imprecisión.

Este escenario ha producido una multiplicidad de definiciones que dependen del énfasis que se da a la inteligencia. En algunos casos se privilegia la dimensión del pensamiento, racional o 'humano', en otras se considera la dimensión del actuar, más pragmático, también desde el punto de vista racional o 'humano' [RUS09]. Por ejemplo, una definición de los precursores del área, como lo es John McCarthy: *Es la ciencia e ingeniería para hacer máquinas inteligentes*. Otra de Nils Nilsson, conocido matemático: *El objetivo del trabajo en Inteligencia Artificial es de construir máquinas que ejecuten tareas que normalmente requieren inteligencia humana*. Es de notar que estas

definiciones abordan la inteligencia artificial haciendo referencia a la inteligencia humana, que como se mencionó anteriormente, no está claramente delimitada.

Entre las definiciones más ligadas a las ciencias humanas está la de Eugene Charniak: *Estudio de las facultades mentales a través del uso de modelos computacionales*. Una muy explícita de Marvin Minsky: *La Inteligencia Artificial es la construcción de programas informáticos que realicen tareas, por el momento, ejecutadas eficientemente por el ser humano porque exigen procesos mentales de alto nivel tales como: aprendizaje perceptual, organización de la memoria y razonamiento crítico*.

También están aquellas definiciones muy cargadas de subjetividad, muchas de detractores de la inteligencia artificial, como por ejemplo la de Frank Brill: *Inteligencia artificial es un sub-campo de las ciencias de la computación que se avoca a la construcción de programas extremadamente complejos que no siempre trabajan correctamente*. O la de Charles Bundy: *La Inteligencia Artificial es un intento de hacer los computadores tan incompetentes como los humanos, es decir, hacer que las máquinas piensen como las personas, con su mismo nivel de imperfección ...*

Por otro lado, desde los propios inicios de la disciplina, están quienes defienden la posibilidad de una IA fuerte. Bajo esta perspectiva la máquina no es solamente capaz de producir comportamiento inteligente, sino que puede llegar hasta mostrar una conciencia de si misma. Esta postura ha dado nacimiento a toda una corriente filosófica, favorable a la IA, conocida como computacionalismo y más específicamente el conexionismo<sup>3</sup>. Bajo este enfoque los fenómenos mentales pueden ser descritos gracias a la interconexión de unidades simples determinísticas que hacen emerger comportamientos [MIN97]. La emergencia es una propiedad holística de un

<sup>3</sup> Este es un enfoque multidisciplinario proveniente de la psicología, neurociencias y filosofía del espíritu que asegura que los procesos mentales, entre ellos la conciencia, son producto de la emergencia de comportamiento, debido a la sinergia o interacción de unidades simples interconectadas.

sistema complejo, es decir, la totalidad no es necesariamente inferida a partir del comportamiento de sus componentes. En otras palabras, la sinergia entre los componentes hace que la totalidad de un sistema complejo vaya más allá que la simple adición de sus partes. La herramienta por excelencia para implantar este tipo de estrategias son las redes neurales [MAR01] porque está compuesta de unidades con comunicación inter-neuronal. Así, según sus partidarios, de un programa informático pueden emerger propiedades atribuibles a un ser inteligente.

Por otro lado, está el enfoque de la IA débil el cual es más pragmático y se contenta con simular inteligencia sin preocuparse si los procesos de razonamiento son, efectivamente, como los efectúa un agente biológico. El ejemplo más conocido es ELIZA que, a través de una pantalla y un teclado, interactúa con pacientes pretendiendo hacerse pasar por un psicoterapeuta humano. Sorprendentemente, en cierta medida, logra confundir a ciertos pacientes simplemente captando las afirmaciones y transformándolas en preguntas. A pesar de la ingenuidad de la estrategia, muchos pacientes encontraban consuelo pensando que en todo momento interactuaban con un verdadero especialista. El objetivo de ELIZA era pasar el conocido test de Turing [RUS09] la cual es una simple conjetura dada a conocer por el matemático inglés Alan Turing. Inicialmente se parte de dos entidades: un computador y un humano quienes deben responder a las preguntas formuladas por un juez. Este último debe discernir cual de las entidades no es humana gracias a las respuestas recibidas. En caso de no poder diferenciarlos, se asegura que el computador es inteligente pues es capaz de simular una conversación con un humano sin revelar su verdadera identidad<sup>4</sup>.

---

<sup>4</sup> En 1990 se inició un concurso, llamado Premio Loebner, que es una competencia anual entre programas de computadora que sigue el estándar establecido en la prueba de Turing. Un juez humano se enfrenta a dos pantallas de computador, una de ellas efectivamente bajo el control de un computador, y la otra bajo el control de un humano. El juez plantea preguntas a las dos pantallas y recibe respuestas. El premio está dotado con 100.000 dólares estadounidenses para el programa que pase el test, y un premio de consolación para el mejor programa anual. Todavía no ha sido otorgado el premio principal.

La IA fuerte ha generado innumerables debates, y entre ellos uno de los ejemplos que más ha servido a alimentar la controversia, es el argumento del cuarto chino propuesto por John Searle [SEA93], conocido detractor de la IA. Este experimento mental, fuertemente inspirado en el test de Turing, fue concebido para mostrar la imposibilidad de inteligencia artificial sobre un soporte puramente electrónico e inanimado. El ejercicio consiste en un espacio o habitación cerrada la cual contiene toda la información que se pueda imaginar sobre el idioma y la cultura china: libros de gramática, cartas geográficas, manuales de arte, usos y costumbres, etc. También al interior se encuentra una persona, ignorante del idioma pero infinitamente rápida en la manipulación y traducción de los textos, pudiendo responder mecánicamente a todas las preguntas formuladas. El objetivo de esta situación es de establecer una analogía donde: la biblioteca representa la base de conocimiento digital y el individuo, sin conocimiento del chino, juega el rol de una unidad central de procesamiento o CPU. En principio, esta situación constituye un modelo cercano o una analogía a la arquitectura de un computador clásico.

Al exterior, hay personas de nacionalidad china quienes puedan entablar una conversación o formular preguntas a la 'habitación'. La interacción es al escrito por intermedio de dos pequeñas ventanas: una para deslizar las preguntas o emitir afirmaciones y la otra para recibir las respuestas.

Bajo estas premisas, la cuestión es de saber si las personas de nacionalidad china al exterior pueden llegar a creer que realmente interactúan con un humano, específicamente, originario de la China. Efectivamente lo que Searle pretende es que el argumento del cuarto chino muestre la imposibilidad, de que un computador, pueda pasar el test de Turing.

Los argumentos del propio Searle, tomando partido contra la IA, son que la simple manipulación de símbolos introducidos por la ventana de entrada y tratados al interior sin

ninguna semántica por el operador o manipulador de la secuencia de ideogramas, no son suficiente para la comprensión del idioma por la habitación. Según su argumentación, no puede haber intencionalidad ni mucho menos conciencia de comunicación por parte de la habitación.

En contrapartida, los adeptos de la IA fuerte, usan el argumento del chino para sustentar sus ideas. En primer lugar aseveran que el carácter mecanicista del funcionamiento del cerebro es un hecho probado por diversas investigaciones. Se ha podido constatar que los procesos mentales provienen inicialmente de intercambios de sustancias químicas que producen tenues corrientes eléctricas. Estos estímulos se desplazan entre las neuronas, activando partes del cerebro, que originan y controlan nuestras acciones y pensamientos. En segundo lugar, la multiplicidad de mecanismos que se imbrican hacen emerger comportamiento, bajo el principio holístico de un sistema complejo. Así si aceptamos que la conciencia en el humano es una propiedad emergente del funcionamiento del cerebro entonces puede esperarse que la conciencia, en un ente artificial, sea una propiedad emergente de las múltiples interacciones autónomas de los agentes de razonamiento. En consecuencia, el modelo mecanicista, con sus propiedades holísticas, justifica que en un ente no biológico pueda emerger una conciencia y, por ende, producir inteligencia.

Después de innumerables discusiones los argumentos de ambos bandos son rebatidos [RUS09]. Por una parte, la premisa de los opositores de la IA, sobre la imposibilidad de una conciencia, a partir de un soporte físico no biológico, adolece de objetividad. Bajo esta argumentación se niega la existencia de la conciencia sin justificar claramente el por qué. Por otra parte, los partidarios de la IA que aducen a una conciencia holística no tienen argumentos fuertes para justificar porque justamente lo que emerge es la conciencia. Pareciera que el argumento del cuarto chino no es suficientemente explícito para elucidar la cuestión sobre la posibilidad o la imposibilidad de la inteligencia artificial ... Así seguimos sin una definición de la

inteligencia, como modelarla sobre un soporte inanimado y ni siquiera está claro hacia donde debemos dirigir los esfuerzos de investigación ... desmotivante o esperanzador, según la postura del investigador ...

## 2.2. Motivación Histórica Esperanzadora ...

El término inteligencia artificial nace en 1956 en una conferencia en Dartmouth College, como alternativa a la antigua búsqueda de solución a problemas para los que no se puede obtener una respuesta (en un tiempo satisfactorio) utilizando las técnicas clásicas de investigación de operaciones, teoría de grafos y algorítmica en general [RUS09].

Aunque la simulación de la inteligencia en aparatos y la discusión filosófica subyacente tiene una larga historia, la búsqueda de resultados formales más significativos comienza en 1900, en el Congreso Internacional de Matemáticas de Paris. Allí David Hilbert presenta una lista de problemas para los cuales aún se buscaba una solución y que, a su juicio, ocuparían a la comunidad matemática en el siglo XX<sup>5</sup>. Entre los 23 problemas [WEI10], estaba, en particular, el segundo que consistía a probar la consistencia de la aritmética a partir de su axiomática. De lograrse esto, según Hilbert, los fundamentos de las matemáticas podían ser sustentados por un conjunto finitos de axiomas que soportarían todo el edificio formal. Excelente herramienta para modelar el razonamiento abstracto y por ende tener una inteligencia modelizable formalmente ...

Esta búsqueda se dio a conocer como el programa de Hilbert y ocupó a muchos matemáticos a comienzos de siglo. En esa línea, apoyado en los trabajos de Frege y para satisfacer el programa de Hilbert, durante varios años, Russel y Whitehead intentaron la completa formalización de las matemáticas a través del famoso libro conocido como *Principia Mathematica*. Con este trabajo se

---

<sup>5</sup> De hecho efectivamente varios de estos problemas fueron la inspiración de las matemáticas del siglo XX y algunos quedaron sin solución en los albores del siglo XXI

lograron eliminar algunas paradojas<sup>6</sup> pero, a pesar de sus esfuerzos, no se cumplió con el programa de Hilbert y se comenzó a sospechar que existían ciertos límites, para la formalización que las matemáticas, que no se podían sobrepasar. ¿Por qué la lógica, que había mostrado un gran desarrollo desde los trabajos de Boole y Frege, parecía incapaz de modelar las matemáticas? ¿Qué implicaciones tenían las paradojas en la estructura y coherencia de los fundamentos matemáticos? ¿Cuáles eran las consecuencias reales del concepto de infinito, formalizado por Cantor, sobre el alcance de las matemáticas?

### 2.2.1. Pero hay indecibilidad ...

En un primer momento, el segundo problema de Hilbert es claramente recurrente, es decir, para probar la consistencia de un sistema formal debemos probarlo con un cuerpo de conocimientos consistente.

En 1930, para dar respuesta directa al segundo problema de Hilbert y otras conjeturas, Kurt Gödel formuló y probó dos resultados conocidos como los teoremas de la incompletitud [CAR08]. El primero podría parafrasearse de la siguiente manera:

*Para una teoría que incluye la aritmética, existirán proposiciones donde ni ella misma ni su negado podrán ser demostradas*

El segundo teorema también es una limitación sobre los sistemas formales que responde de manera directa, negativamente, al segundo problema de Hilbert. Este puede explicarse así:

*Para una teoría que incluya la aritmética la coherencia es indemostrable en el seno de la teoría*

<sup>6</sup> Una de las paradojas surge a partir de la construcción de un conjunto de subconjuntos que no se contienen a sí mismos, conocida popularmente como la paradoja del barbero. En términos sencillos, la paradoja se aprecia, suponiendo una ciudad donde está un barbero que corta el cabello a sólo aquellos que no se lo cortan a sí mismo. El problema se presenta cuando nos interrogamos sobre quién debe cortar el cabello del barbero. Si el barbero se lo corta, según la premisa inicial, no debería hacerlo porque se lo está cortando a sí mismo. Si por el contrario, no se lo corta, por pertenecer al conjunto de personas que no se lo cortan a sí mismo, debería hacerlo. ¿Qué dilema para un pobre barbero sobre todo si no es especialista en teoría de conjuntos!

Estos teoremas dieron al traste con el sueño de Hilbert y muchos matemáticos de fundamentar las matemáticas sobre un sistema axiomático. Más aún los teoremas de incompletitud dieron nacimiento a lo que se conoce actualmente como los problemas indecidibles que explicaremos muy breve e intuitivamente más adelante. Así, desafortunadamente el conocido texto en latín *ignoramus et ignorabimus*: desconocemos y desconoceremos (lema del agnosticismo moderno), existía en el cuerpo de las matemáticas<sup>7</sup> ... Esto cambió el curso de las investigaciones en matemáticas y las expectativas que se tenían, en particular, sobre el gran poder que se atribuía a los sistemas formales en el desarrollo de la ciencia.

Si aceptamos que las matemáticas constituyen la única herramienta para demostrar consecuencias a partir de una teoría axiomática, entonces, no tenemos ninguna esperanza de encontrar una solución a los problemas indecidibles, o expresado en otros términos, preguntas para las que no tenemos ni una respuesta positiva ni negativa, sólo una desesperanzadora ignorancia. Ante estas limitaciones de las matemáticas clásicas, algunos piensan que desbordando el marco formal podríamos solucionar los problemas con teoría no apoyadas en la deducción matemática. Es decir con abstracciones que no siguen los lineamientos matemáticos clásicos ... difícil de imaginar por el carácter universal de la deducción como herramienta incontestable del razonamiento justo. Claramente, bajo esta suposición, el problema es filosófico y se transporta a un plano más controversial [HOF00]. En otras palabras, el teorema de incompletitud de Gödel limita las matemáticas pero ¿está sujeto el hombre a esos límites? ... Pregunta nada trivial a responder para la cual, el mismo Gödel, trató de

<sup>7</sup> Paradójicamente en 1930, un año antes del trabajo de Gödel, en una alocución radiofónica, Hilbert pronuncia un elocuente discurso contra el *Ignoramus et Ignorabimus*. Este argumento desesperanzador, a juicio de Hilbert, emparentado con 'pereza intelectual', se impone en las matemáticas poco tiempo después, confrontándose con una ciencia formal que pretende el control de todo el conocimiento sin límites. En fin se demostró de manera inesperada la imposibilidad del programa de Hilbert

dar respuesta sin obtener consenso entre sus colegas<sup>8</sup>...

Quizás, a modo de coetilla, vale la pena mencionar que un conocido detractor de la Inteligencia Artificial, Roger Penrose, piensa que el computador está sujeto a las limitaciones del segundo teorema de la incompletitud pero no así una máquina de cálculo cuántico. Su punto de vista es tentador pero permanece en un plano especulativo y aún no se podrá demostrar hasta efectivamente disponer de una máquina cuántica. Aunque google ya desarrolló su primera máquina cuántica, Bristlecone ...

### 2.2.2.... Y también intratabilidad

Si aceptamos la imposibilidad de solucionar problemas indecibles, bajo las matemáticas deductivas, podríamos ingenuamente aseverar que el resto de los problemas decidibles seguramente tienen una solución, es decir, existen algoritmos que nos permiten obtener una respuesta a todo problema decidable. Efectivamente los problemas decidibles tienen algoritmos, sin embargo, la cuestión está en ¿podemos siempre obtener una respuesta a un problema decidable, con nuestra cantidad de recursos limitados, en un tiempo razonable? Aquí de nuevo, nos encontramos ante un escollo formal y práctico. Dentro de los problemas decidibles, existen casos o instancias que requerirán tal cantidad de recursos, que no podemos tener una respuesta en un tiempo que tenga sentido [CAR08]. Por ejemplo, imaginemos que queremos monitorear en tiempo real los procesos en una refinería mediante un programa informático. Si bajo ciertas condiciones de las variables de la refinería, es decir para una instancia del problema, la respuesta la obtenemos en varias horas o quizás días, no tiene sentido buscar la solución pues no podremos tomar las decisiones inmediatas ante situaciones de apremio.

Estos problemas decidibles, con algoritmos determinísticos, pero arduos en cálculo y por ende con tiempos de respuesta inaceptables, se conocen como problemas intratables. Dentro de estos, existe una clasificación dependiendo de la complejidad o cantidad en número de operaciones de cálculo. Los más conocidos, entre los intratables, son los problemas NP-completos y NP-duros [CAR08], [WOL06]. Los primeros son aquellos que tienen solución en un tiempo polinomial pero desafortunadamente con una máquina no determinista, es decir, masivamente paralela. Ingenuamente podría pensarse que con la proliferación de supercomputadores con millares de procesadores podemos satisfacer los requerimientos de los problemas NP-completos. Sin embargo siempre existirá una instancia del problema para la cual no bastarán los miles de procesadores disponibles y siempre se necesitarán más.

Un ejemplo clásico de intratabilidad es el problema de satisfactibilidad. Para ilustrar la idea mediante un ejemplo, supongamos que deseamos obtener el resultado de una tabla de verdad, de cualquier talla. Comencemos por tablas de 5 o 6 variables, es decir  $2^5=32$  o  $2^6=64$  filas respectivamente. Un humano con suficiente paciencia puede llevar a cabo esta tarea, a buen término, en un tiempo razonable. Más allá, y hasta cierto límite, un computador también puede realizar la tarea sin mayores inconvenientes. No obstante veamos donde está el umbral ... Imaginemos un computador con el cual podemos procesar el valor de verdad de cada fila de la tabla en  $1 \text{ } \eta\text{seg}$  ( $10^{-9}$  seg), es decir, la millardésima parte de un segundo ... Una tabla de 40 variables implica  $2^{40}$  filas lo cual representa aproximadamente  $10^{12}$  es decir, alrededor de un billón de filas. Con un cálculo sencillo, el tiempo estimado sería de

$$10^{12} * 10^{-9} = 1000 \text{ seg}$$

lo cual representa alrededor de 16 minutos de procesamiento. Arduo pero digamos aceptable ... Sin embargo llevémoslo a 100 variables, lo cual no parece un aumento enorme pero nos conduce a aproximadamente un quintillón de filas ( $10^{30}$ ).

<sup>8</sup> Gödel, al final de su vida, concentró su trabajo en un plano más filosófico demostrando conjeturas como la existencia de Dios a través de una prueba ontológica basada en la lógica modal. Escribió también sobre las implicaciones de su principal trabajo, los teoremas de incompletitud, y su alcance sobre el potencial científico del humano, independiente de las matemáticas.

Bajo las mismas premisas del sencillo cálculo ya realizado, ahora corresponde a

$$10^{30} * 10^{-9} = 10^{21} \text{ seg}$$

lo que representa  $3.17 * 10^{11}$  siglos de cálculo ... solo para llenar la tabla ... Esto sin tomar en cuenta el espacio necesario para contener la tabla de un quintillón de filas en el disco del computador ...

Sabiendo que este problema es NP-completo, es decir, que puede ser resuelto en tiempo polinomial por una máquina masivamente paralela, supongamos que contamos con un computador masivamente paralelo o un supercomputador que contenga un poco menos de 300.000 procesadores<sup>9</sup>, y establezcamos una velocidad mayor para evaluar filas de  $10^{-15}$  seg (1 pseg). Es claro que esta capacidad de procesamiento es enorme. Con esta gran cantidad de procesadores, y además con cada procesador un millón de veces más rápido, podemos reducir el tiempo estimado, para una tabla de verdad de 100 variables en apenas 105 años ... Todavía algo alejado de lo deseable ...

La opción inmediata parecería aumentar el número de procesadores o núcleo a varios millones pero esto implica tal disipación de calor, que el gasto de energía en enfriamiento es excesivo para la rentabilidad de un supercomputador ... además aparecen otros problemas. Los computadores a múltiples procesadores están sujetos a la ley de Amdahl [SAN10] que enuncia que la ganancia en tiempo, para máquinas paralelas, es cada vez menor a medida que se aumenta la cantidad de procesadores (dado que el número de procesos es constante). El cuello de botella está básicamente en el bus interno de comunicación y en la memoria a compartir pues los procesos deben sincronizarse. En fin, pareciera que los beneficios que se obtendrían con un elevado número de

procesadores desaparecen a medida que se aumenta su cantidad<sup>10</sup>.

Otra posibilidad es expandir la capacidad de cálculo no sólo a supercomputadores sino a conglomerados de computadores (*cluster*) implantado sobre una red de área local (LAN) y coordinados por un *grid* de cálculo el cual se vale de los computadores y *clusters* con tiempo ocioso a nivel mundial. Todo esto interconectado a través de una red de amplio espectro (WAN). El *grid* por el hecho de poder disponer de supercomputadores y *clusters*, potencia enormemente la capacidad de procesamiento.

Sin embargo, en el caso del *cluster*, las limitaciones también están en la saturación de la red de comunicación (lentas con respecto a la capacidad de procesamiento del CPU) ya que habría una gran cantidad de mensajes de control para la comunicación y sincronización de procesadores. Partiendo del hecho de que la memoria es distribuida, para poder mantener la consistencia de los datos, se requiere otra gran cantidad de mensajes de control. Lo común es instalar LAN's de alta velocidad, de al menos 100 Gbps, para poder soportar la gran cantidad de mensajes. Sin embargo, aún así, se generan tal cantidad de colisiones que se degradan los tiempos de respuesta.

En lo que concierne al *grid* de cálculo, las limitaciones, además de los mensajes de control, están en los tiempos de transferencia, debido a la variabilidad en la calidad de servicio (QoS). Que tan bien se comporta un canal de comunicación, viene determinado por: el retardo, la fluctuación (variabilidad en los tiempos de respuesta), los errores de tránsito o procesamiento y la velocidad de transferencia de las WAN's. Estos cuatro factores, en este tipo de redes, donde normalmente se transita a través de distintos proveedores de servicios, no siempre son homogéneos. Es decir, es difícil asegurar una QoS durante todo el tránsito de la información. Por

<sup>9</sup> Actualmente la supercomputadora más veloz es la Sunway TaihuLight que corre 93 PetaFLOPS ( $93 \times 10^{15}$ ) operaciones punto flotante por segundo) con 10.649.600 núcleos corriendo bajo una versión especial de linux.

<sup>10</sup> No obstante otra aseveración conocida (ley de Gustafson-Barsis) asegura que la ley de Amdahl deja de ser válida cuando el tamaño del problema escala con el número de procesadores. Esto aún no ha podido ser corroborado experimentalmente debido a limitaciones tecnológicas.

ejemplo para disminuir la fluctuación, se utilizan memorias caché o *buffers* que controlan la variabilidad del tráfico. Sin embargo esto aumenta el retardo inicial, justo al comenzar la transmisión de datos por lo que no aplica para servicios en tiempo real. Los errores se resuelven en muchos casos con retransmisiones pero estas a su vez aumentan el tráfico. Por lo tanto son múltiples las fuentes de inconvenientes cuando se involucra un *grid* y, en consecuencia, no necesariamente es la solución al problema de NP-completitud.

En fin, aun considerando el paralelismo actual en su máxima expresión, siempre existirán instancias para todo problema NP-completo con tiempos de ejecución prohibitivos. Todo esto es independiente del algoritmo para resolver el problema y sin considerar los recursos de memoria requeridos para solucionarlo, que en muchas ocasiones, también crecen exponencialmente.

### 2.2.3. ¿Cómo lo podemos resolver?

Precisamente dada esta situación, nos encontramos ante la necesidad de concebir métodos que permitan aproximarnos al menos a una solución sub-óptima, para los problemas intratables. Es decir, sabemos que el óptimo existe pero desconocemos el tiempo que nos solicitará calcularlo. Y es justamente aquí donde interviene las técnicas de inteligencia artificial...

Los primeros enfoque estaban cargados de semántica *ad hoc*, con heurísticas específicas al problema [RUS09]. Esto nos permitía obtener respuestas a muchas más instancias del problema. Sin embargo, la obligación de parametrizar el algoritmo con particularidades del problema hacer perder generalidad al método.

Un ejemplo muy conocido de la alta especialización, en detrimento de una inteligencia general, son los programas para jugar ajedrez. El programa que venció al gran maestro Kasparov, desarrollado sobre *Deep Blue*, se ejecutaba en una máquina de 32 procesadores, capaz de evaluar entre 100 y 300 millones de secuencias de juego por segundo. En promedio cada secuencia con una

profundidad de hasta 12 movimientos ... Un jugador profesional rara vez evalúa secuencias con una profundidad mayor a 4 o 5 jugadas y está muy lejos de evaluar siquiera un centenar de secuencias de juego posibles. Después de la derrota, múltiples fueron los comentarios objetando la 'inteligencia' de *Deep Blue*. En primer lugar, su grado de especialización era tal que *Deep Blue* era absolutamente incapaz de procesar eficientemente cualquier otra tarea que no estuviese relacionada con el ajedrez. En segundo lugar, la estrategia de juego de *Deep Blue* no tiene ninguna relación con la estrategia del humano. La búsqueda de secuencias de juego por el humano es mediante analogías basadas en grandes partidas junto con aperturas y secuencia de grandes maestros. El computador además de disponer de una base de conocimiento inmensa, evaluaba muchas más opciones que las podría cualquier ser humano. Casi una estrategia de 'fuerza bruta', es decir, búsqueda exhaustiva. En tercer lugar, el computador a diferencia del humano, no se ve sujeto a ninguna situación de stress ante la presencia del adversario, ni sufre de fatiga ligada al esfuerzo mental de la contienda. Esto es primordial para algunos jugadores como, por ejemplo, lo hacía el norteamericano Bobby Fischer quien tenía una estrategia de juego muy agresiva y por tanto ejercía una gran presión psicológica sobre sus adversarios. Por último, los grandes maestros estructuran sus estrategias en función al conocimiento que tienen de su adversario. *Deep Blue* tenía todo el historial de Kasparov pero no así el maestro ruso de la base de conocimiento de computador ni menos aún de su estilo de juego<sup>11</sup>.

En consecuencia, lo ideal sería usar estrategias heurísticas, que sean lo más general posible, evitando sesgarse demasiado a las particularidades del problema a resolver. Aquí es donde los mecanismos de la naturaleza comienzan a jugar un papel protagónico en la inteligencia artificial.

---

<sup>11</sup> Una vez evaluada su derrota, Kasparov solicitó la revancha pero, casi inmediatamente, *Deep Blue* fue desmantelada y los ingenieros asignados a otros proyectos, <http://www.research.ibm.com/deepblue/>.

## 2.3. Biología como estrategia de resolución de problemas

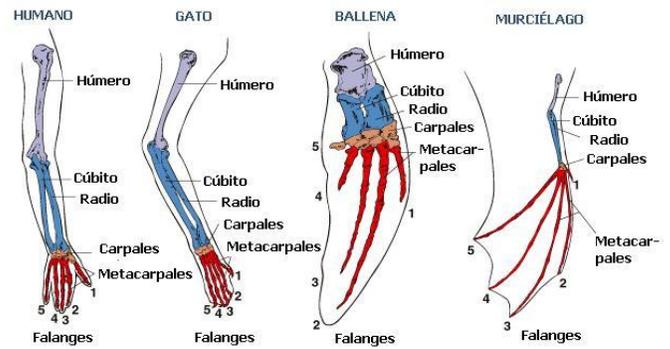
Así como la inteligencia artificial tiene áreas muy formales, estrechamente ligadas al razonamiento deductivo también han surgido desde los albores del área, técnicas conocidas como bioinspiradas. En realidad, las exitosas técnicas con las que la naturaleza resuelve sus conflictos para preservarse, han servido de inspiración para ciertas estrategias de resolución de problemas. Este enfoque tiene el gran atractivo de que aproxima las estrategias de resolución de problemas a modelos biológicos que podemos suponer mejor adaptados a un medio ambiente donde cada individuo busca resolver el problema de su supervivencia.

### 2.3.1. Evolución y coevolución

La evolución y la genética son dos áreas del conocimiento que explican la variación de las especies, a nivel macro por la evolución y a nivel micro por la genética, en el transcurso del tiempo. Ambas parten de dos trabajos científicos legendarios como los son los principios de la selección natural formulados por el naturalista británico Charles Darwin y las leyes de la herencia desarrolladas por el monje y botanista austríaco Gregor Mendel<sup>12</sup>.

La evolución es el conjunto de transformaciones o cambios que a lo largo del tiempo, han originado la diversidad de formas de vida que existen, a partir, de un antepasado común [COL97], [MER10]. Aunque la evolución es ampliamente aceptada por la comunidad científica<sup>13</sup>, existe

mucha discusión sobre la explicación de cómo se origina la diversidad y transformación de las especies. Entre los argumentos más divergentes está, por una parte, la tesis del diseño inteligente, inspirada en el modelo creacionista y religioso. Por otro lado, están los defensores del neodarwinismo que conjuga selección natural y genética. Este último modelo, con la mayor cantidad de adeptos, no está exento de polémicas. Por ejemplo en lo que concierne a la selección natural, Darwin insistía que el motor de la evolución es la competencia entre los individuos de la misma especie para sobrevivir y reproducirse, es decir el principio de la supervivencia del más apto. En cambio, Wallace (contemporáneo y colega de Darwin) aseguraba que la presión ecológica es la que induce a las especies a adaptarse a su medio ambiente o a extinguirse. A posteriori se mostró que ambas tienen incidencia sobre los mecanismos evolutivos.



**Figura 1.** Evolución de miembros anteriores en mamíferos

Más recientemente la teoría neodarwinista se ha especializado y, ahora se ven confrontados los defensores del gradualismo darwinista contra los adeptos a la teoría del equilibrio puntuado. Los primeros defienden una evolución continua y gradual a todo lo largo de la existencia de cada especie viviente. Sin embargo los registros fósiles muestran que las especies se mantienen relativamente estables durante largos períodos de tiempo y repentinamente desaparecen o se transforman de forma brusca. Ante esto se propuso la teoría de equilibrio puntuado (Niles Eldredge y Stephen Jay Gould en 1972) que comprende largos períodos de equilibrios y breves

<sup>12</sup> Paradoxalmente, a pesar de ser contemporáneos, estos científicos nunca llegaron a encontrarse. Los resultados de ambos son complementarios y de haberse podido conocer, las teorías se hubiesen enriquecido enormemente

<sup>13</sup> Entre los detractores más conocidos, al aparecer la teoría de la evolución, estuvo Karl Marx quien postuló que los argumentos esgrimidos en favor de la selección natural, eran una analogía de la sociedad capitalista, donde emergen los más aptos para hacer y producir dinero. Otro argumento muy conocido es el del filósofo Henri Bergson quien asegura que una especie con una pequeña alteración tiene poco chance de triunfar lo que cuestiona la evolución progresiva y gradual.

momentos históricos de cambios importantes ligados a las extinciones y catástrofes ecológicas. En realidad, no se discute el carácter gradual del cambio evolutivo, sino que se niega la uniformidad de su ritmo.

Por otra parte, dentro de los mecanismos de la selección natural, la perspectiva de la coevolución debe también ser tomada en cuenta. Esta consiste en la interacción de dos especies por influencias recíprocas. Básicamente hay dos vertientes antagónicas: coevolución competitiva y coevolución cooperativa.

La coevolución competitiva, generalmente se presenta en mecanismos de interacción hésped-parasito, presa-depredador y conflicto sexual [ROS97]. Esta última es muy variada y se refleja en la rivalidad entre los especímenes masculinos, la concurrencia entre las féminas y el conflicto entre ambos. Es claro que inicialmente el individuo se ve confrontado a la presión ecológica, sobrevivir a los depredadores y enfermedades, para posteriormente enfrentarse a los machos de su propia especie y ser del gusto de las hembras para poder reproducirse. Todos estos mecanismos se imbrican dentro de los mecanismos básicos de la selección natural.

La coevolución cooperativa, también conocida como simbiosis, es la interacción de dependencia mutua entre dos especies. Uno de los ejemplos más conocidos es el caso de las anemonas que, con sus tentáculos venenosos, protegen a los peces payasos de sus depredadores. En contrapartida los peces payasos rechazan a los peces comedores de tentáculos, también inmunes a la toxicidad de las anémonas. La mayoría de los autores piensan que lo importante, desde el punto de vista de la coevolución, es, por una parte, el antagonismo competitivo entre dos especies y, por otra parte, dentro de la misma especie, el conflicto sexual. Sin embargo, recientemente, Lynn Margulis asegura que la coexistencia amistosa o la simbiosis es un factor clave en la evolución pues, según su argumentación, no basta con la competencia en la especie para evolucionar.

Adicionalmente la teoría de selección natural se ha visto enriquecida por otros factores, sobre todo culturales que tienen enorme influencia en sociedades animales desarrolladas, entre ellas, por ejemplo, los humanos. Aunque los cambios culturales no se transmiten genéticamente si pueden hacerlo indirectamente. Por ejemplo, la costumbre de considerar sano el consumo de la leche, ha conducido a una tolerancia a la lactosa en el curso de generaciones. Aún los sociólogos tienen varias teorías sobre la perpetuación de nuestro acervo social y cultural ...

### 2.3.2. Genética y Reproducción

En lo que concierne a la genética es la ciencia que estudia la herencia y la variabilidad de los seres vivos [AND04]. Los estudios se centran en los organismos más complejos, formados por células eucariotas, unicelulares o pluricelulares, que contienen núcleo<sup>14</sup>. Justamente es en el núcleo donde se encuentra la codificación primordial de todo ser vivo, con toda la información necesaria, que sintetiza las proteínas esenciales para la renovación y el crecimiento celular. Nos referimos, por supuesto, al ADN o ácido desoxirribonucleico ... Este sistema de codificación caracteriza a cada individuo dándole sus rasgos particulares. Estos rasgos se materializan gracias a la producción de alrededor de 30.000 proteínas necesarias para el buen funcionamiento del organismo. Entre las principales funciones de las proteínas están:

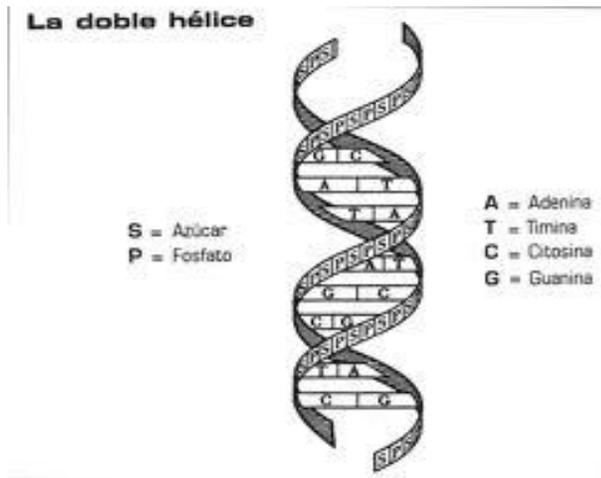
- Transporte CO<sub>2</sub> y O<sub>2</sub>
- Protección inmunológica.
- Control de la coagulación, glucosa, insulina, hemoglobina, ...
- Producción de colágeno y queratina ...

Volviendo al ADN, este está compuesto de nucleótidos que contienen: un azúcar

<sup>14</sup> Los virus no son células pero se sirven de ellas para activarse. Antes de insertarse en el núcleo de la célula para auto-replicarse, los virus están cristalizados por lo que se les considera entre lo vivo y lo inerte.

desoxirribosa, una base nitrogenada (Adenina, Timina, Citosina y Guanina) y un grupo fosfato. La glucosa es básicamente un aglutinante y, lo que distingue a un nucleótido de otro, son la secuencia de bases nitrogenadas.

A una cadena de nucleótidos se le denomina Gen que es la unidad de almacenamiento de la información genética del individuo. Los genes están dispuestos a lo largo de una cadena, en forma de espiral, que forman a su vez los cromosomas. Físicamente, los cromosomas tienen forma de bastoncillos, que se disponen en filamentos, formando la estructura de base del núcleo celular que determina el proceso de reproducción celular. En fin toda esta estructura, que prefigura las características de cada especie, se denomina el genoma<sup>15</sup>.



**Figura 2.** Espiral del ADN con sus componentes

Existen otros aspectos fundamentales para los mecanismos de herencia como son las propiedades recesivas o dominantes de los genes, el transporte del ADN a través del ARN (Acido Ribonucleico) o la reproducción asexual o mitosis que no son relevantes para los trabajos sobre algoritmos genéticos clásicos. No obstante, la reproducción celular sexual resultó de interés en uno de nuestros trabajos para la producción de nuevas soluciones para un algoritmo evolutivo.

En lo que concierne a la reproducción sexual heterogámica, cada gameto (espermatozoide u óvulo) aporta una carga genética que se combina básicamente de dos maneras: por una parte el código genético se cruza formando una nueva secuencia de nucleótidos o cromosomas que caracterizan al nuevo individuo y, por otra parte, con una baja probabilidad, algunos genes mutan de manera imprevista.

El cruce combina, de manera aleatoria, la carga genética de cada gameto fusionándose en una primera célula o cigoto. A partir de este embrión, se realiza división celular asexual o mitosis hasta llegar a un ser vivo producto de la unión de sus padres. Es justo al crearse el cigoto, donde tiene lugar la transmisión de la herencia codificada en el genoma.

La mutación, en cambio, es una modificación irreversible de la genética del individuo. Es muy poco frecuente y generalmente aporta más prejuicios que beneficios. Es decir, la mayoría de las veces la mutación está asociada a enfermedades y en pocas ocasiones a la evolución. Una mutación sólo será favorable al individuo, ante cambios drásticos e imprevistos del medio ambiente. Así ante las nuevas condiciones ambientales, la mutación puede ser una ventaja competitiva. Existen varias fuentes posibles de mutación:

- Espontanea: conduce, bajo ciertas condiciones, a una enfermedad hereditaria o quizás a evolucionar
- Inducida: producida por cierto tipo de radiaciones como UV o ultrasonido
- Química: inducida por agentes como la cafeína o el gas mostaza
- Biológica: aparece ante sustancias como el antrax o los virus
- Cromosómica: técnicamente por la inversión, pérdida o duplicación de genes

<sup>15</sup> Sólo 3% del genoma humano codifica proteínas. El resto se especula sobre su función y se ha considerado de catalogarlo como ADN basura.

Toda esta terminología y procedimientos biológicos, de una manera simplificada, forman parte de lo que se conoce como algoritmos evolutivos y más recientemente estrategias evolutivas

### 3. Técnicas Algorítmicas Evolutivas

Las estrategias biológicas, que inspiran los algoritmos evolutivos, son en su entorno natural, muy sofisticadas, con una multitud de detalles intrínsecos a la complejidad de la naturaleza. Es por ello que la adaptación de los mecanismos biológicos a las técnicas algorítmicas, se hace respetando sólo los principios fundamentales para no complicar las técnicas. Una gran parte de los mecanismos son obviados porque no ofrecen un valor agregado a la resolución de problemas.

Así que la selección de las técnicas evolutivas a partir de las teorías biológicas, debe hacerse cuidadosamente pues existe mucha controversia, no sólo en lo que debe implantarse sino en la propia existencia de estas técnicas. Por ello sólo se adaptan los aspectos no cuestionados, de probada eficacia, aunque no necesariamente eficientes, para resolver los problemas.

#### 3.1. Algoritmos genéticos

Un algoritmo genético, tal como fue imaginado y formalizado por John Holland [HOL75], usa los principios de la selección natural<sup>16</sup> y la reproducción para aproximarse a la solución de un problema. Efectivamente es una técnica de optimización para resolver problema NP-completos que permite obtener, en el mejor de los casos, respuestas óptimas, y más frecuentemente, cercanas al óptimo, en tiempos razonables.

En líneas generales, el mecanismo de base es partir de un conjunto de potenciales soluciones, generadas aleatoriamente, que constituyen la

población inicial de individuos. Bajo un criterio de selección, se escogen las parejas de individuos más aptos para reproducirse, generando como descendencia los nuevos individuos o soluciones. Eventualmente se espera que esos hijos sean tanto o más aptos que sus progenitores como respuesta al problema, conformando así la próxima generación. El proceso continúa de generación en generación, habilitando la búsqueda de nuevas soluciones, hasta ciertas condiciones de satisfacción al problema [MER10].

Para lograr el buen funcionamiento de un algoritmo genético se debe definir:

- Una función de evaluación o aptitud (*fitness*), establecida a priori y dependiente del problema a resolver, para determinar que tan apta es una solución al problema.
- Un método de selección que indica los individuos que van a reproducirse. Aún si no son los más aptos seguramente están muy cerca de cumplir esa condición<sup>17</sup>.
- Una estrategia de reproducción a partir de dos individuos<sup>18</sup> que combinan su información mediante cruce y mutación.
- Una condición de parada del algoritmo sujeta a las particularidades del problema.

Cada individuo está constituido por una secuencia de variables relevantes al problema, normalmente codificadas con 0's y 1's. El valor de cada variable representa un gen y la secuencia total es el cromosoma que caracteriza al individuo. Aunque de antemano se sabe que representa cada gen dentro del cromosoma, los procesos de selección y reproducción, no toman en cuenta la

<sup>16</sup> En realidad más bien se trata de selección artificial tal como la hacen los agricultores. Es decir, cruzando explícitamente los individuos o soluciones que se consideran convenientes para el objetivo: obtener buenas soluciones al problema.

<sup>17</sup> Generalmente la selección en los algoritmos genéticos es externa y no proviene de ningún requerimiento particular del individuo a reproducirse, es decir, el individuo, en un algoritmo genético, no decide explícitamente quien será su pareja.

<sup>18</sup> En los algoritmos genéticos clásicos los progenitores no tienen sexo definido por lo que cualquier individuo puede cruzarse con cualquier otro. Usualmente los padres perecen al nacer sus hijos y si sobreviven pueden hasta reproducirse con sus propios hijos ... nada saludable ni ético pero perfectamente lícito en un algoritmo genético

información individual de cada gen. Es decir, se selecciona al individuo por su cromosoma y la reproducción no discrimina ni considera los genes específicos al cruzarse o mutar.

La población inicial es aleatoria para asegurar el máximo de diversidad poblacional y evitar la homogeneidad. Muchos estudios demuestran que mientras la población de partida sea más dispersa, habrá una mayor probabilidad de evaluar un mejor espacio de soluciones y eventualmente tener, sino el óptimo, al menos un buen sub-óptimo.

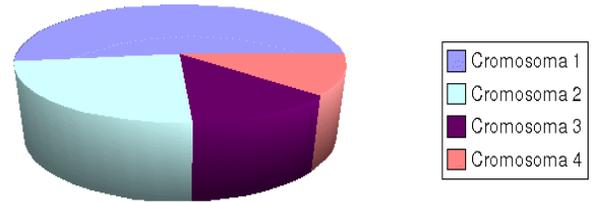
### 3.1.1. Métodos de selección y función de aptitud

Saber cuáles son los individuos más aptos y como seleccionarlos es un factor clave en el éxito de la aplicación de un algoritmo genético. El primer método de selección que viene a la mente es el elitista, es decir, escoger siempre los dos mejores individuos de la población actual. Sin embargo, este método tiende a converger muy rápidamente explorando poco el espacio de soluciones. Es decir, no busca beneficiarse de la dispersión poblacional, vital para obtener buenas soluciones. Es por ello que se han propuesto otros métodos que favorecen la diversidad y permiten eventualmente obtener mejores soluciones. Los más conocidos son:

**Ruleta:** calcula un porcentaje de la aptitud de cada individuo o cromosoma sobre el total acumulado de la aptitud de toda la población. A continuación se escoge un número aleatorio correspondiente a una posición sobre la ruleta. Es claro que aquellos individuos con mayor área o más alta aptitud tendrán mayor probabilidad de ser seleccionados para la reproducción (ver figura 4).

**Torneo:** Aleatoriamente se escoge un grupo de  $m$  individuos y de ese conjunto se selecciona el de mejor aptitud. El proceso se repita  $k$  veces si esa es la cantidad de individuos a seleccionar. Los  $k$  seleccionados se reproducen dando paso a la próxima generación. En algunas versiones los progenitores ceden su lugar en la población a sus hijos. En otras versiones los nuevos individuos

son aquellos con mejor aptitud, independientemente de si trata de padres o hijos.



**Figura 3.** Aptitud de los cromosomas o individuos para el método de la ruleta

En general los métodos de selección deben tener cierta aleatoriedad pero sesgada hacia los individuos con más alta aptitud, en aras de la diversidad genética. Aunque hay muchos otros métodos de selección estos dos son, sin ninguna duda, los más populares.

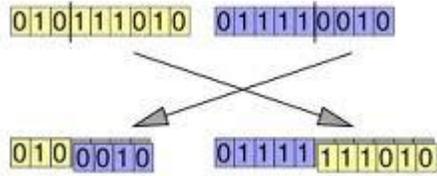
Por otro lado, ¿Cómo seleccionar la función de aptitud? En algunos casos es una decisión *ad hoc* que debe ser definida por un experto en el tema. En otros casos es producto de un proceso de tanteo para aproximarse a la mejor función. De toda evidencia no es una decisión predeterminada y ni se puede estar totalmente seguro de su idoneidad hasta que haya culminado la fase de aprendizaje. .

Los valores de la aptitud dan una idea del método de selección que conviene, es decir, es común asumir que si los diferentes individuos tienen valores de aptitud cercanos, conviene utilizar el método de la ruleta. Por el contrario, si los valores de aptitud son bastante dispersos, lo adecuado usualmente es valerse del método de selección de torneo. .

### 3.1.2. Estrategia de reproducción: cruce y mutación

Los operadores genéticos son aquellos que permiten obtener descendencia de generación en generación. Con el cruce se pretende repartir la carga genética de cada progenitor a su prole. Frecuentemente serán dos hijos a partir de dos padres aunque se han propuesto operadores donde se obtienen los nuevos individuos partiendo de

varios padres<sup>19</sup> o se genera la descendencia a partir de un sólo padre<sup>20</sup> ... El cruce puede combinar el código genético desde uno o varios puntos de corte. Usualmente estos puntos se determinan aleatoriamente



**Figura 4.** Estrategia con sólo punto de cruce

Ciertos tipos de cruce menos comunes pueden ser utilizados. Una posibilidad es generar un patrón aleatorio de 1's y 0's, y se intercambian los bits de los dos cromosomas que coincidan donde hay un 1 en el patrón. Otra posibilidad es producir un número aleatorio para cada bit, y si supera una determinada probabilidad, se intercambia ese bit entre los dos individuos.

Por otro lado, la mutación en un algoritmo genético conviene que sea tan poco frecuente como en la naturaleza. En los seres vivos, esta no tiene una frecuencia de aparición fija pues depende del cada gen específico ya que ciertos genes mutan más que otros. En general, hay genes que sufren una mutación cada 1000 replicación y otros tienen una mutación cada miles de millones de replicaciones.

En los algoritmos genéticos la tasa de mutación normalmente se fija para todo el cromosoma y depende de la cantidad de individuos por generación y el número de bits por cromosoma. Si bien es cierto que es un mecanismo generador de diversidad para reactivar un algoritmo genético estancado, no conviene abusar de la mutación. El exceso reduciría al algoritmo genético a una búsqueda aleatoria. En algunos casos puede ser conveniente usar otros mecanismos de generación

de diversidad, como aumentar el tamaño de la población, o garantizar la aleatoriedad de la población inicial.

No sólo basta con el cruce y la mutación para obtener una adecuada convergencia en la búsqueda de soluciones. El tamaño de la población y el número de generación deben ser concienzudamente evaluados. Es claro que la cantidad de individuos o cromosomas es vital en el aporte a la diversidad. No obstante se ha demostrado que, para una buena cantidad de problemas, los mecanismos de cruce y la tasa de mutación tienen tanta significancia como el número de generaciones.

Por último, la condición de parada de un algoritmo genético influye en la correcta finalización y obtención de soluciones. Entre los criterios que se consideran están:

- Fijar un máximo número de generaciones
- Detener la corrida cuando la función de aptitud converge para la mayoría de los individuos de la población
- Indicar un tiempo de corrida tope, etc.

Finalmente, en resumen, un algoritmo genético se estructura, en líneas generales, así:

1. Se generan aleatoriamente soluciones al problema para conformar la población inicial. La aleatoriedad es sumamente importante para evitar una convergencia prematura.
2. A cada individuo de la población se aplica la función de aptitud o *fitness* y se seleccionan, con mayor probabilidad, los individuos más aptos para perpetuar su carga genética.
3. Entre los seleccionados se escogen los padres (usualmente dos) y se recombina o cruza su código genético para obtener su descendencia (lo habitual son dos hijos).

<sup>19</sup> Este método, conocido como operador orgía, aparentemente da, para cierto tipo de problemas, buenos resultados ...

<sup>20</sup> Esto se conoce como la reproducción asexual donde un solo organismo es capaz de originar otros individuos nuevos, que son copias exactas del progenitor desde el punto de vista genético (salvo mutación). Un claro ejemplo de reproducción asexual es la división de las bacterias en dos células hijas, que son genéticamente idénticas.

4. Con baja probabilidad, se modifica al azar, el código genético de algunos descendientes para intentar cubrir alternativas con mayor amplitud dentro del espacio de soluciones posibles.
5. Una vez aplicado los operadores cruce y mutación se seleccionan los mejores individuos para conformar la próxima generación
6. El proceso se repite, desde el punto 2, mientras no se cumpla la condición de parada.

Como se mencionó antes, seleccionar, cruzar y mutar es parte de la parametrización del algoritmo que debe realizar el desarrollador. Afortunadamente si se respetan ciertas condiciones, los algoritmos genéticos deben convergen usualmente mediante la homogenización de la población.

### 3.1.3. Algoritmos Genéticos Multiobjetivos

Cuando se pretende optimizar una función, de la cual se desconoce una fórmula que permita predecir los resultados y cuya respuesta es un solo valor, los algoritmos genéticos son una excelente alternativa. Sin embargo, existen problemas en donde es necesario optimizar más de un valor asociado a características relevantes para la solución. Muy frecuentemente es difícil establecer una prioridad pues ningún criterio razonable permite preferir una característica u objetivo por sobre otro. Por ejemplo supongamos que se desea minimizar costos y maximizar beneficios. A priori no se puede indicar cual objetivo, reducción de costos o aumento de beneficios, es prioritario sobre todo en período de crisis. Es obvio que el beneficio debe maximizarse pero a expensas de más gastos que, en principio, deben minimizarse. Si se intenta minimizar los costos, los beneficios disminuyen.

Afortunadamente, también podemos aplicar algoritmos genéticos a una función multiobjetivo

que tome en cuenta, simultáneamente, las diferentes características de la solución. La respuesta más inmediata podría ser un valor ponderado de todos los criterios. Sin embargo, no siempre se conoce la influencia o prioridad de un objetivo con respecto a los otros.

Así que otra manera de resolver un problema multiobjetivo, es considerar cada criterio sin ninguna prioridad o ponderación y construir un *Frente Pareto*. Este conjunto está formado por aquellas soluciones para las que no consigue ninguna otra solución que las mejore en todos los objetivos que se buscan optimizar. En otras palabras, las soluciones pareto óptimas son conocidas como soluciones no dominadas.

Uno de los algoritmos más conocidos para resolver problemas multiobjetivos es *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA2), el cual, es una de las técnicas heurísticas, basada en algoritmos genéticos, más utilizada en la resolución de optimizaciones multiobjetivo [ZIT01]. Su demostrada superioridad sobre otras estrategias, como NSGA-II y su antecesor SPEA, lo han colocado como una de las primeras opciones a considerar cuando se presenta un problema de optimización de este tipo.

La diferencia de SPEA2, con respecto a otros algoritmos evolutivos multiobjetivos, es que permite determinar la valoración, aptitud o *fitness* de un individuo mediante tres criterios muy generales, a saber:

- Una estrategia de aptitud llamada fuerza (*strength*), que toma en cuenta para cada individuo, cuantos individuos domina.
- Otra estrategia de valoración denominada aptitud cruda (*fitness raw*) que cuantifica la fuerza de los individuos que lo dominan (golpes recibidos).
- Una técnica de estimación de densidad denominada el *K-ésimo vecino más cercano*, que refina la aptitud y otorga una guía más precisa para el proceso de búsqueda.

La fuerza de cada individuo, que es igual a la cantidad de individuos que son dominados por él, es un parámetro, por supuesto, a maximizar. En cambio, la aptitud cruda definida como la sumatoria de las fuerzas de los individuos que lo dominan (conocida también como golpes recibidos), es a minimizar. Nótese que a más fuerza y menos golpes recibidos, el individuo es mejor ...

Entendiendo bien esta estrategia, se puede observar claramente un detalle. Si la mayoría de los individuos no se dominan entre sí, existirán grandes grupos de individuos que poseen la misma valoración, no tienen fuerza ni reciben golpes. Aunque forman parte del frente pareto, no hay criterios para clasificar correctamente ese grupo de la población. Por ende los individuos serán escogidos prácticamente de forma aleatoria. Para mitigar este detalle, SPEA2 agrega a la fuerza y el *raw fitness* el estimador de densidad, el cual permite desempatar a aquellos individuos con la misma aptitud.

Por ejemplo, consideremos dos objetivos que deben maximizarse tal como se muestran en la siguiente figura y siete individuos de la población. Es claro que:

- G domina a F, E y D
- C y B dominan a A
- G, C y B son el frente pareto, es decir, no son dominados

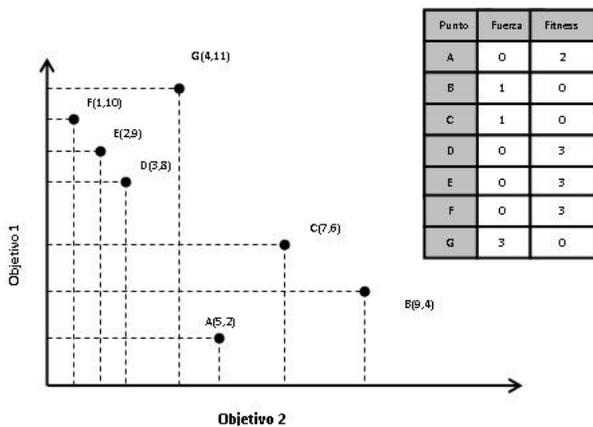


Figura 5. Asignación de aptitud en SPEA2

Note que en la tabla adjunta de la figura anterior, el individuo de la población con más fuerza es G y los más golpeados son F, E y D.

Por lo demás, SPEA2 usa torneo binario con reemplazo y el cruce es con un solo punto, seleccionado aleatoriamente que son estrategias clásicas dentro de los algoritmos genéticos.

Por último, como se mencionó antes, SPEA2 trata a los individuos que no son dominados ni dominan a otros con la densidad. Es decir, individuos que no adquieren fuerza de ningún individuo y no golpean a nadie se discriminan en función a su posición con respecto a la mayoría de los individuos. No obstante, la existencia de estos individuos no afecta para nada la estrategia de asignación de aptitud del resto de la población. En la siguiente figura se nota claramente el problema...

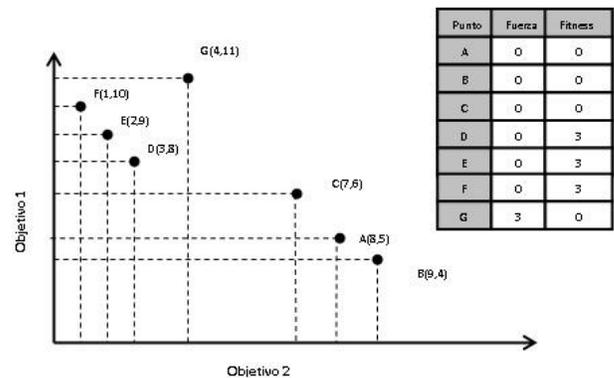


Figura 6. Debilidad en la asignación de aptitud en SPEA2

Es de resaltar los valores de fuerza y *raw fitness* para A, B y C no transmiten ningún resultado. Definitivamente, aquí se está perdiendo información ...

#### 4. Propuestas de mejoras genéticas

Hay muchas variantes que pueden reforzar tanto los algoritmos genéticos clásicos como los multiobjetivos. En primer lugar, la biología asociada a la genética es mucho más rica, con más parámetros y posibilidades que lo que finalmente

se implanta en los algoritmos más conocidos. Por otra parte podemos detallar más los procesos de evolución y los mecanismos de selección y considerar individuos especiales aunque no necesariamente más aptos según la función de aptitud definida. Bajo esta última perspectiva, existen muchos trabajos, en particular hay uno que define tres métricas cuando hay coevolución [BEW97]. Por ejemplo, en ese artículo se plantea la utilidad de un *Hall of Fame* para “resucitar” individuos que fueron exitosos en alguna generación y pueden aportar, una vez descartados, para expandir el espacio de búsqueda de nuevas soluciones.

En este trabajo se mostrarán los resultados de dos artículos, desarrollados junto con profesores de la Escuela de Informática de la UCAB, para expandir las posibilidades tanto para los algoritmos genéticos monobjetivos como los multiobjetivos.

#### 4.1. Algoritmo genético monobjetivo con selección basada en el individuo

La supervivencia del individuo mejor capacitado, constituye la estrategia de selección de individuos más usada en los algoritmos genéticos convencionales. Pero a diferencia de estos métodos artificiales, en los procesos naturales, los individuos eligen la pareja con quien perpetuarán su código genético. Es decir, en la naturaleza los propios individuos asumen sus mecanismos de elección para decidir con quien reproducirse. Por supuesto, también en la naturaleza, el mecanismo de selección sigue presente y determina quienes, según las condiciones ambientales, tendrán más oportunidad de perpetuar sus características.

De hecho en los algoritmos genéticos, no existe un mecanismo de elección de parejas ya que solo hay selección, de naturaleza omnipresente, que dejan poca participación al individuo en la dinámica evolutiva. En otras palabras, en un algoritmo genético los criterios de escogencia de una pareja son independientes del individuo y aplican por igual a toda la población en evolución. Es claro que esto permite controlar mejor el

experimento y facilita los estudios de desempeño de algoritmos genéticos, siguiendo un patrón uniforme de escogencia de pareja.

La técnica propuesta, EBI [GAR09], viene de la idea intuitiva de tener un criterio de elección más que de selección de parejas. Esta elección es particularizada para que cada individuo refleje sus preferencias al momento de elegir las parejas con las cuales se cruzará. Es decir, cada individuo portará en su cromosoma una secuencia que determina sus preferencias al momento de escoger pareja (**característica de elección**). Además si este factor forma parte del cromosoma del individuo, entonces la característica de elección está dentro del proceso evolutivo, razón por la cual puede cambiar en el curso de generaciones.

Así, EBI extiende el cromosoma convencional (**característica de dominio**) de cada individuo con esta característica de elección. Esa secuencia debe reflejar el deseo de un individuo a tener una pareja con tres opciones posibles:

- Que la pareja tenga determinados genes idénticos al individuo seleccionador
- Que la pareja tenga determinados genes contrarios a los que posee el individuo seleccionador
- Que le resulte absolutamente indiferente al individuo seleccionador qué propiedades presenta la pareja en determinados genes.

En cierta medida esta característica de elección refleja la compatibilidad que tendría un individuo con la pareja candidata que elija para el cruce. Justamente se define un valor cuantitativo para la compatibilidad que determina que pareja es la más conveniente para un individuo que se va a cruzar según sus preferencias.

Por otro lado, aunque la característica de elección forma parte del cromosoma, como se mencionó antes, no es evaluada con la función de aptitud. En este estudio la función de aptitud sólo aplica a la característica de dominio ya que la elección no forma parte de la solución del problema. Parece

natural que sus gustos y preferencias sean parte de su interacción con la comunidad de individuos, es decir un concepto social y cultural, sin influencia en las variables que sirven para resolver problema y, por ende, a no ser evaluada por la función de aptitud.

En consecuencia, el algoritmo genético tendrá ciertas particularidades por el hecho de tener un cromosoma compuesto con la característica de elección y la característica de dominio. En realidad este cromosoma extendido lo llamaremos cromosoma EBI. Así por la particular estructura del cromosoma EBI, los puntos de cruce se proponen de tal manera que permitan que ambas características varíen de generación en generación sin interferir entre ellas.

#### 4.1.1. Mecanismo de Elección

Definamos un cromosoma como una secuencia de genes, donde cada gen es un valor atómico y comparable con otro gen con la relación de igualdad. Podemos expresar un cromosoma con la siguiente notación:

$$C_1 = [g_1, g_2 \dots g_n]$$

Donde cada  $g$  representa un gen. Es necesario que dos genes sean comparables, es decir, que se pueda establecer inequívocamente si  $g_i$  es igual o diferente a  $g_j$  para cualesquiera valores de  $i$  y  $j$ . Podríamos tener entonces, por ejemplo, cromosomas como alguno de estos tres:

$$\begin{aligned} C_1 &= [ 1 , 0 , 0 , 1 ] \\ C_2 &= [ A , B , D , O ] \\ C_3 &= [ \# , \$ , * , @ ] \end{aligned}$$

Cada cromosoma se codifica en binario o con los caracteres que sea necesario para representar los distintos valores del gen.

Definamos ahora un “cromosoma EBI” como una secuencia de genes de tamaño  $2n$ , que contiene dos sub-cadenas: una primera sub-cadena denominada Característica de Elección, y una segunda denominada Característica de Dominio.

Podemos expresar un cromosoma EBI de la siguiente forma:

$$C_2 = [e_1, e_2 \dots e_n, g_1, g_2 \dots g_n]$$

Donde  $e_i$  son los genes de la característica de elección, que toman valores de  $S=\{-1,0,1\}$ . Los elementos  $g_i$  son los genes que pertenecen a la característica de dominio. Podríamos encontrar entonces Cromosomas EBI como los mostrados a continuación:

$$\begin{aligned} C_1 &= [ 1 , 1 , 1 , 1 , 1 , 0 , 0 , 1 ] \\ C_2 &= [ 1 , 0 , -1 , 0 , A , B , D , O ] \\ C_3 &= [-1 , -1 , -1 , -1 , \# , \$ , * , @ ] \end{aligned}$$

Característica de Elección	Característica de Dominio
-------------------------------	------------------------------

Usualmente, la información de los genes de las características de dominio se utiliza para determinar las acciones del individuo y/o su desempeño en el dominio del problema. En el caso del problema implementado en este trabajo (problema de la mochila), los genes de la característica de dominio determinan cuales piezas entran en la mochila y cuales no. Por otro lado, la información de los genes de las características de elección se utilizará en la búsqueda de pareja, durante la evolución. Definamos entonces la compatibilidad del cromosoma EBI  $C_1$  con el cromosoma EBI  $C_2$  así:

$$Comp(g_{1i}, g_{2i}, e_{1i}) = \begin{cases} 1 & \text{si } e_{1i} = 1 \text{ y } g_{1i} = g_{2i} \\ 1 & \text{si } e_{1i} = -1 \text{ y } g_{1i} \neq g_{2i} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

$$Comp(C_1, C_2) = [\sum (Comp(g_{1i}, g_{2i}, e_{1i}))] * 100/m$$

Donde  $m$  es la cantidad de valores en la característica de elección diferentes de cero. Es de notar que esta función no es simétrica, es decir, que  $Comp(C_1, C_2)$  es diferente de  $Comp(C_2, C_1)$ .

La primera definición establece la compatibilidad entre dos genes. Al comparar los elementos  $g_{1i}$  y  $g_{2i}$ , se verifica el valor de  $e_{1i}$ . Si  $e_{1i}$  tiene un valor de 1, entonces  $Comp(g_{1i}, g_{2i}, e_{1i})$  será 1 si los genes  $g_{1i}$  y  $g_{2i}$  son iguales. Si  $e_{1i}$  tiene un valor de -1, entonces  $Comp(g_{1i}, g_{2i}, e_{1i})$  será 1

si  $g_{1i}$  y  $g_{2i}$  son diferentes. A través de la característica de elección, el individuo expresa las particularidades que desea encontrar en su pareja, algunas iguales a las suyas, otras diferentes.

La segunda definición permite calcular la compatibilidad entre dos cromosomas EBI, que no es más que la suma de la compatibilidad de todos sus genes (comparados de a pares), llevada a porcentaje al multiplicarla por  $100/m$ .

Veamos como sería calcular la compatibilidad entre dos cromosomas EBI particulares:

$$C_1 = [1, 1, 0, -1, A, B, C, B]$$

$$C_2 = [1, 0, 0, -1, A, C, C, A]$$

$$Comp(g_{11}, g_{21}, e_{11}) = 1 \text{ porque } e_{11} = 1 \text{ y } g_{11} = g_{21} \quad (A=A)$$

$$Comp(g_{12}, g_{22}, e_{12}) = 0 \text{ porque } e_{12} = 1 \text{ y } g_{11} \neq g_{21} \quad (B \neq C)$$

$$Comp(g_{13}, g_{23}, e_{13}) = 0 \text{ porque } e_{13} = 0$$

$$Comp(g_{14}, g_{24}, e_{14}) = 1 \text{ porque } e_{14} = -1 \text{ y } g_{11} \neq g_{21} \quad (B \neq A)$$

Finalmente,

$$Comp(C_1, C_2) = (1+0+0+1) * 100/4 = 50\%$$

En cambio

$$Comp(C_2, C_1) = (1+1+0+1) * 100/4 = 75\%$$

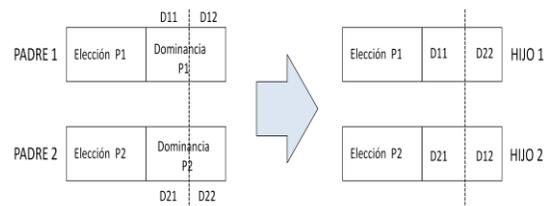
#### 4.1.2. Evolución EBI

En la fase de selección, un algoritmo genético clásico debe definir que individuos se cruzan (gracias a la función de aptitud), y se pueden utilizar diversas técnicas como ruleta o torneo binario. Es exactamente aquí donde entra en juego EBI, que propone permitir que todos los individuos elijan una pareja de la población para cruzarse y no sean seleccionados por una meta-regla. Así, cada uno calcula la compatibilidad entre los demás individuos de la población y él mismo, y elige cruzarse con aquel con el que tiene una mayor compatibilidad. Inicialmente en la

generación 0, la característica de elección es aleatoria. Los pasos del algoritmo evolutivo EBI serían:

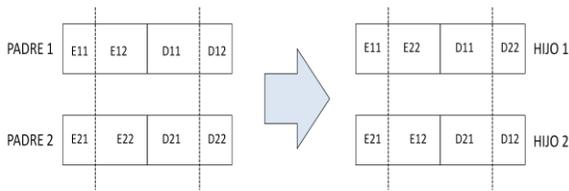
1. Evaluación: cálculo de aptitud o *fitness* de cada individuo,
2. Elección y cruce: cada individuo elige una pareja y se cruza con ella
3. Mutación
4. Truncado de la población

En lo que concierne al cruce, lo ideal sería compartir la característica de dominio y la de elección independientemente. Esto no se lograría si se fija un sólo punto de corte para el cruce, ya que los hijos conservarían o la misma característica de elección o la misma característica de dominio, dependiendo de donde se sitúe dicho punto. En la figura siguiente, por ejemplo, si el punto de corte está en la característica de dominancia, los hijos no reparten la carga asociada a la elección:



**Figura 7.** Repartición de carga genética con un solo punto de corte

En cambio, con dos puntos de corte independientes, ambos hijos reciben repartición de la característica de elección y de dominancia donde cada punto de cortes debe ser seleccionado aleatoriamente en el rango de ambas características. Es claro que los individuos hijos tendrán una característica de elección que será la mezcla de las posibilidades de elección de sus progenitores.



**Figura 8.** Repartición de carga genética con dos puntos de corte

Con respecto a la mutación se hicieron varias pruebas para ver el comportamiento evolutivo con valores entre [0.03,0.3] y se seleccionó el valor que hacía una convergencia más rápida.

Por último una vez obtenida la descendencia, se hace necesario truncar la población, en cada generación, eliminando a los peores individuos ya que la elección genera poblaciones muy grandes.

**4.1.3. Implantación de las pruebas y experimento**

Las pruebas se hicieron usando dos algoritmos genéticos clásicos con técnicas de selección y un tercer algoritmo con la estrategia de elección definida en lugar de selección. Las opciones son:

1. Torneo Binario con reemplazamiento
2. Ruleta Proporcionada o Rango
3. Elección Basada en el Individuo (EBI)

Se escogió un problema NP-completo, específicamente el de la mochila por ser uno de los más usado para probar y comparar algoritmos evolutivos simples y multiobjetivo. Se definieron tres instancias de la mochila, que solo varían entre sí en la cantidad de elementos disponibles. Las opciones son:

- 250 Items, con valores y pesos entre [0,20] y con peso máximo de mochila de 1666
- 500 Items, con valores y pesos entre [0,20] y con peso máximo de mochila de 3333
- 750 Items, con valores y pesos entre [0,20] y con peso máximo de mochila de 5000

El peso máximo de la mochila es  $(Numero\_de\_Items * Valor\_Maximo\_Item) / 3$ . Con esto se busca evitar mochilas con pesos máximos

mayores a la sumatoria de los pesos de los items disponibles.

Se codificaron cromosomas binarios donde cada una de las posiciones del cromosoma o gen, indican si el item está presente o no en la mochila. Esta codificación es una de las más usadas para representar soluciones a este problema como cromosomas de un algoritmo evolutivo.

**Tabla 1.** Parámetros de configuración para cada corrida

**Torneo binario con reemplazamiento**

	250 items	500 items	750 items
Número de Individuos	500	700	900
Probabilidad de mutación	0.03	0.03	0.03
Generaciones	100	100	100

**Ruleta proporcionada o rango**

	250 items	500 items	750 items
Número de Individuos	500	700	900
Probabilidad de mutación	0.06	0.06	0.06
Generaciones	100	100	100

**EBI**

	250 items	500 items	750 items
Número de Individuos	500	700	900
Probabilidad de mutación	0.09	0.09	0.09
Generaciones	100	100	100

Se realizaron 10 corridas independientes de cada instancia del problema por lo que, en total, se realizaron 90 corridas que corresponden a 3 estrategias, con 3 posibles cantidades de ítems, a 10 corridas. Los resultados estadísticos pueden

consultarse en [GAR09] y allí se constata un desempeño dominante de EBI.

Es claro que al proponer este nuevo criterio de elección, se pretendía reflejar las preferencias particulares de cada individuo de la población para poder elegir pareja. Dado que la función de aptitud no aplica a la característica de elección, sino a la característica de dominio, no podemos aseverar que exista evolución para la elección. Sin embargo, si es posible asegurar que se comparte esta característica entre los distintos individuos y que cambia en el curso de varias generaciones. Se podría enunciar, al menos empíricamente, que bajo esta estrategia de elección de parejas, las preferencias de los individuos están condicionadas por la de los individuos más aptos pues son ellos quienes sobreviven para las próximas generaciones. Es posible que en el curso de generaciones se reflejen patrones de moda o preferencias grupales que aparecen y desaparecen sin tender a ningún óptimo, ni siquiera local y mucho menos global.

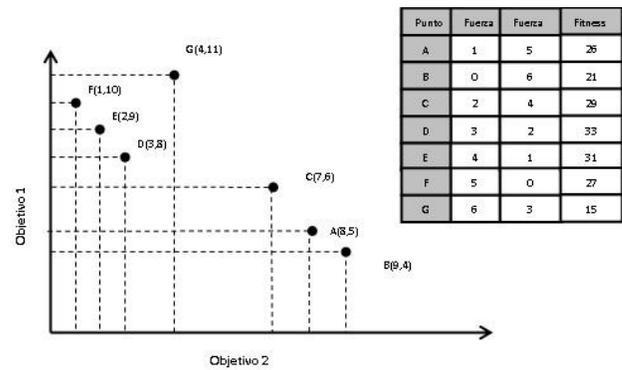
#### 4.2. Algoritmo genético multiobjetivo con fuerza por objetivo

Como se mencionó en la sección 3.1.3, SPEA2 tiene un inconveniente cuando se trata de individuos que no dominan ni son dominados porque no afectan la asignación de la aptitud. Para tratar esta debilidad, en [GAR05] proponemos una nueva estrategia de asignación de fuerza y *raw fitness* llamada fuerza por objetivo. El cálculo de ambos parámetros se realiza:

Fuerza por objetivo: El cálculo es igual que en SPEA2 pero habrá tantas “fuerzas” como objetivos sean considerados

Raw Fitness: Al igual que en SPEA2, se suma la fuerza de los individuos que lo dominan pero esta vez se toman en cuenta todos los objetivos

Retomando el ejemplo de la figura 6 esta vez los cálculos serán substancialmente diferentes, sobre todo para los individuos A, B y C



**Figura 7.** Correcciones de fuerza por objetivo a SPEA2

Esta vez los individuos incomparables ahora tienen *raw fitness* diferentes. En particular B es el que tiene el menor *raw fitness*.

Con respecto al frente pareto (A, B, C y G), ahora sus *raw fitness* son comparables y, de hecho, el que resulta el mejor calificado es G.

##### 4.2.1. Comparación de SPEA2 con fuerza por objetivos

En primer lugar, es importante resaltar que ambas estrategias (SPEA2 y Fuerza por objetivos) no usaran el estimador de densidad para así realizar una comparación exclusiva entre *raw fitness*. Se resolverán tres planteamientos del “problema de la mochila” (problema de combinatoria) con 750 elementos cuyos valores y pesos son generados de forma aleatoria. Los individuos son representados con un cromosoma binario. Los parámetros están especificados en la siguiente tabla.

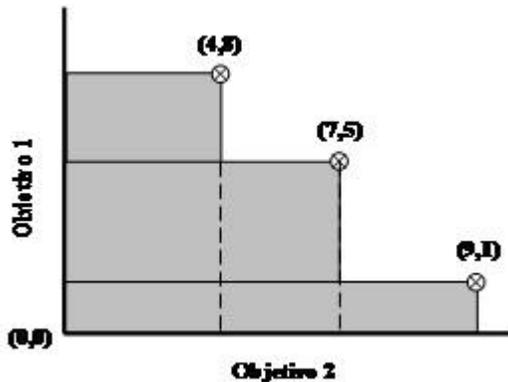
**Tabla 2.** Parámetros de prueba para dos, tres y cuatro mochilas

	<i>Dos(2) mochilas</i>	<i>Tres(3) mochilas</i>	<i>Cuatro(4) mochilas</i>
Tamaño población	250	300	400
Tamaño archivo	250	300	400
Mutación	0.006	0.006	0.006
Generaciones	50	50	50

Las variables de medición para comparar ambas estrategias es:

Área cubierta: Indica la cantidad de área del espacio de solución cubierta por el frente pareto dado. En un espacio de dos dimensiones, el área cubierta será igual al área de la unión de los rectángulos formados por cada uno de los vectores del frente pareto y el origen (0,0). Este criterio puede ser canónicamente extendido a N dimensiones. La siguiente figura muestra un ejemplo.

Dominancia: Dado dos conjuntos frente pareto A y B, el porcentaje de dominancia de A/B indica el porcentaje de soluciones de B que son dominadas por al menos una de las soluciones de A.



**Figura 8.** Área de las soluciones del frente pareto para dos objetivos

Después de 10 corridas independientes para cada estrategia se obtuvieron los siguientes resultados para área cubierta y dominancia respectivamente:

**Tabla 3.** Comparación de SPEA2 y fuerza por objetivo para dos, tres y cuatro mochilas

<i>Estrategia</i>	<i>Dos(2) mochilas</i>	<i>Tres(3) mochilas</i>	<i>Cuatro(4) mochilas</i>
<i>SPEA2</i>	<b>6,62E+10</b>	<b>1,42E+16</b>	<b>3,04E+21</b>
<i>Fuerza por objetivo</i>	6,58E+10	1,41E+16	2,93E+21
<i>Diferencia</i>	4,55E+08	1,25E+14	1,06E+20

<i>Estrategia/Estra tegia</i>	<i>Dos(2) mochilas</i>	<i>Tres(3) mochilas</i>	<i>Cuatro(4) mochilas</i>
<i>SPEA2 / Fuerza por Objetivo</i>	<b>45,38%</b>	28,25%	21,50%
<i>Fuerza por Objetivo / SPEA2</i>	44,50%	<b>29,38%</b>	<b>62,50%</b>
<i>Diferencia</i>	0,88%	1,13%	41,00%

Aunque nuestro algoritmo, el frente pareto cubre menos área del espacio de soluciones, la ventaja de SPEA2 es relativamente pequeña. En cambio con respecto a la dominancia, la soluciones de fuerza por objetivo son dominantes con respecto a las de SPEA2 y de hecho a mayor complejidad del problema (4 mochilas) mayor es la dominancia sobre las soluciones de SPEA2

Fuerza por objetivo es una estrategia de asignación de *fitness* para algoritmos multiobjetivos que evalúa a la población tomando en cuenta la calidad de un individuo para cada función a optimizar. Con respecto a SPEA2, esta nueva propuesta establece una nueva clasificación a las poblaciones, la cual busca que todos los individuos de la población colaboren con su evaluación, tratando así de no perder la valiosa información que representa la existencia de un

individuo. Pero además, fuerza por objetivo garantiza que la información se propague, ya que un individuo influenciara a todos los demás, porque siempre establecerán una relación con un determinado objetivo.

## 5. Conclusiones y Recomendaciones

Este trabajo en un primer momento pretende mostrar como es posible enriquecer algoritmos genéticos, bien sea monobjetivos y multiobjetivos para que obtengan soluciones más cercanas al óptimo.

En las dos investigaciones que fueron aquí reseñadas, se espera continuar con la resolución de un grupo amplio de problemas, en espacios de búsqueda continuos y discretos. Además, específicamente para fuerza por objetivo, sería deseable compararlo con el estimador de densidad usado por SPEA2 y ver si aún nuestra propuesta es superior en dominancia.

En lo que concierne a EBI sería interesante explorar que la elección sea restringida al conjunto de los más aptos. En ese caso, ¿Cómo influiría en las soluciones aportadas? ¿Serían más cercanas al óptimo? Además ¿Qué tantas incompatibilidad sería aceptable entre los individuos más aptos?

Por último, existen quienes critican severamente las estrategias evolutivas o bioinspiradas pues, según sus detractores, son enfoques *ad hoc* donde no es trivial determinar, por ejemplo, la función de evaluación más adecuada o el método de selección de soluciones que más conviene. No obstante, en primer lugar, las estrategias bioinspiradas permiten dar respuesta a problemas intratables con una calidad aceptable y, en segundo lugar, gracias a la garantía de convergencia, aseguran al menos un sub-óptimo.

## 6. Bibliografía

- [AGU01] Aguilar J. y Hidrobo F. Introducción a las Técnicas de Computación Emergente, Mérida, 2001.
- [AND04] Andalia R. y Guerrero J. Nociones de Bioquímica y Genética para los Profesionales del Sector de la Salud, ACIMED 2005:13 (1), [documento en línea] última modificación en enero de 2006, disponible en [http://bvs.sld.cu/revistas/aci/vol13\\_1\\_05/aci05105.htm](http://bvs.sld.cu/revistas/aci/vol13_1_05/aci05105.htm).
- [AND09] Andrade E. y Ramos J. A. Diseño e Implementación de una Heurística Orientada a la Resolución de Problemas de Optimización Combinatoria Multiobjetivo Utilizando Algoritmos Genéticos, Trabajo Especial de Grado de la Escuela de Ingeniería Informática, Tutor: Prof. Wilmer Pereira, Mar/2009, UCAB, Caracas.
- [BEL97] R. Belew and C. Rosin, New Methods for Competitive Coevolution, Technical Report #CS96-491, 1997.
- [BRI97] Blicke T. Tournament Selection. Handbook of Evolutionary Computation, 1997, IOP Publishing Ltd and Oxford University Press.
- [CAR08] Carton O. Langages Formels, Calculabilité et Complexité, Editorial Vuibert, 2008.
- [CHA03] Champandard A. AI Game Development: Synthetic Creatures with Learning and Reactive Behaviors, 2003, New Riders.
- [CRI04] Crichigno J. y Barán B. A Multicast Routing Algorithm Using Multiobjective Optimization, 11<sup>th</sup> International Conference on Telecommunications, (ICT'04), 2004, Ceará, Brasil.
- [COL97] Colby C. Introducción a la Biología Evolutiva, [documento en línea], última modificación enero 1997, disponible en <http://www.sindioses.org/cienciaorigenes/bioev.o.html>
- [DOS04] Dos Santos D., Peñalver R. y Pereira W. Autonomous Navigation Robotic System to Recognize Irregular Patterns, International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, August 25-28, 2004, Setubal, Portugal.

- [GAR05] García G., Pereira W. y Ron G. Strength By Objective: Una Nueva Estrategia de Asignación de Fitness para Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivos, Conferencia Latinoamericana de Informática (CLEI2005), Octubre/2005, Cali, Colombia.
- [GAR09] Garcia G., Lujan A., Pereira W. y Paladino R. IBC: Individual Based Choice, the 2<sup>nd</sup> International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE 2009), Sept/2009, Egypt.
- [GOH03] Goh K. S., Lim A. y Rodrigues B. Sexual Selection for Genetic Algorithms. Artificial Intelligence Revue 19 (2), 2003, pp. 123-152.
- [HAN94] Hancock P. J. An Empirical Comparasion of Selection Methods in Evolutionary Algorithms, May 1994, AISB Workshosp on Evolutionary Computation.
- [HAR08] Harmon M. y Harmon S. Reinforcement Learning: A Tutorial. [documento en línea] consultado en septiembre de 2010, disponible en la dirección URL <http://www.nada.kth.se/kurser/kth/2D1432/2003/rltutorial.pdf>
- [HOF00] Hofstadter D. Gödel, Escher, Bach. Les Brins d'une Guirlande Eternelle, 2000, Editorial Dunod.
- [HOL75] Holland J. Adaptation In Natural And Artificial Systems, University of Michigan Press, 1975.
- [ISA97] Isasi P., Martínez P. y Borrajo D. Lenguajes, Gramáticas y Autómatas. Un Enfoque Práctico. Addison-Wesley, Madrid, 1997.
- [KAL02] Kalyanmoy D., Agrawal S., Pratap A., y Meyarivan T. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, April 2002, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, N. 2.
- [LAU01] Laumanns M., Zitzler E., y Thiele L. On the Effects of Archiving, Elitism, and Density Based Selection in Evolutionary Multi-objective Optimization, 2001, EMO '01: Proceedings of the First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization.
- [LEI05] Leiva C. y Pereira W. Sistema Autónomo Robótico para Intersectar Objetivos Móviles de Comporamiento Evasivo, Nov/2005, 3<sup>eras</sup> Jornadas de Investigación UCAB, Caracas.
- [LON09] Longarte H. y Grau Y. Sistema de Verificación Off-line de Firmas Personales Manuscritas en los Cheques Bancarios Utilizando Computación Emergente, Trabajo Especial de Grado de la Escuela de Ingeniería Informática, Tutor: Prof. Wilmer Pereira, Jul/2009, UCAB, Caracas.
- [MER10] Merelo J., Informática Evolutiva, [documento en línea], consultado en julio 2017, disponible en <http://geneura.ugr.es/~jmerelo/ie/>
- [MIN97] Minski M. La Societé de l'Esprit, 1997, Editorial InterEditions.
- [MUR00] Murphy R. Introduction to AI Robotics, 2000, MIT Press.
- [PAR07] Parma R., Pereira W. y Rada J. Ant Colony Optimization to an Autonomous Multiagent Game, 10<sup>th</sup> International Conference on Computer Games: AI, Animation, Mobile, Education & Serious Games, 25th-28th Jul/2007, Louisville, Kentucky, USA.
- [PER04] Pereira W. Evaluación de Arquitecturas de Software Locales y Distribuidas en Robótica Autónoma y Teledirigida, Trabajo de Ascenso para ascender a la categoría de Profesor Asociado, Abril 2004, Universidad Católica Andrés Bello.
- [PER05] Pereira W. Evaluación de Técnicas de Cooperación entre Robots bajo el Paradigma Reactivo, 3<sup>eras</sup> Jornadas de Investigación, Nov/2005, UCAB, Caracas.
- [RAD08] Rada J., Parma R. y Pereira W. Path Optimization for Multiple Objectives in Directed Graphs using Genetic Algorithms, IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1-6 Jun/2008, Hong Kong, China.
- [ROJ06] Rojas C. y Silva E. Sistema Autónomo de Navegación y Búsqueda basado en Enfoque Multiagente utilizando Algoritmos de Aprendizaje en Tiempo Real, Trabajo Especial de Grado de la Escuela de Ingeniería Informática, Tutor: Prof. Wilmer Pereira, Jul/2006, UCAB, Caracas.
- [ROS97] Rosin C., Coevolution Search Among Adversaries, Tesis Doctoral, 1997, University of California, San Diego.
- [ROS95] Rosin, C. y Belew, R. Methods for Competitive Coevolution: Finding Opponents Worth Beating, Cognitive Computer Science Research Group, 1995, University of California, San Diego.

- [RUS09] Russel S. and Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3<sup>er</sup> edition, 2009, Prentice Hall.
- [SEA93] Searle J. Langage, Conscience, Rationalité : une Philosophie Naturelle, entrevista con John SEARLE, 1993, [documento en línea] consultado en junio de 2010, disponible en <http://socrates.berkeley.edu/~jsearle/ledebat.pdf>
- [SEL03] Selvanathan N. y Tee W. J. A Genetic Algorithm Solution to Solve the Shortest Path Problem in OSPF and MPLS, 2003, Malaysian Journal of Computer Science.
- [SPE90] Spears W. M. y De Jong K. An Analysis of Multi-Point Crossover. Proceedings of the First Workshop on Foundations of Genetic Algorithms, 1990, Indiana, USA.
- [WEI10] Weisstein E. MathWorld, Wolfram Research, [Página Web en línea], consultado en julio 2010, disponible en <http://mathworld.wolfram.com/HilbertsProblems.html>
- [WOL06] Wolper P. Introduction à la Calculabilité, 3<sup>eme</sup> edition, 2006, Dunod.
- [ZIT98] Zitzler E. and Thiele L. An Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization: Strength Pareto Approach. Technical Report 43, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 1998, Zurich, Switzerland.
- [ZIT01] Zitzler E., Laumanns M. and Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 2001, Zurich, Switzerland.