



# DECSAI

**Departamento de Ciencias de la Computación e I.A.**

Universidad de Granada



## Computación Evolutiva

Fernando Berzal, [berzal@acm.org](mailto:berzal@acm.org)

## Computación Evolutiva



### Orígenes

- Evolución
- Genética

### Historia de la computación evolutiva

### Algoritmos evolutivos

- Estrategias de evolución
- Algoritmos genéticos
- Programación genética
- Programación evolutiva

### Aplicaciones



# Computación Evolutiva



La Naturaleza siempre ha servido como fuente de inspiración para ingenieros y científicos.

El mejor mecanismo de resolución de problemas conocido es...

- El cerebro (humano), que creó "la rueda, Nueva York, las guerras y demás" [Douglas Adams: Hitch-Hiker's Guide to the Galaxy] → **Neurocomputación**
- El proceso de evolución, que creó el cerebro humano. → **Computación Evolutiva**



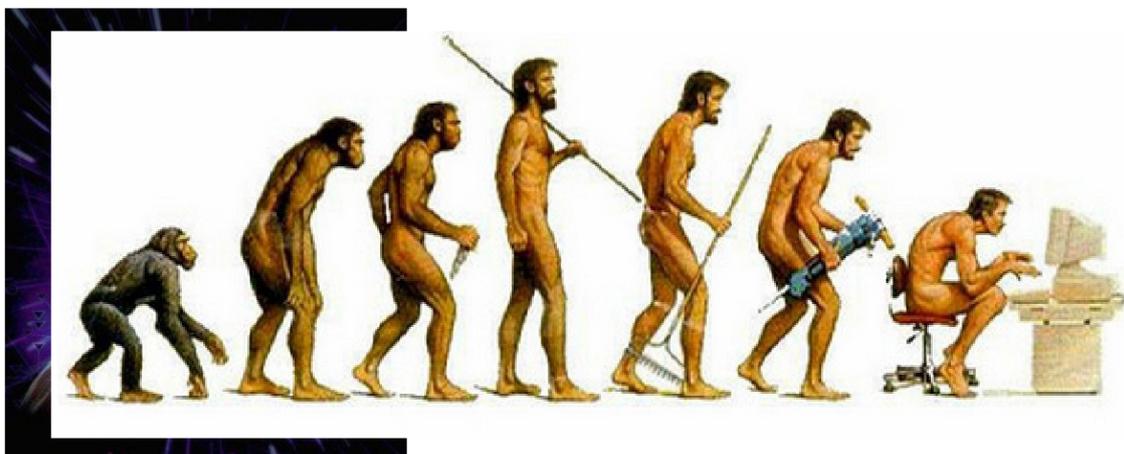
## Orígenes



Creacionismo



Evolución



# Orígenes



Georges-Louis Leclerc, Conde de Buffon (1707-1788)

[naturalista, matemático, cosmólogo y autor enciclopédico francés]

## **Histoire naturelle, générale et particulière**

(36 volúmenes publicados de 1749 a 1788)

Padre del evolucionismo:

- El primero en discutir problemas evolutivos con un espíritu científico (100 años antes que Darwin), p.ej. consideró las similitudes entre el hombre y los simios y especuló sobre la posible existencia de un ancestro común (aunque él mismo negó esa posibilidad).



[http://en.wikipedia.org/wiki/Georges-Louis\\_Leclerc,\\_Comte\\_de\\_Buffon](http://en.wikipedia.org/wiki/Georges-Louis_Leclerc,_Comte_de_Buffon)



# Orígenes



James Burnett, Lord Monboddo (1714-1799)

[juez, lingüista, filósofo y deísta escocés]

## **Of the Origin and Progress of Language**

(6 volúmenes publicados de 1773 a 1792)

- Analiza la estructura de las lenguas y traza la evolución de los lenguajes europeos.

Precursor de la teoría de la evolución:

- Primero en formular la hipótesis del origen común de toda la humanidad (i.e. todos los hombres proceden de la misma región de la tierra).
- Uno de los primeros en postular que todos los simios y antropoides tienen un origen común.



[http://en.wikipedia.org/wiki/James\\_Burnett,\\_Lord\\_Monboddo](http://en.wikipedia.org/wiki/James_Burnett,_Lord_Monboddo)



# Orígenes

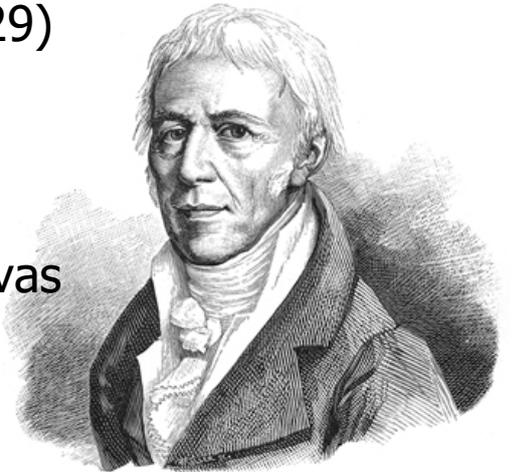


Jean-Baptiste Pierre Antoine de Monet, Chevalier de Lamarck  
a.k.a. Jean Baptiste Lamarck (1744-1829)

[naturalista francés]

## **Philosophie zoologique** (1809)

- Primera teoría evolutiva coherente: Los organismos pueden adquirir nuevas características por la influencia de su entorno.
- Herencia de caracteres adquiridos, i.e. capacidad de los organismos de trasladar a sus descendientes los caracteres adquiridos en vida («Lamarckismo»).



[http://en.wikipedia.org/wiki/Jean-Baptiste\\_Lamarck](http://en.wikipedia.org/wiki/Jean-Baptiste_Lamarck)



# Orígenes



## **Lamarckismo**

- **Primera ley:** En todo animal que no ha traspasado el término de sus desarrollos, el uso frecuente y sostenido de un órgano cualquiera lo fortifica poco a poco, dándole una potencia proporcionada a la duración de este uso, mientras que el desuso constante de tal órgano le debilita y hasta lo hace desaparecer.
- **Segunda ley:** Todo lo que la Naturaleza hizo adquirir o perder a los individuos por la influencia de las circunstancias en que su raza se ha encontrado colocada durante largo tiempo, y consecuentemente por la influencia del empleo predominante de tal órgano, o por la de su desuso, la Naturaleza lo conserva por la generación en los nuevos individuos, con tal de que los cambios adquiridos sean comunes a los dos sexos, o a los que han producido estos nuevos individuos.

Jean-Baptiste Lamarck: **Filosofía zoológica**

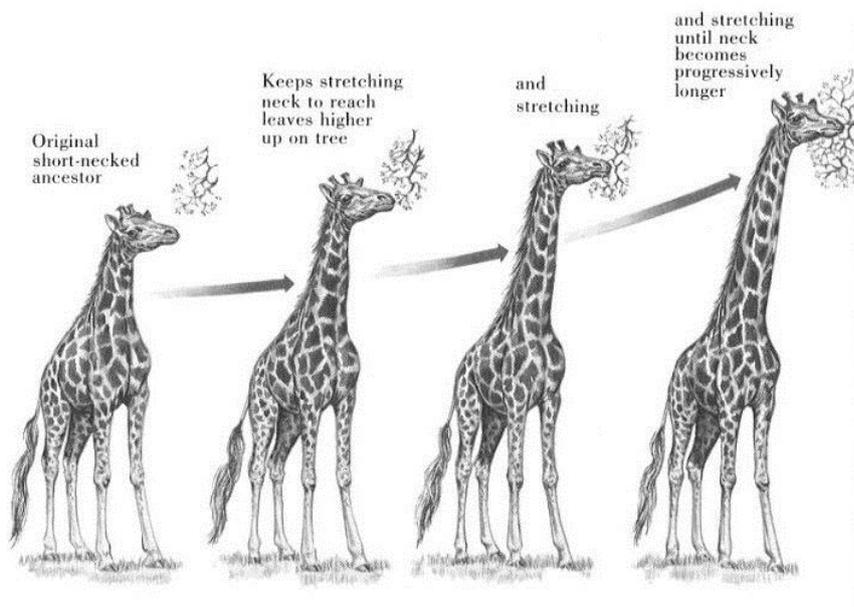


# Orígenes



## Lamarckismo

“When an organism is ‘in need’ of an organ, sooner or afterward it will occur.”



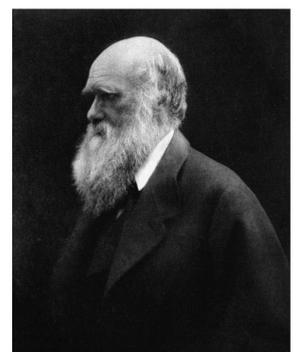
# Orígenes



Charles Robert Darwin, FRS (1809-1882)

## On the Origin of Species

by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life (1859)



- Los individuos son ligeramente distintos entre sí y estas pequeñas variaciones hacen que cada uno tenga distintas capacidades para adaptarse a su medio ambiente, así como para reproducirse y para transmitir sus rasgos a sus descendientes.

[http://en.wikipedia.org/wiki/Charles\\_Darwin](http://en.wikipedia.org/wiki/Charles_Darwin)



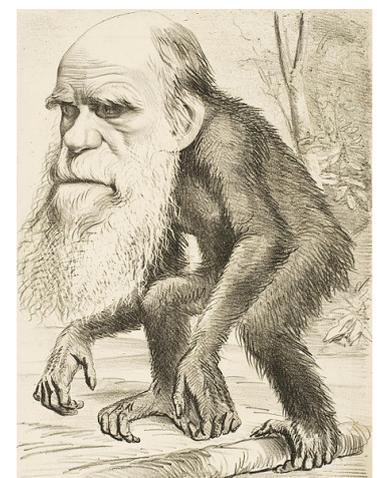
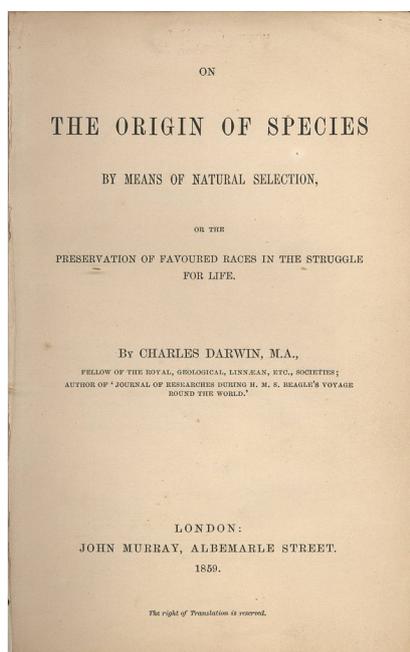


## Darwinismo

- Con el paso del tiempo (generaciones), los rasgos de los individuos que mejor se adaptaron a las condiciones del medio ambiente se vuelven más comunes, haciendo que la población, en su conjunto, evolucione (“descendencia con modificación”).
- Del mismo modo, la naturaleza selecciona las especies mejor adaptadas para sobrevivir y reproducirse (“selección natural”).



## Darwinismo

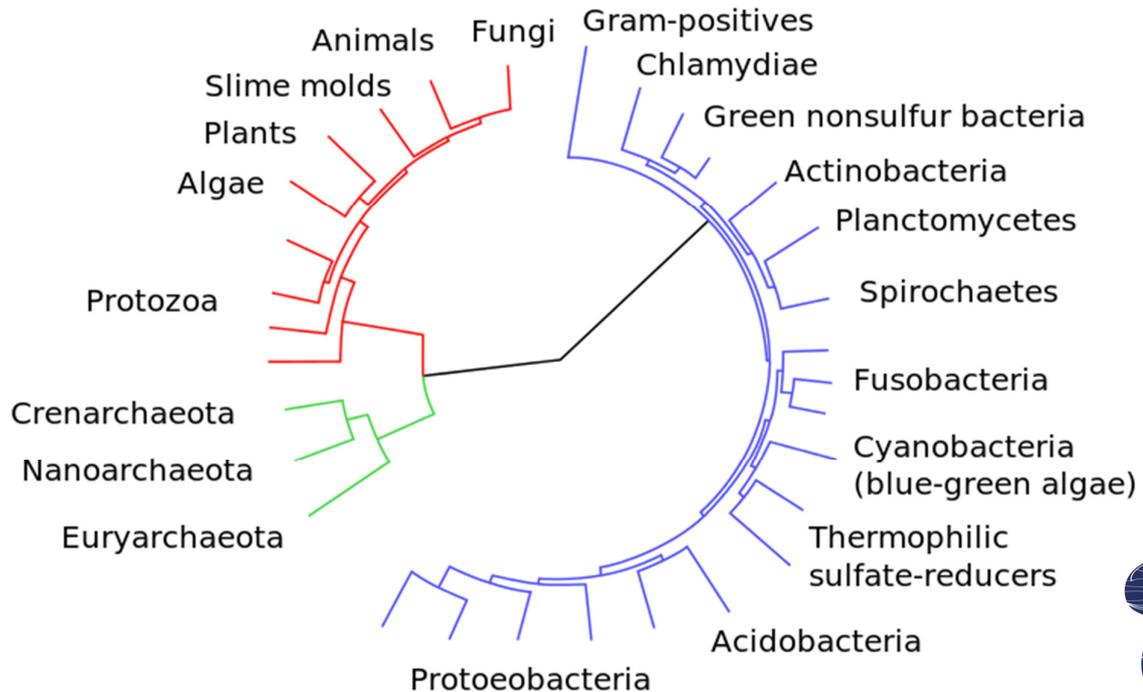






## Árbol filogenético

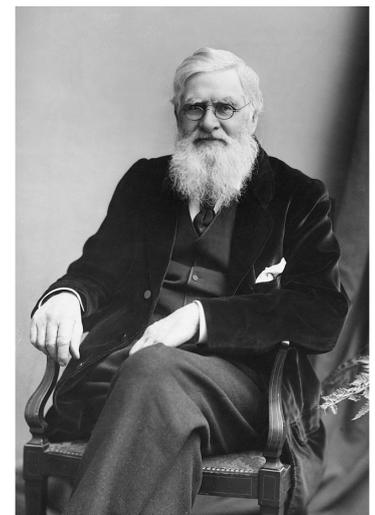
Three-domain system (Carl Woese, 1977)



Alfred Russel Wallace (1823-1913)

## **On the Tendency of Varieties to Depart Indefinitely from the Original Type (1858)**

- Concibió la teoría de la evolución por medio de la selección natural de forma independiente a Darwin.



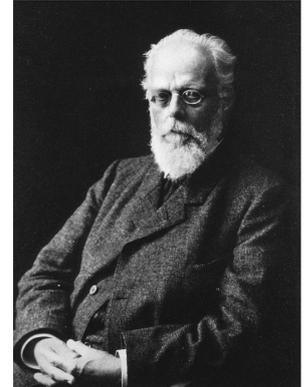
[http://en.wikipedia.org/wiki/Alfred\\_Russel\\_Wallace](http://en.wikipedia.org/wiki/Alfred_Russel_Wallace)





Friedrich Leopold August Weismann (1834-1914)

**Germ-Plasm, a theory of Heredity (1893)**



Teoría del plasma germinal:

- La herencia, en un organismo multicelular, se efectúa únicamente por medio de células germinales (gametos).
- Las demás células del cuerpo (las células somáticas) NO funcionan como agentes hereditarios.
- Barrera de Weismann: Las células germinales producen células somáticas, pero no al revés, por lo que no puede transmitirse información genética de células somáticas.

[http://en.wikipedia.org/wiki/August\\_Weismann](http://en.wikipedia.org/wiki/August_Weismann)



## Weismannismo

- Cualquier capacidad adquirida por un organismo durante su vida no puede transmitirse a la siguiente generación (refutación del Lamarckismo).

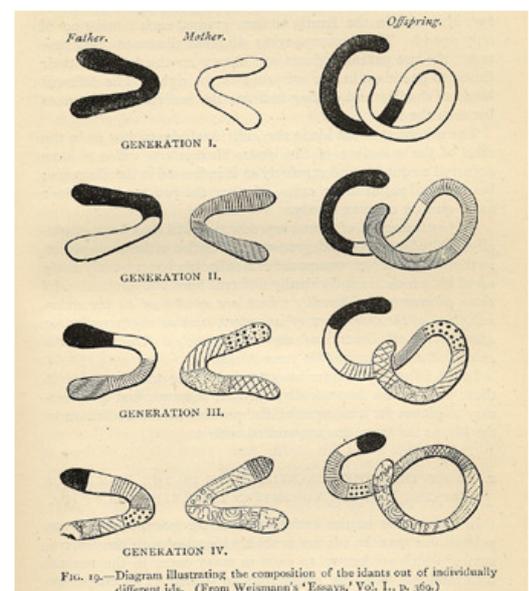


FIG. 19.—Diagram illustrating the composition of the idants out of individually different ids. (From Weismann's 'Essays,' Vol. I, p. 369.)



# Orígenes



Gregor Johann Mendel (1822-1884)

## Experiments on Plant Hybridization (1866)



- Leyes de Mendel:  
Reglas básicas que gobiernan la transmisión por herencia de las características de los padres a los hijos.  
[http://es.wikipedia.org/wiki/Leyes\\_de\\_Mendel](http://es.wikipedia.org/wiki/Leyes_de_Mendel)

Semilla		Flor	Vaina		Tallo	
Forma	Cotiledones	Color	Forma	Color	Lugar	Tamaño
Gris y Redondo	Amarillo	Blanco	Lleno	Amarillo	Vainas axilares. Las flores crecen a los lados	Largo (~3m)
Blanco y Arrugado	Verde	Violeta	Constreñido	Verde	Vainas terminales. Las flores crecen en la cuspide	Corto (~30cm)
1	2	3	4	5	6	7

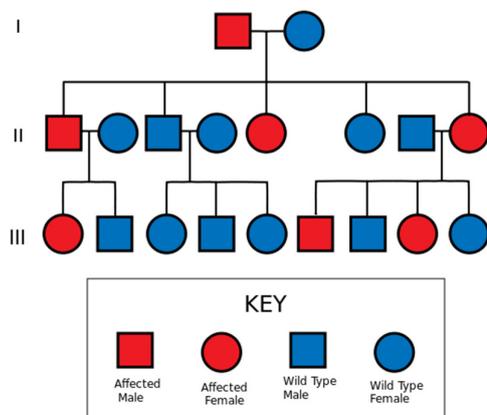
[http://es.wikipedia.org/wiki/Gregor\\_Mendel](http://es.wikipedia.org/wiki/Gregor_Mendel)



# Orígenes



## Árboles genealógicos



## Árbol autosómico dominante

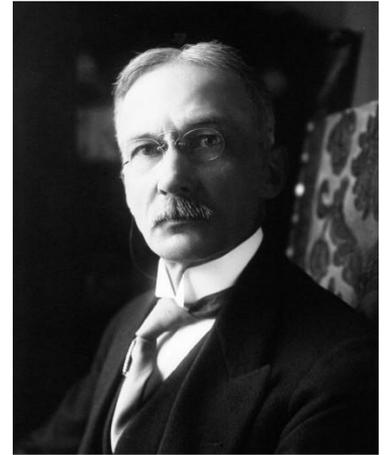




James Mark Baldwin (1861-1934)

## **A New Factor in Evolution** (1896)

- Las condiciones genéticas transmisibles por herencia pueden hacer más fácil el aprendizaje de técnicas y trucos que sólo poseen aquellos que tengan una variante evolutiva determinada.
- Evolución baldwiniana u ontogenética (efecto Baldwin): Las condiciones epigenéticas pueden ser igual o más importantes que la selección natural.



[http://en.wikipedia.org/wiki/James\\_Mark\\_Baldwin](http://en.wikipedia.org/wiki/James_Mark_Baldwin)



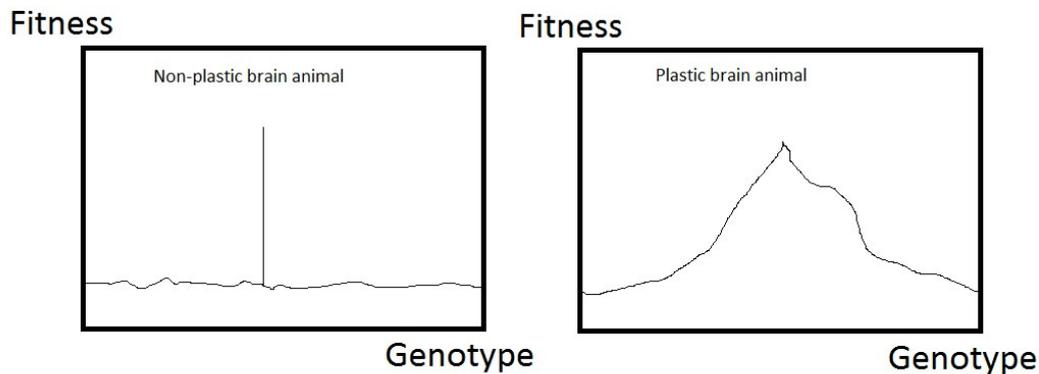
## **El efecto Baldwin: Evolución & aprendizaje**

- La descendencia seleccionada tenderá hacia una mayor capacidad para aprender nuevas habilidades y no estar constreñida a habilidades genéticamente codificadas y relativamente fijas.
- Plasticidad fenotípica: Capacidad de un organismo para adaptarse a su ambiente durante su tiempo de vida (p.ej. capacidad de aprendizaje)





## El efecto Baldwin: Evolución & aprendizaje



## El efecto Baldwin: Evolución & aprendizaje

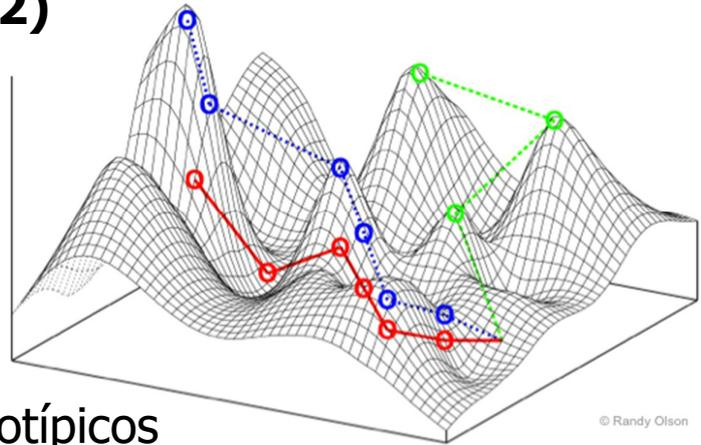
- El comportamiento sostenido de una especie o grupo puede guiar la evolución de esa especie: Las habilidades que inicialmente requieren el aprendizaje son finalmente reemplazadas por la evolución de sistemas genéticamente determinados que no requieren aprendizaje.
- El aprendizaje individual puede explicar fenómenos evolutivos que parecen apoyar la herencia Lamarckiana (sin recurrir a ella).





Sewall Green Wright, FRS (1889-1988)

## Fitness landscape (1932)



Relación de los rasgos fenotípicos con el fitness de los individuos en el paisaje de la evolución.

- Selección natural (optimización "local")
- Deriva genética (aleatoriedad), a.k.a. efecto Wright



Sir Julian Sorell Huxley, FRS (1887-1975)

## Evolution: The Modern Synthesis (1942)

"Neodarwinismo"

Síntesis moderna comúnmente aceptada de la evolución:

- Selección natural (Darwin).
- Genética clásica
  - Leyes de Mendel (herencia)
  - Teoría de Sutton-Bovery (cromosomas)
- Reproducción
  - Teoría del plasma germinal (Weismann)



# Orígenes



La teoría sintética defiende que los cambios graduales y la selección natural sobre ellos son el mecanismo principal del cambio evolutivo, rechazando otros mecanismos defendidos por otras teorías:

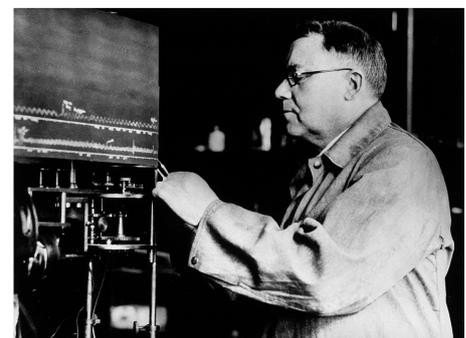
- **Saltacionismo:** Origen repentino de nuevas especies.
- **Lamarckismo:** Herencia de caracteres adquiridos.
- **Ortogénesis:** Fuerza intrínseca a la materia orgánica que conduciría a un progreso evolutivo.
- **Equilibrio puntuado:** Los cambios graduales sólo explican la microevolución, mientras que la macroevolución se produce por cambios bruscos.



# Historia



La evolución natural ha sido vista como un proceso de aprendizaje desde los años 30 del siglo XX, con el trabajo del fisiólogo estadounidense Walter Bradford Cannon (1871-1945):



**The Wisdom of the Body** (1932).



# Historia

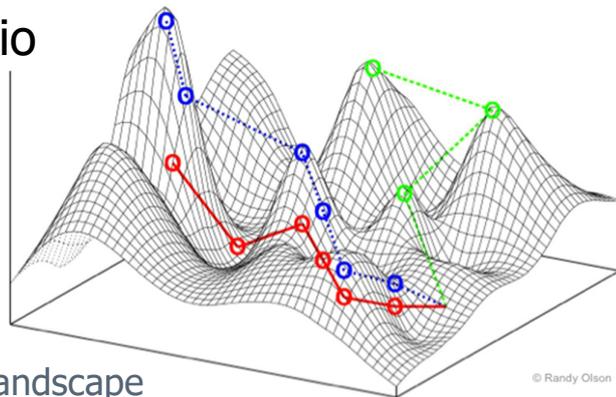


La idea de estudiar la evolución visualizando la distribución de los grados de adaptación [fitness] fue propuesta por el genetista Sewall Wright (1889-1988) en 1932.



## Paisaje adaptativo [fitness landscape]

Individuos con  $n$  rasgos como puntos en un espacio  $(n+1)$ -dimensional, con altura proporcional a su grado de adaptación o fitness.



[http://en.wikipedia.org/wiki/Fitness\\_landscape](http://en.wikipedia.org/wiki/Fitness_landscape)

© Randy Olson

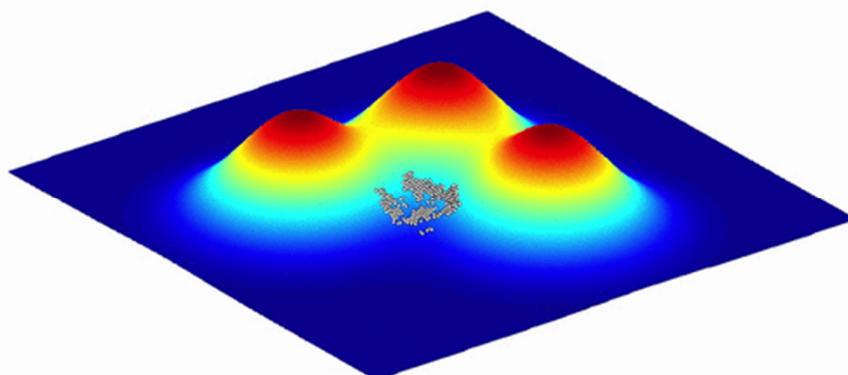


# Historia



Una población es una nube de puntos que se mueve en el paisaje conforme se adapta a su entorno (evoluciona).

## Static fitness landscape



Population size,  $N = 2,304$   
Mutation rate,  $\mu = 0.05$  per trait

© Randy Olson and Bjørn Østman

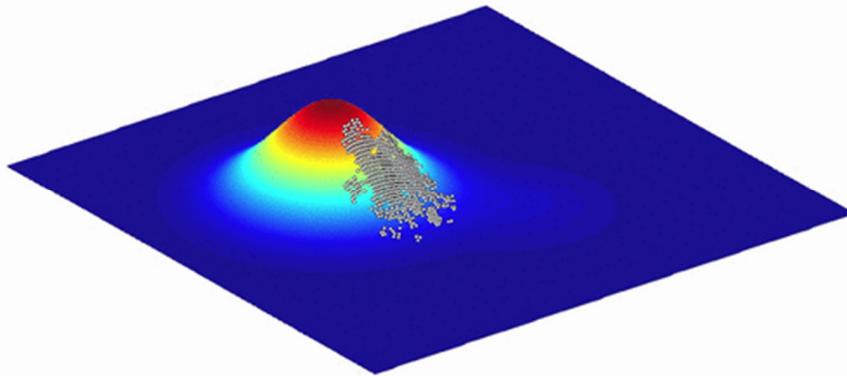


# Historia



El entorno también puede cambiar a lo largo del tiempo...

## Dynamic fitness landscape



Population size,  $N = 2,304$   
Mutation rate,  $\mu = 0.5$  per trait

© Randy Olson and Bjørn Østman



# Historia



Alan Mathison Turing (1912-1954) reconoció también una conexión entre la evolución y el aprendizaje automático en un artículo de 1950:



Turing, Alan M.:

**Computing Machinery and Intelligence,**

Mind LIX (236): 433–460

DOI [10.1093/mind/LIX.236.433](https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433)



# Historia



En 1957, el estadístico inglés George E. P. Box, FRS (1919-2013) propuso un enfoque evolutivo para la optimización de la producción industrial.



Su técnica, denominada EVOP [Evolutionary Operation] se sigue utilizando en la industria.

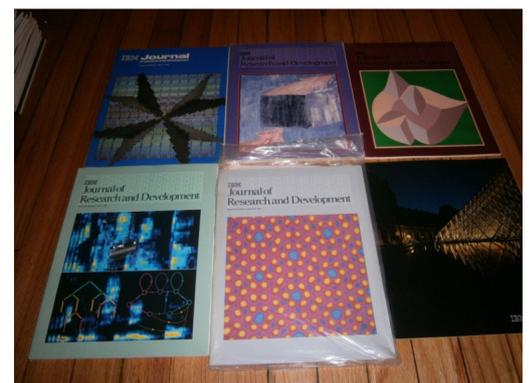
Box, George E.P. (1957). "**Evolutionary Operation: A Method for Increasing Industrial Productivity**". Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics) 6 (2): 81–101. DOI 10.2307/2985505. JSTOR 2985505.



# Historia



A finales de los 50, R.M. Friedberg fue de los primeros en intentar evolucionar programas de ordenador usando mutación y selección, aunque sus experimentos no fueron muy exitosos y fueron muy criticados en su época.



R.M. Friedberg (1958): "**A Learning Machine: Part I**". IBM Journal of Research and Development 2(1):2-13. DOI 10.1147/rd.21.0002

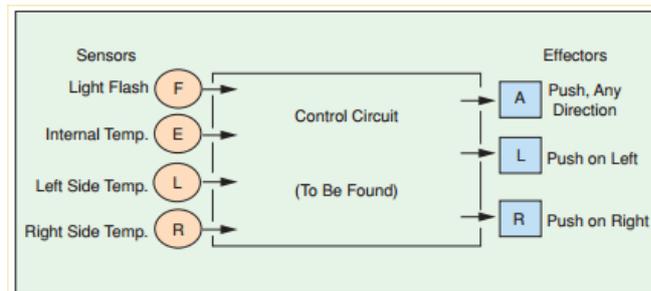
R.M. Friedberg, B. Dunham, J. H. North (1959): "**A Learning Machine: Part II**". IBM Journal of Research and Development 3(3):282-287. DOI 10.1147/rd.33.0282



# Historia



George J. Friedman fue el primero en proponer una aplicación de las técnicas evolutivas a la robótica: en su tesis de maestría (UCLA, 1956) propuso evolucionar una serie de circuitos de control similares a las redes neuronales actuales.



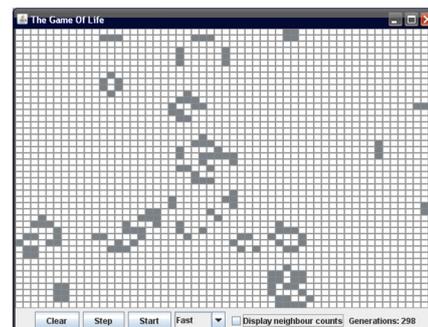
David Fogel (2007): "**George Friedman - Evolving circuits for robots**" [Historic Perspective]  
IEEE Computational Intelligence Magazine 1(4):52-54.  
DOI 10.1109/MCI.2006.329706



# Historia



Nils Aall Barricelli (1912-1993) realizó las primeras simulaciones de un sistema evolutivo en una computadora digital, entre 1953 y 1956, en el Instituto de Estudios Avanzados de Princeton.



Barricelli, Nils Aall (1962). "**Numerical testing of evolution theories: Part I - Theoretical introduction and basic tests**". Acta Biotheoretica 16 (1-2): 69–98.  
DOI 10.1007/BF01556771

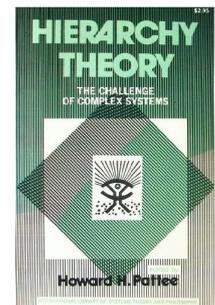
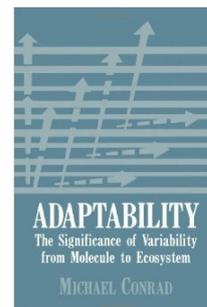


# Historia



Michael Earl Conrad (1941-2000) y Howard Hunt Pattee (1926-) fueron de los primeros en simular un ecosistema artificial jerárquico en el que un conjunto de organismos unicelulares estaban sujetos a una estricta ley de conservación de la materia que les inducía a competir por sobrevivir.

- Michael Conrad (1983): **Adaptability**. Plenum Press, ISBN 0306412233.
- Howard H. Pattee (1973): **Hierarchy Theory: The Challenge of Complex Systems**. Georges Braziller, ISBN 0807606731.

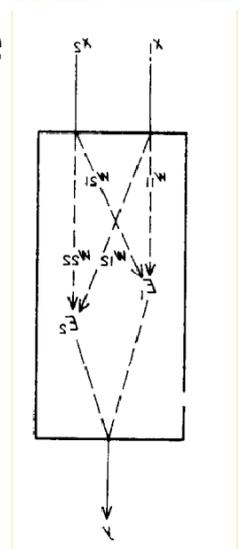


# Historia



Conrad propuso también un “modelo de circuitos de aprendizaje evolutivo” en el cual especuló sobre la posibilidad de que el cerebro use el mismo tipo de mecanismos que usa la evolución para aprender (uno de los primeros intentos de utilizar algoritmos evolutivos para entrenar redes neuronales).

- M. Conrad (1969): “Computer experiments on the evolution of coadaptation in a primitive ecosystem,” Ph.D. dissertation, Stanford University.
- M. Conrad & H. H. Pattee (1970): “Evolution experiments with an artificial ecosystem,” *Journal of Theoretical Biology* 28:393–409. DOI: 10.1016/0022-5193(70)90077-9
- M. Conrad (1974): “Evolutionary learning circuits,” *Journal of Theoretical Biology* 46:167–188. DOI: 10.1016/0022-5193(74)90146-5





## Tierra

El biólogo Thomas S. Ray desarrolló, a principios de los 90, un simulador en el que evolucionaban programas en lenguaje ensamblador, los cuales competían por los ciclos de CPU de un ordenador a la vez que intentaban reproducirse (o sea, copiarse a sí mismos) en la memoria del ordenador.



```
ov E:\Programme\Tierra\WinTierra\Tierra.exe
InstExec = 57,695631 Calls = 594 Genotypes = 297 Sizes = 78
Extracted = 0071aaz 0 10 normal
36abh 70 | *****
69aby 31 | *****
36abz 17 | *****
48aed 17 | *****
37abz 14 | *****
acn 9 | *****
ach 11 | *****
38aen 7 | *****
45adc 9 | *****
74aax 9 | *****
36acu 8 | *****
71aaz 8 | *****
36aci 5 | *****
44abu 6 | *****
39adu 5 | *****
36acs 7 | *****
70ahn 5 | *****
36acp 4 | *****
40acn 4 | *****
46acl 4 | *****
68abg 4 | *****
Press Any Key for Menu ...
```

- Simulación de un ecosistema  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Tierra \(computer simulation\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Tierra_(computer_simulation))



# Algoritmos evolutivos



**Metáfora** La evolución natural como poderosa forma de resolver problemas (i.e. prueba y error).

EVOLUCIÓN

RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS

Entorno



Problema

Individuo



Solución candidata

Adaptación (fitness)



Calidad de la solución







## Esquema general de un algoritmo evolutivo

INICIALIZAR población (soluciones candidatas aleatorias)  
EVALUAR cada individuo de la población

mientras no se cumpla algún CRITERIO DE PARADA:

SELECCIONAR padres de la población actual

RECOMBINAR parejas de padres

MUTAR los descendientes resultantes

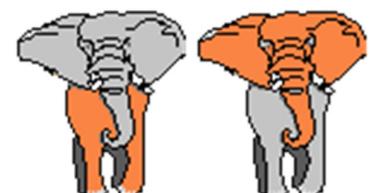
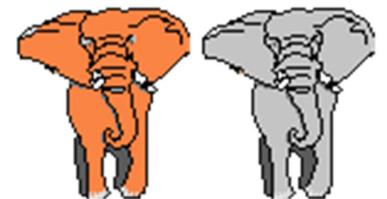
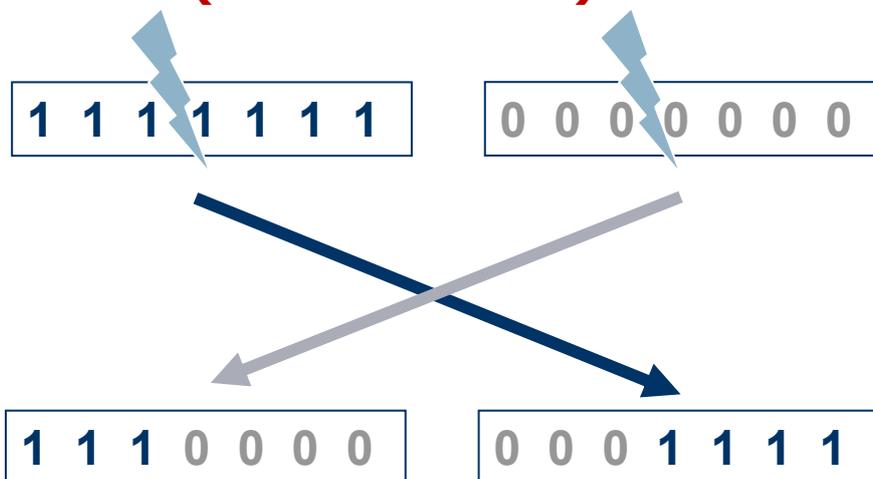
EVALUAR los nuevos candidatos

SELECCIONAR los individuos de la próxima generación



## Esquema general de un algoritmo evolutivo

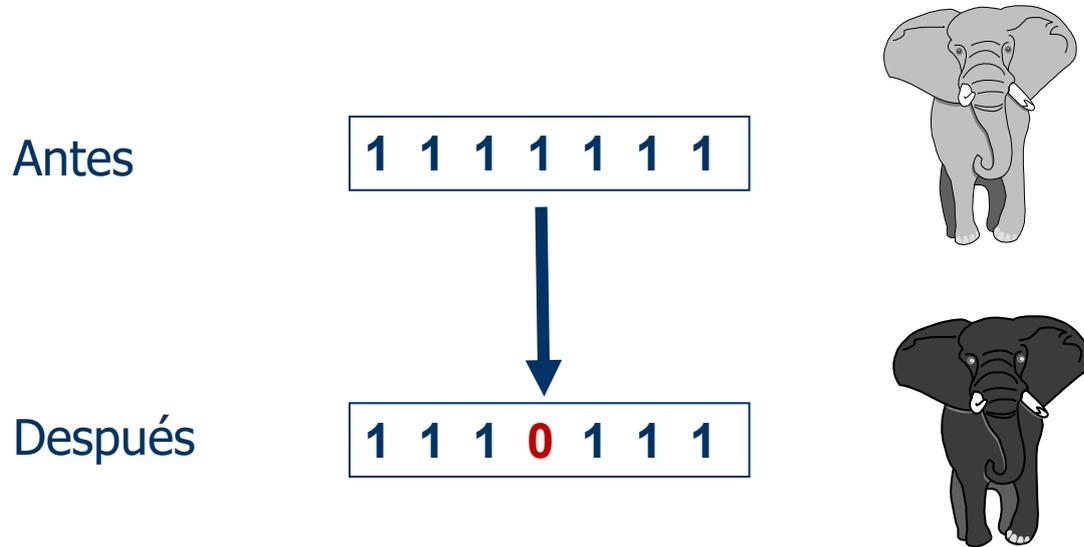
### Cruce (recombinación)





## Esquema general de un algoritmo evolutivo

### Mutación



## Esquema general de un algoritmo evolutivo

### Exploración & explotación

- A nivel de individuos, los operadores de variación (recombinación y mutación) crean diversidad en la población.
- A nivel de la población, la presión selectiva promueve la mejora de la calidad media [fitness] de las soluciones [i.e. los individuos] que forman parte de la población.





## Esquema general de un algoritmo evolutivo

### Genotipo vs. fenotipo

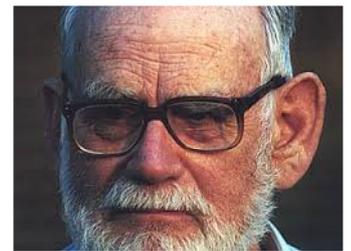
- A nivel de individuos, los operadores de variación (recombinación y mutación) actúan sobre el genotipo (representación de las soluciones candidatas).
- A nivel de la población, la selección se realiza en función del fenotipo de los individuos (su comportamiento y características, evaluado mediante la función de adaptación/fitness).



# Algoritmos genéticos



A finales de los 1950s y principios de los 1960s, el biólogo inglés Alex S. Fraser (1923-2002) publicó una serie de trabajos sobre la evolución de sistemas biológicos en una computadora digital, sirviendo de inspiración para los algoritmos genéticos:



Fraser, A. S., "**Simulation of genetic systems by automatic digital computers. I. Introduction,**" Aust. J. Biol. Sci., vol. 10, pp. 484–491, 1957.



# Algoritmos genéticos



Hans-Joachim Bremermann (1926-1996) fue el primero en ver la evolución como un proceso de optimización, además de realizar una de las primeras simulaciones con cadenas binarias que se procesaban por medio de reproducción, selección y mutación (predecesor de los algoritmos genéticos).



Chromosome 1	1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 0
Chromosome 2	0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0

Bremermann, H.J. (1962): "**Optimization through evolution and recombination**". In: Self-Organizing systems 1962, edited M.C. Yovitts et al., Spartan Books, Washington, D.C. pp. 93–106.



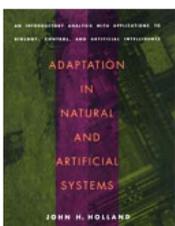
# Algoritmos genéticos



John Henry Holland (1929-) desarrolla a principios de los 1960s los "planes reproductivos" y "adaptativos" en un intento por hacer que las computadoras aprendan imitando el proceso de la evolución.



John H. Holland (1962):  
"**Outline for a logical theory of adaptive systems**",  
JACM 9(3):297–314. DOI 10.1145/321127.321128



John H. Holland (1975):  
"**Adaptation in Natural and Artificial Systems**"  
The University of Michigan Press, 1975  
ISBN 0472084607



# Algoritmos genéticos



- Se hace evolucionar una población de individuos (cada uno de los cuales representa una posible solución).
- La población se somete a acciones aleatorias semejantes a las de la evolución biológica (mutaciones y recombinaciones genéticas).
- Los individuos se seleccionan de acuerdo con una función de adaptación en función del cual se decide qué individuos sobreviven (los más adaptados) y cuáles son descartados (los menos aptos).



# Algoritmos genéticos

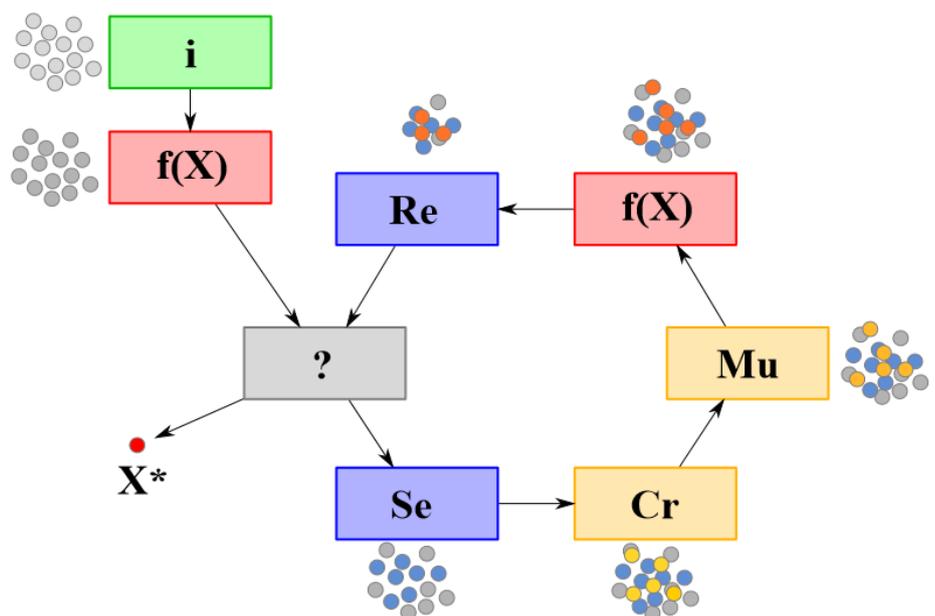


## Fases

- Inicialización
- Evaluación

## Repetición...

- Selección
- Cruce
- Mutación
- Evaluación
- Reemplazo





## Algoritmo genético estándar

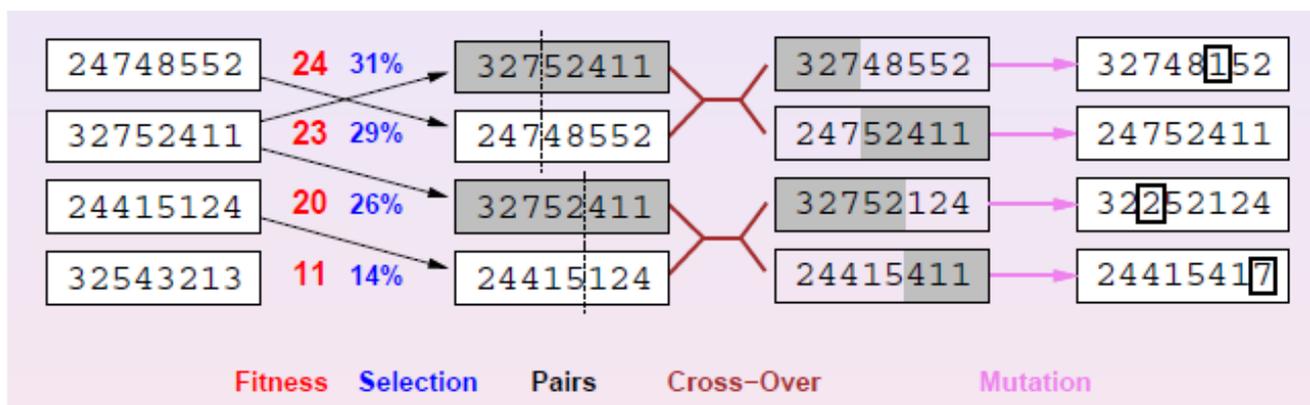
```
t ← 0
población(t) ← poblaciónInicial
EVALUAR(población(t))

while not (criterio de parada)
  t ← t + 1
  población(t) ← SELECCIONAR(población(t-1))
  población(t) ← CRUZAR(población(t))
  población(t) ← MUTAR(población(t))
  EVALUAR(población(t))

return población(t)
```



## Selección, cruce & mutación





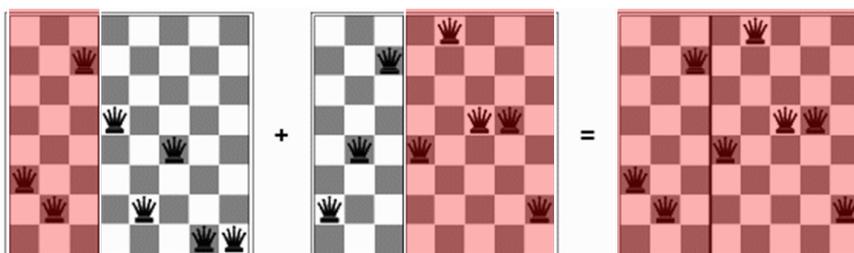
## Ejemplo: El problema de la mochila

- Representación: Cadena de bits.
- Función de evaluación:  
Suma de los elementos seleccionados  
(sin llegar a superar la capacidad de la mochila).
- Operador de cruce: Cruce en un punto.
- Operador de mutación: "bit flipping".



## Ejemplo: El problema de las N reinas

- Representación: Permutación de N elementos.
- Función de evaluación:  
Número de parejas de reinas que no se atacan.
- Operador de cruce:



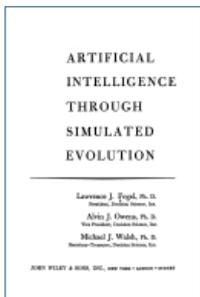
# Programación evolutiva



Lawrence J. Fogel (1928-2007) fue el padre de la programación evolutiva: el uso de la evolución simulada en la solución de problemas reales.



Primera tesis doctoral en computación evolutiva:  
**"On the Organization of Intellect"** (UCLA, 1964).



Primer libro de computación evolutiva (con Alvin Owens & Michael Walsh): **"Artificial Intelligence through Simulated Evolution"** (Wiley, 1966)



# Programación evolutiva



- Evolución simulada como proceso de aprendizaje con el objetivo de generar "inteligencia artificial" (entendida como comportamiento adaptativo).
- La realización de predicciones acerca del entorno se consideró un requisito previo al comportamiento adaptativo.
- Por tanto, la capacidad de realizar predicciones se considera clave para la inteligencia.



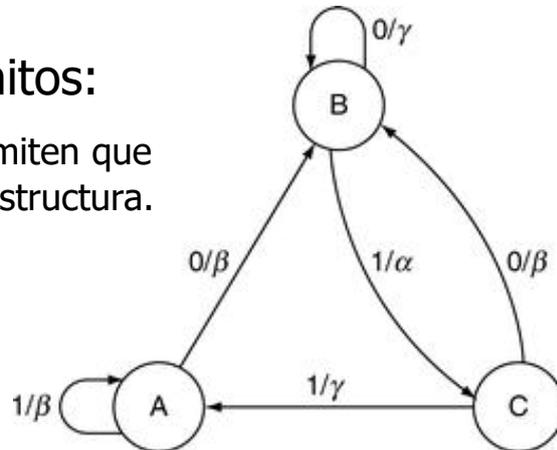
# Programación evolutiva



- La estructura del "programa" que se pretende optimizar se mantiene fija, mientras que se permite que sus parámetros evolucionen.

- Fogel utilizó autómatas finitos:

NOTA: Propuestas posteriores permiten que no se tenga que mantener fija la estructura.



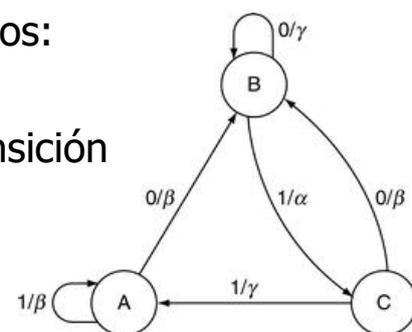
# Programación evolutiva



- La evolución se consigue utilizando operadores de mutación.

En el caso de los autómatas finitos:

- Cambiar un símbolo de salida
- Cambiar el destino de una transición
- Agregar un estado
- Borrar un estado
- Cambiar el estado inicial



- Las mutaciones se realizan de acuerdo con una distribución de probabilidad (p.ej. uniforme).



# Programación evolutiva



- La programación evolutiva modela la evolución a nivel de especies, por lo que no requiere el uso de un operador de recombinación (diferentes especies no se cruzan entre sí).

“Fogel considered the FSM representations to be equivalent to individual phenotypes being evaluated in an environmental context by selection. As such, the actual methods of modification were less important than simply offering phenotypic change over time in the population of solutions.” [Fogel, 1999]



# Programación evolutiva



## Algoritmo básico

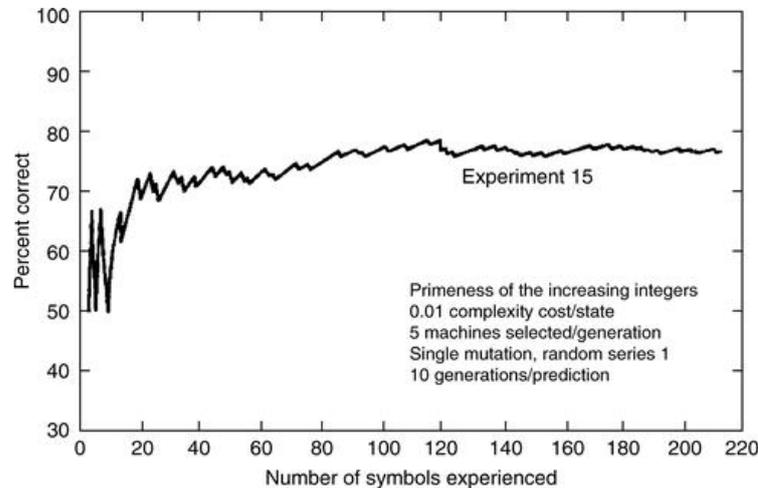
- Inicialización  
(generación aleatoria de una población inicial)
- Variación  
(operadores de mutación)
- Evaluación  
(aptitud [fitness] de cada hijo)
- Selección  
(torneo, normalmente estocástico, para determinar qué soluciones se mantendrán en la población)





## Ejemplo

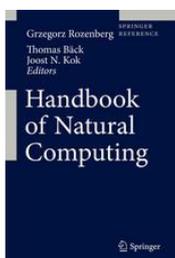
Autómata finito para predecir si un número es primo



Resultado: 0000...0000 :-(



- Iterativamente se generan soluciones cada vez más aptas para su entorno dada una función de fitness.
- El tamaño de la población ( $\mu$ ) varía dependiendo del problema y de la capacidad de cálculo disponible.
- Cada padre da lugar a  $\lambda$  nuevos hijos (ajustando la probabilidad de cada tipo de mutación y el número de mutaciones por hijo se mantiene la diversidad de la población).



Gary B. Fogel: "**Evolutionary Programming**",  
en G. Rozenberg et al. (eds.),  
*Handbook of Natural Computing*, 2012  
DOI 10.1007/978-3-540-92910-9\_23



# Programación evolutiva



## Blondie24

Juego de damas (checkers/draughts)

David B. Fogel

<http://en.wikipedia.org/wiki/Blondie24>



- Un Algoritmo evolutivo ajusta 5046 pesos de la red neuronal que evalúa el valor de un movimiento.
- Distintos programas (con sus redes neuronales) juegan entre sí sin intervención humana ni conocimiento específico del juego.
- Después de 840 generaciones (6 meses), la mejor estrategia se probó con jugadores humanos por Internet: mejor que el 99.61% de jugadores



# Estrategias de evolución



Ingo Rechenberg, Hans-Paul Schwefel y, más tarde, Peter Bienert, desarrollaron las **estrategias de evolución** como un método de ajustes discretos aleatorios inspirado en el mecanismo de mutación que ocurre en la naturaleza.



- Ingo Rechenberg (1971): Evolutionsstrategie - Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution (PhD thesis).
- Hans-Paul Schwefel (1974): Numerische Optimierung von Computer-Modellen (PhD thesis). Reprinted by Birkhäuser Verlag, Basel, 1977

English edition: Numerical Optimization of Computer Models, John Wiley and Sons Ltd., 1980. ISBN 0471099880.



# Estrategias de evolución



Ingo Rechenberg



Wie klein kann man Hubschrauber bauen?

Zur Langen Nacht der Wissenschaften 2008 lässt Professor Ingo Rechenberg, Fachgebiet Bionik und Evolutionstechnik an der Technischen Universität Berlin, eine von ihm entwickelte nur wenige Zentimeter kleine Rotorlibelle fliegen.

Veröffentlichung zur Ankündigung der Langen Nacht der Wissenschaften 2008 frei gegen Urhebernennung: Pressestelle der TUB/Dahl



# Estrategias de evolución



- La versión original (1+1)-EE usaba un solo padre y de él se generaba un solo hijo. Este hijo se mantenía si era mejor que el padre, de lo contrario se eliminaba.
- Selección extintiva: los peores individuos tienen una probabilidad de cero de ser seleccionados.



Günter Rudolph: "**Evolutionary Strategies**",  
en G. Rozenberg et al. (eds.),  
*Handbook of Natural Computing*, 2012  
DOI 10.1007/978-3-540-92910-9\_22



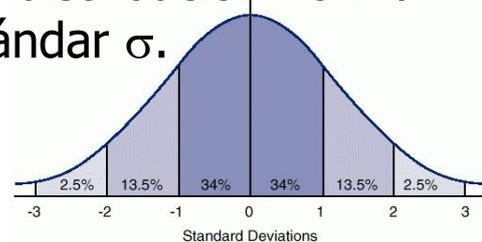
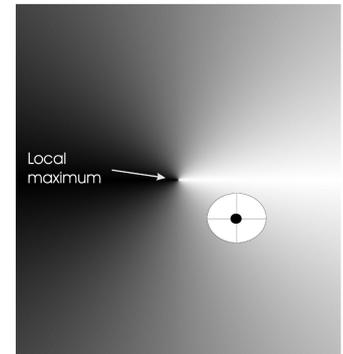


## (1+1)-EE

Un individuo nuevo se genera de acuerdo con la expresión:

$$\vec{x}^{t+1} = \vec{x}^t + N(0, \vec{\sigma})$$

donde  $t$  se refiere a la generación (iteración) y  $N(0, \sigma)$  es un vector de números generado aleatoriamente utilizando una distribución normal con media 0 y desviación estándar  $\sigma$ .



## ( $\mu$ +1)-EE

Ingo Rechenberg, 1973

- Se introduce el concepto de población (de tamaño  $\mu$ ).
- Se genera un solo hijo a partir de uno de los  $\mu$  padres y este nuevo individuo reemplaza al peor padre de la población (selección extintiva).



# Estrategias de evolución



## $(\mu+\lambda)$ -EE & $(\mu,\lambda)$ -EE

Hans-Paul Schwefel, 1975

Se crean múltiples hijos por generación ( $\lambda$ ).

- **$(\mu+\lambda)$ -EE:** Los  $\mu$  mejores individuos del conjunto de padres e hijos sobreviven.
- **$(\mu,\lambda)$ -EE:** Sólo los  $\mu$  mejores hijos sobreviven hasta la siguiente generación.

Presión selectiva recomendada:  $\lambda \approx 7 \mu$



# Estrategias de evolución



## Regla del éxito 1/5

- Regla de ajuste de la desviación estándar durante el proceso evolutivo para converger hacia el óptimo.
- La razón entre mutaciones exitosas y el total de mutaciones debe ser 1/5:
  - Si es mayor, debe incrementarse la desviación estándar.
  - Si es menor, debe decrementarse.





## Regla del éxito 1/5

$$\sigma(t) = \begin{cases} \sigma(t-n)/c, & \text{si } p_s > 1/5 \\ \sigma(t-n) \cdot c, & \text{si } p_s < 1/5 \\ \sigma(t-n), & \text{si } p_s = 1/5 \end{cases}$$

donde  $n$  es el número de dimensiones,  
 $t$  es la generación,  
 $p_s$  es la frecuencia relativa de mutaciones exitosas (sobre intervalos de  $10n$  individuos)  
 $c = 0.817$

- $\sigma(t)$  se ajusta cada  $n$  mutaciones.



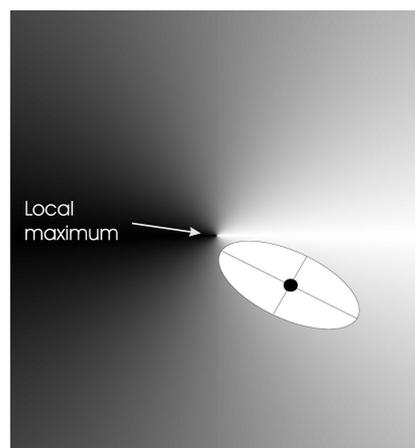
## Autoadaptación [self-adaptation]

No se ajustan sólo los parámetros del problema,  
sino también los de la propia técnica:

$$\sigma'(i) = \sigma(i) \times \exp(\tau' \cdot N(0, 1) + \tau \cdot N_i(0, 1));$$

$$x'(i) = x(i) + N(0, \sigma'(i))$$

e.g. **CMA-ES**  
Covariance  
Matrix  
Adaptation



# Estrategias de evolución



## Recombinación

Las estrategias evolutivas simulan la evolución a nivel de individuos, por lo que la recombinación es posible.

Los operadores de recombinación pueden ser:

- Locales: Sexuales (sobre 2 padres elegidos al azar).
- Globales: Panmíticos (se elige un padre al azar, que se mantiene fijo mientras se elige un segundo padre para cada componente de su vector).

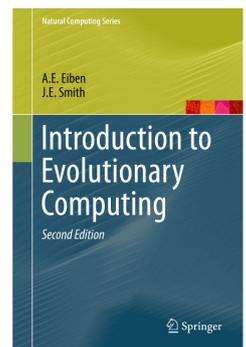


# Estrategias de evolución



Condiciones necesarias para la autoadaptación:

- Diferentes estrategias:  $\mu > 1$
- Superávit de descendientes:  $\lambda > \mu$
- Presión selectiva fuerte.  
Heurística:  $\lambda/\mu = 7$ , e.g. (15,100)
- Selección ( $\mu, \lambda$ ) para garantizar la extinción de individuos mal adaptados.
- Recombinación de los parámetros de la estrategia.





## Características esenciales

- Inicialización  
(generación aleatoria de una población inicial)
- Variación  
(operadores de mutación y recombinación)
- Evaluación  
(aptitud [fitness] de cada individuo)
- Selección  
(selección determinística)

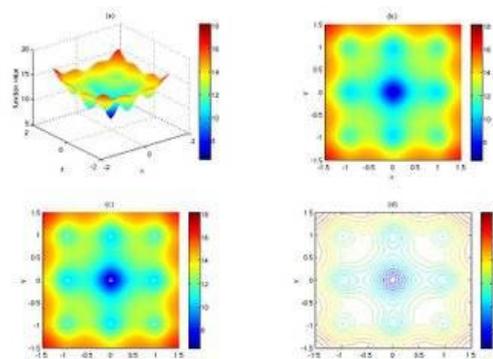
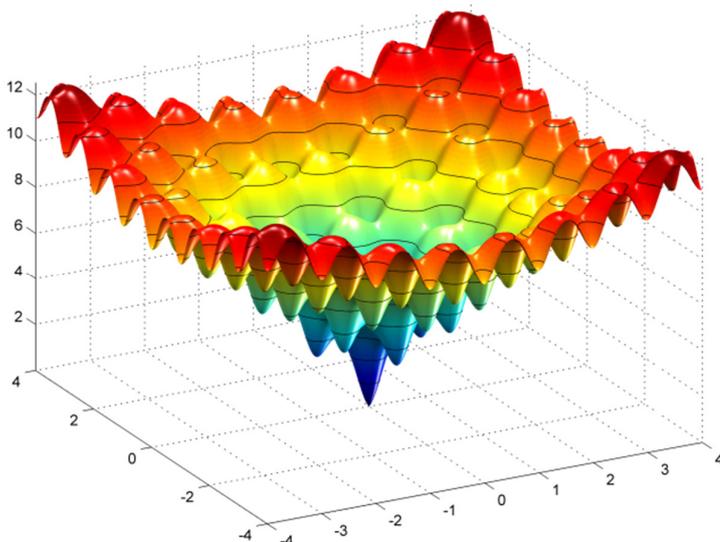
vs. selección estocástica  
(programación evolutiva  
& algoritmos genéticos)



## Ejemplo

Ackley function [Bäck et al '93]

$$f(x) = -20 \cdot \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$$





## Demo: Cuadrado mágico

© M. Herdy, TU Berlin



Application

Algoritmo evolutivo:

- Asignación inicial aleatoria.
- Creación de N “mutantes” a partir del individuo actual.
- Selección del mutante con menor error.

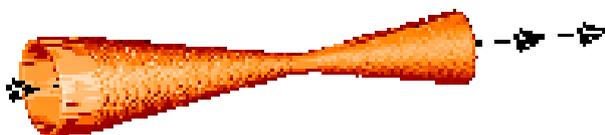
Parámetros:

- Step1 (mutación pequeña, lento, encuentra el óptimo)
- Step10 (mutación grande, rápido, falla al saltar por encima del óptimo)
- MStep (autoadaptación)  
(mutación ajustada online, rápido, encuentra el óptimo).

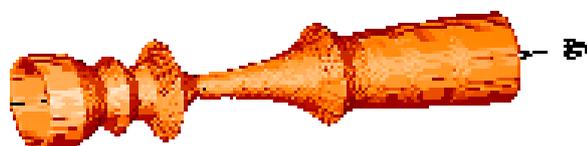
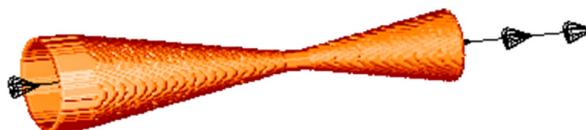


## Ejemplo

Optimización de un “jet nozzle”



Initial shape



Final shape



# Programación genética



Aunque los primeros intentos por hacer evolucionar programas se remontan a los 1950s y 1960s, hasta los 1980 no se obtuvieron resultados satisfactorios.

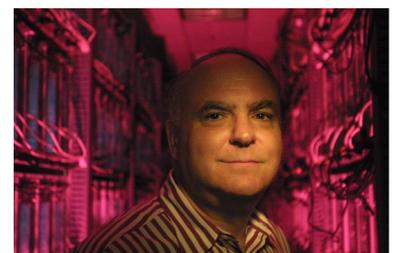
- J.F. Hicklin (1986) y C. Fujiki (1986) usaron expresiones-S en LISP para representar programas cuyo objetivo era resolver problemas de teoría de juegos.
- Michael Lynn Cramer (1985) y, posteriormente, John R. Koza (1989) propusieron (de forma independiente) el uso de una representación en árbol sobre la que se implementó un operador de cruce que permitía intercambiar subárboles entre los diferentes programas de una población generada al azar.



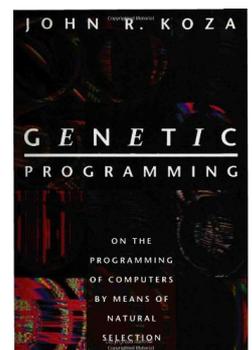
# Programación genética



La propuesta de Koza fue la que se acabó imponiendo y, más tarde, se denominó Programación Genética.



- J.R. Koza (1972): **On Inducing a Non-Trivial, Parsimonious Grammar for a Given Sample of Sentences.** PhD Thesis. University of Michigan.



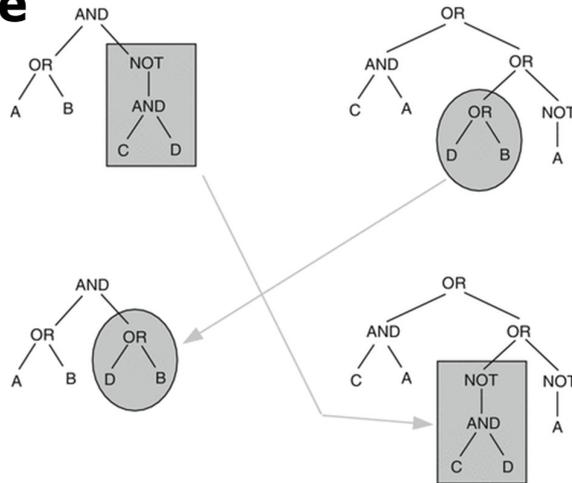
- J.R. Koza (1992): **Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection,** MIT Press. ISBN 0-262-11170-5



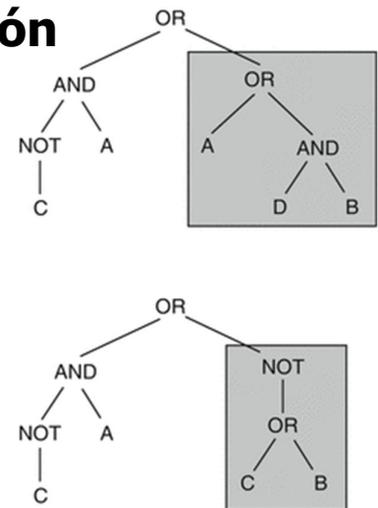
# Programación genética



## Cruce



## Mutación



Leonardo Vanneschi, Riccardo Poli: **“Genetic Programming — Introduction, Applications, Theory and Open Issues”**, en G. Rozenberg et al. (eds.), *Handbook of Natural Computing*, 2012 DOI 10.1007/978-3-540-92910-9\_24



# Algoritmos evolutivos



## Comparación de las técnicas evolutivas

	Programación evolutiva	Estrategias de evolución	Algoritmos genéticos	Programación genética
Representación	FSM → Real	Real	Binaria++	Árbol
Selección	Estocástica	Determinística	Estocástica	
Variación	Mutación	Mutación & recombinación	Recombinación (cruce) & mutación	
Auto-adaptación	-	Desviaciones	No	





Como técnicas heurísticas, los algoritmos evolutivos se utilizan para solucionar problemas complejos con un coste computacional razonable, si bien no garantizan la optimalidad de las soluciones encontradas.

En muchas ocasiones, ni siquiera se puede determinar cómo de cerca del óptimo se encuentra la solución particular obtenida por medio de técnicas heurísticas.



- Las técnicas evolutivas usan poblaciones de soluciones potenciales en vez de un solo individuo, lo cual las hace menos sensibles a quedar atrapadas en óptimos locales.
- Las técnicas evolutivas no necesitan disponer de conocimiento específico sobre el problema que intentan resolver (aunque puede ayudar).





- Las técnicas evolutivas usan operadores probabilísticos, mientras las técnicas tradicionales utilizan operadores determinísticos.
- Aunque las técnicas evolutivas sean estocásticas, el hecho de que usen operadores probabilísticos no significa que operen de manera análoga a una simple búsqueda aleatoria: la función de aptitud o fitness ayuda a guiar el proceso de búsqueda.



## **Dónde utilizar técnicas evolutivas**

- Problemas que no pueden resolverse de forma exacta en tiempo polinómico (clase NP).
- Aplicaciones en las cuales ni siquiera podemos establecer si existe una solución eficiente.

## **Dónde no utilizar técnicas evolutivas**

- Problemas que se pueden resolver utilizando técnicas clásicas (p.ej. simplex para problemas de optimización lineal, programación dinámica...)





## Las técnicas específicas para un problema

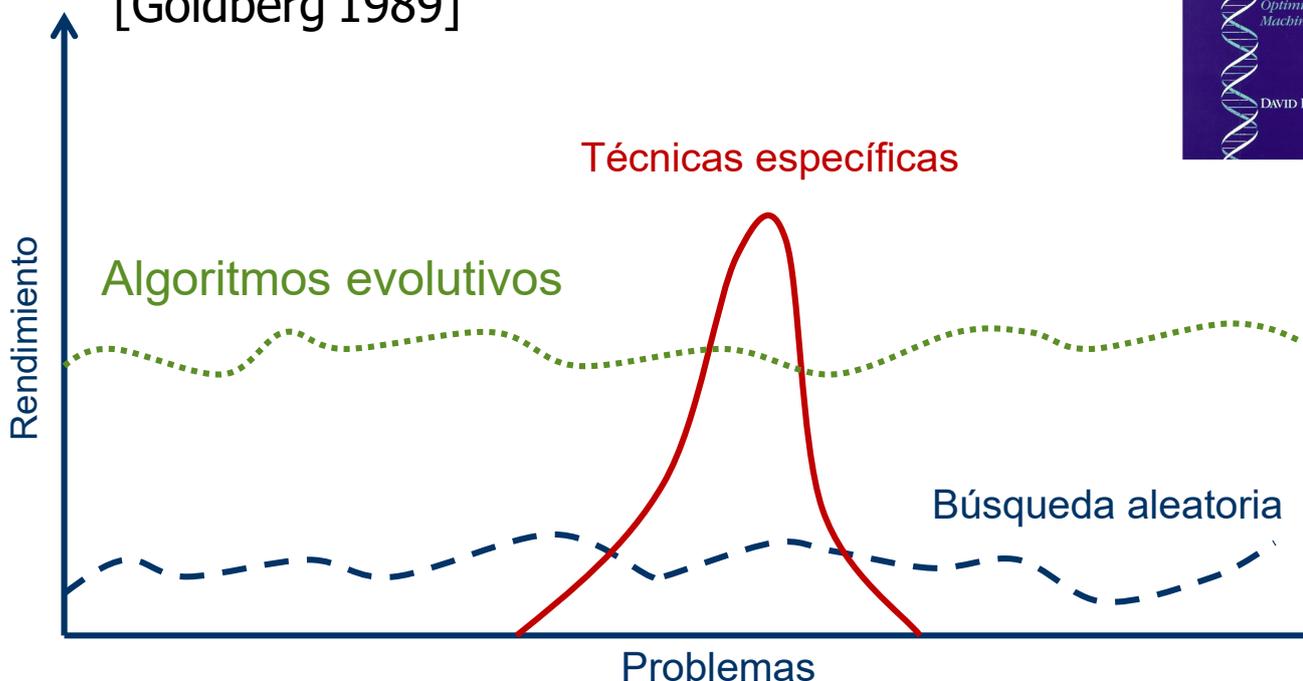
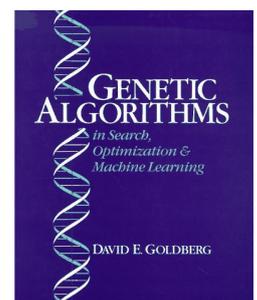
- Suelen funcionar mejor que los algoritmos genéricos de búsqueda en la mayoría de los casos.
- Pueden tener una utilidad limitada (p.ej. eficiencia).
- No siempre funcionan bien para todos los casos..

## Los algoritmos evolutivos suelen ser robustos

- Rendimiento aceptablemente bueno.
- Para un amplio abanico de problemas y casos.



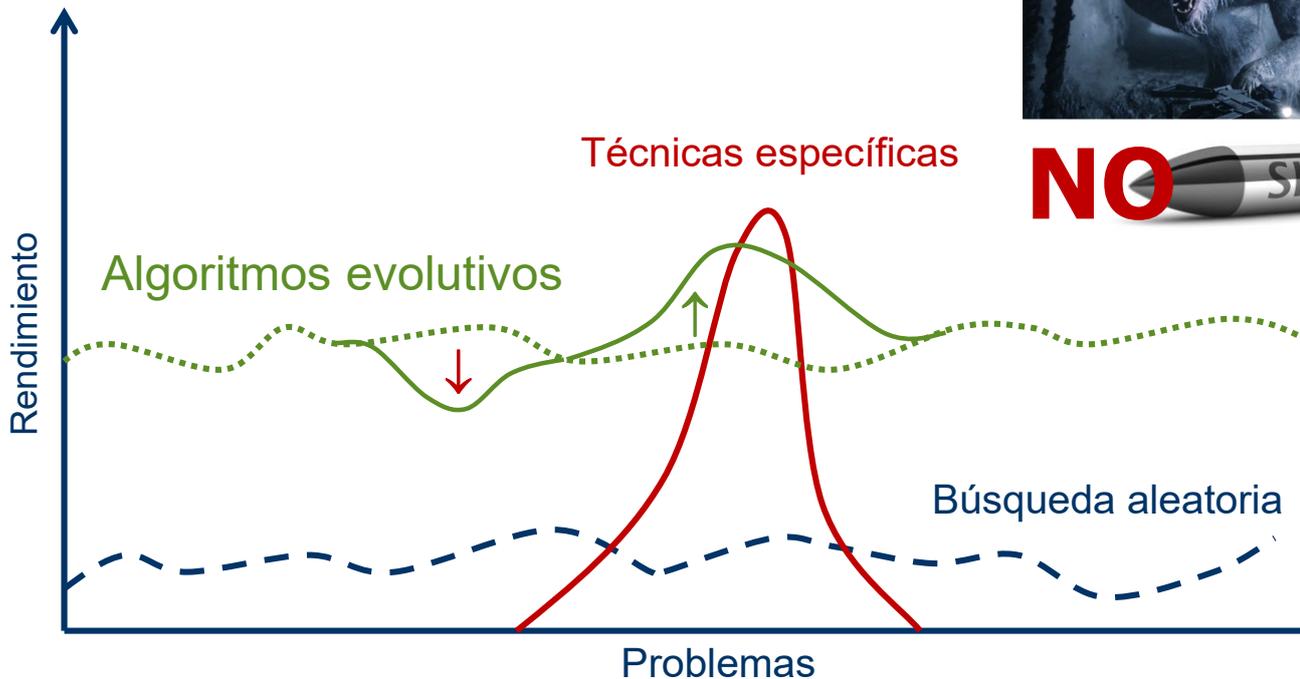
## Los algoritmos evolutivos como técnica de resolución de problemas [Goldberg'1989]



# Aplicaciones



Incorporación de conocimiento sobre el problema concreto...

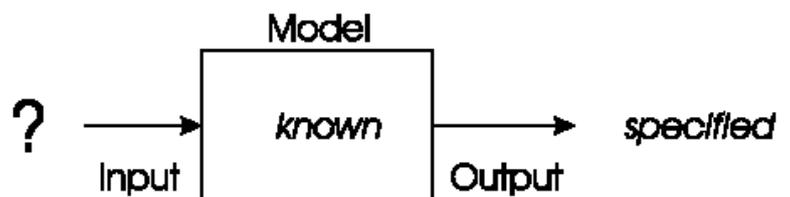


# Aplicaciones



## Problemas tipo

Optimización



Tenemos un modelo de nuestro sistema y buscamos entradas que nos permitan satisfacer un objetivo previamente establecido.

## EJEMPLOS

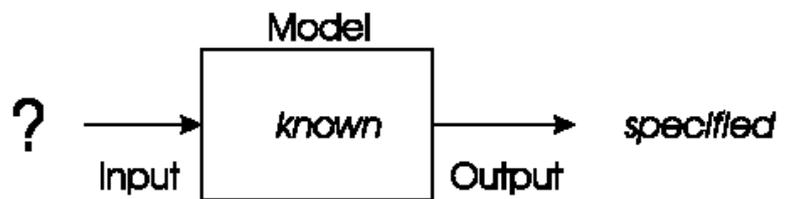
- Asignación de turnos y horarios en universidades, hospitales, call centers...
- Diseño sujeto a una serie de especificaciones y restricciones.



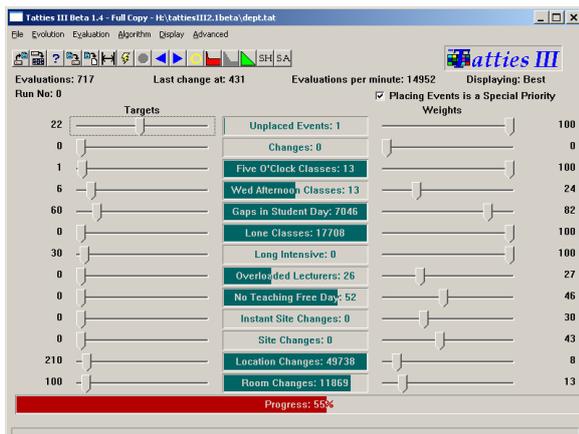


## Problemas tipo

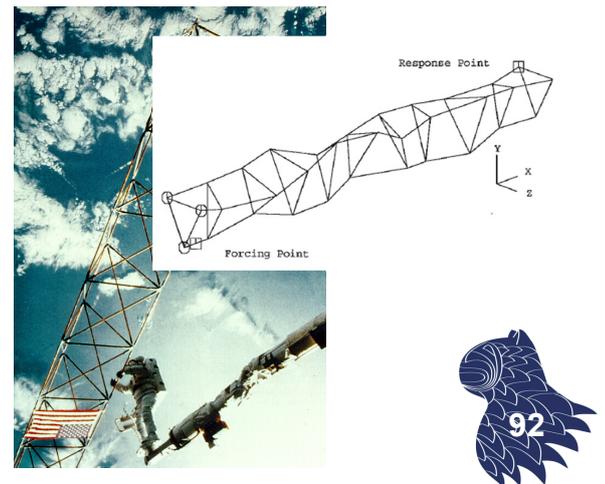
Optimización



Diseño de horarios

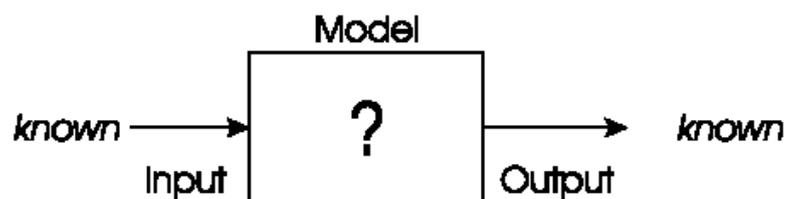


Diseño de estructuras



## Problemas tipo

Modelado



Tenemos un conjunto de entradas junto con sus correspondientes salidas, a partir del cual queremos construir un modelo que proporcione la salida correcta para cada entrada.

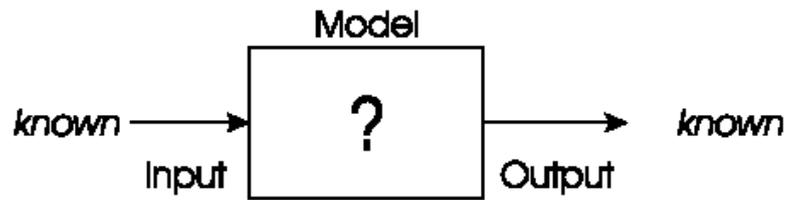
**“Evolutionary Machine Learning”**





## Problemas tipo

Modelado



EJEMPLOS

- Predicción de cotizaciones en bolsa
- Modelos de concesión de créditos
- Sistemas de reconocimiento de voz



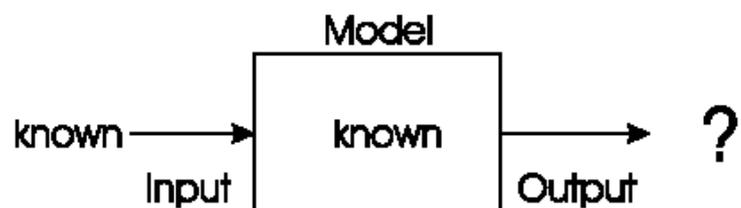
## NOTA

Un problema de modelado puede transformarse en un problema de optimización.



## Problemas tipo

Simulación



Tenemos un modelo conocido y deseamos conocer cuáles serán las salidas que se obtendrán bajo distintas condiciones (diferentes entradas).

**“Artificial Life”**  
**Modelos basados en agentes (ABM)**  
**Predicción meteorológica**  
**Simulación de escenarios “what-if”**

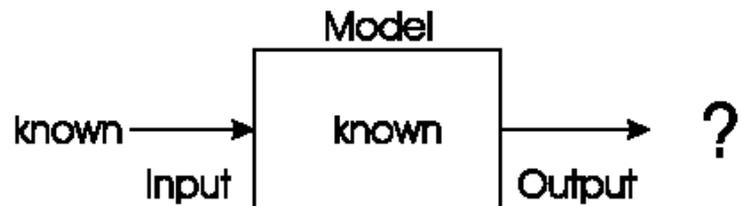


# Aplicaciones



## Problemas tipo

Simulación

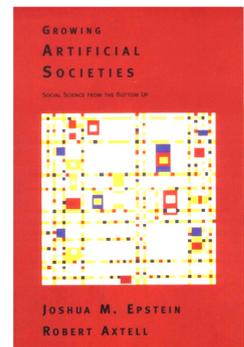


EJEMPLOS

- Simulación para calibrar modelos.
- Optimización de estrategias y políticas.

## Interpretaciones biológicas "in silico"

- La prevención del incesto evita que la evolución degenerare (algo que ya se sabía).
- La reproducción con múltiples padres (más de 2) permite una evolución más eficiente (algo que no se da en la Naturaleza, "in vivo")



# Aplicaciones



## Ventajas de las técnicas evolutivas

- Simplicidad (fáciles de implementar): prueba y error.
- Generalidad (aplicables en muchos ámbitos, no requieren demasiado esfuerzo para adaptarlos a problemas específicos).
- Potencial para incorporar conocimiento sobre el dominio del problema que se pretende resolver y para hibridarse con otras técnicas de optimización.
- Paralelizables.





## Críticas a las técnicas evolutivas

- Criticadas en sus orígenes (1960s) por los investigadores de la IA simbólica: Se creía que una simple búsqueda aleatoria podía superarlas.
- La programación automática fue considerada una "moda pasajera" en IA: el enfoque evolutivo fue visto como "un intento más" por lograr lo imposible.
- Muchos creen que un AG funciona igual que una técnica de ascensión de colinas que comienza desde varios puntos (se ha demostrado que no es cierto).
- Algunos especialistas de IA clásica las consideran "mal fundamentadas" e "inestables".

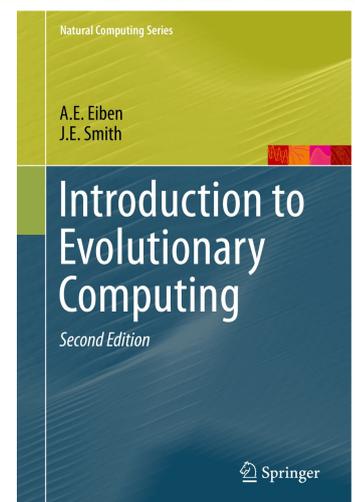


## Bibliografía



### Lecturas recomendadas

- A.E. Eiben & J.E. Smith:  
**Introduction to Evolutionary Computing**  
Springer, 2<sup>nd</sup> edition, 2015  
ISBN 3662448734  
<http://www.evolutionarycomputation.org/>

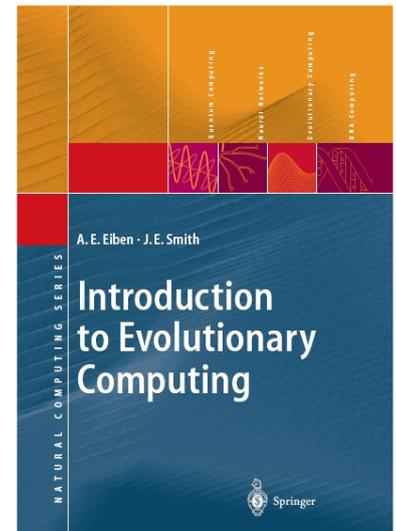


# Bibliografía



## Lecturas recomendadas

- A.E. Eiben & J.E. Smith:  
**Introduction to Evolutionary Computing**  
Springer, 2<sup>nd</sup> printing, 2007  
ISBN 3540401849  
<http://www.cs.vu.nl/~gusz/ecbook/ecbook.html>



[Capítulos 1 & 2: Introduction & Evolutionary Algorithms]

### Lecturas opcionales

[Capítulo 4: Evolution strategies]

[Capítulo 5: Evolutionary programming]



# Bibliografía



## Bibliografía en castellano

- Carlos Artemio Coello Coello:  
**Introducción a la Computación Evolutiva.**  
CINVESTAV-IPN, 2014.  
<http://delta.cs.cinvestav.mx/~ccoello/compevol/apuntes.pdf>

[Capítulo 1: Conceptos básicos]

[Capítulo 2: Un vistazo histórico a la computación evolutiva]

[Capítulo 3: Principales paradigmas]

[Capítulo 16: Técnicas evolutivas alternativas]

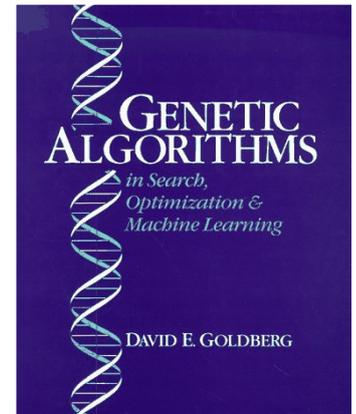
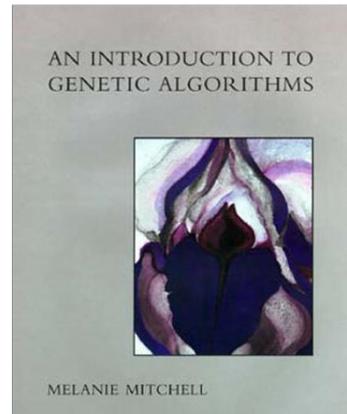


# Bibliografía



## Bibliografía complementaria

- Melanie Mitchell:  
**An Introduction to Genetic Algorithms**  
MIT Press, 1996.  
ISBN 0262133164



- David E. Goldberg:  
**Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning.**  
Addison-Wesley, 1989.  
ISBN 0201157675

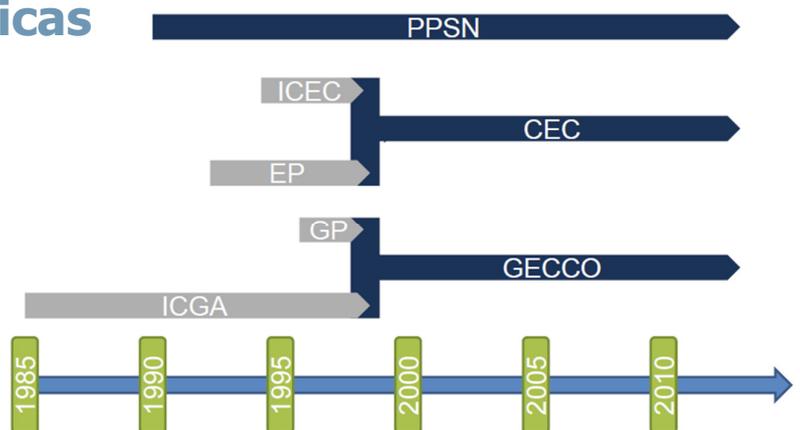


# Bibliografía



## Publicaciones científicas

### Congresos



- GECCO, 1999-  
[Genetic and Evolutionary Computing Conference]
- CEC, 1999-  
[IEEE Congress on Evolutionary Computation]
- PPSN (congreso europeo bienal), 1990-  
[Parallel Problem Solving from Nature]





## Publicaciones científicas

### Revistas

- Evolutionary Computation
- IEEE Transactions on Evolutionary Computation
- Swarm and Evolutionary Computation
- Evolutionary Intelligence
- Memetic Computing
- Natural Computing
- Artificial Life
- Genetic Programming and Evolvable Machines
- ...

