



**DECSAI**

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

Universidad de Granada



# Experimentación con AE

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

## Experimentación con AE



### Experimentación con algoritmos evolutivos

- Normas básicas
- Conjuntos de datos
- Medidas de evaluación
- Metodología recomendada

### Hiperparámetros de los algoritmos evolutivos

- Ajuste de hiperparámetros (offline)
- Control de hiperparámetros (online)



# Experimentación con AE



## Reglas básicas

- Al ser algoritmos estocásticos, no basta una sola ejecución: batería de experimentos con medidas estadísticas (media, desviación) y tests estadísticos (t de Student, ANOVA...).
- Al comparar algoritmos, hay que ser cuidadosos en el diseño de experimentos (medidas de evaluación adecuadas, mismos recursos computacionales para todas las alternativas, pruebas con diferentes límites para evitar efectos liebre/tortuga...)



# Experimentación con AE



## Conjuntos de datos usados en los experimentos

- **Benchmarks:** 5 funciones de DeJong, 25 funciones CEC'2005, UCI Machine Learning Repository... (limitaciones en cuanto a la generalidad de los resultados obtenidos, no necesariamente realistas).
- **Conjuntos de datos reales** (resultados relevantes desde el punto de vista de la aplicación, pero limitados: demasiado específicos, múltiples factores, difícil replicación...)



# Experimentación con AE



## Conjuntos de datos usados en los experimentos

- **Generadores de problemas:** Datos sintéticos ajustables para distintos parámetros del problema (permiten comparaciones sistemáticas, aunque pueden no ser realistas [omitir aspectos cruciales en realidad] o incluir sesgos no deseados).



# Experimentación con AE

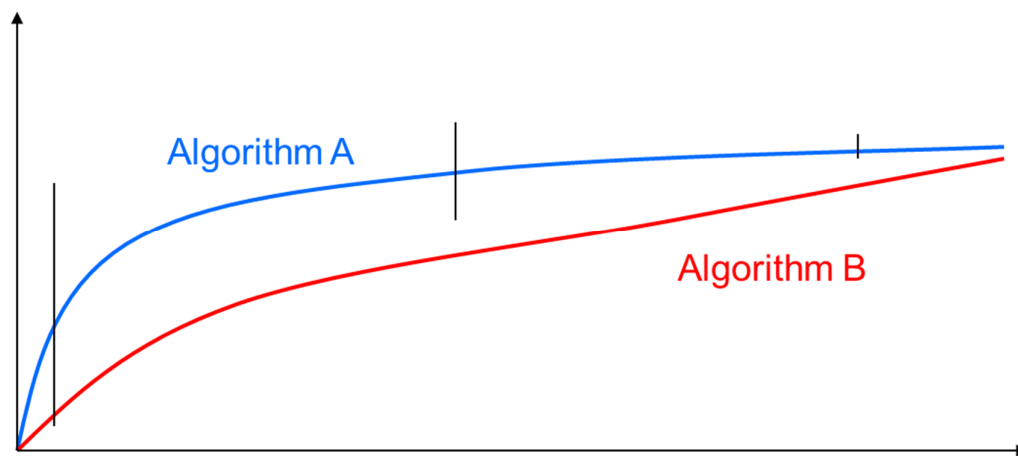


## Medidas de evaluación del rendimiento

- **Eficiencia** (velocidad): Tiempo de CPU, número de candidatos evaluados [AES: Average #Evaluations to Solution]...
- **Eficacia** (calidad): Tasa de éxito [SR: Success Rate], media del mejor fitness [MBF: Mean Best Fitness]
- **Medidas online:** distribución del genotipo en la población, distribución del fitness, evolución de distintas métricas de evaluación ...



# Experimentación con AE



¿Qué algoritmo es mejor?



# Experimentación con AE



## Metodología recomendada

- Diseñar un algoritmo para resolver un problema X.
- Identificar algoritmos existentes para el problema X.
- Evaluar por qué mi algoritmo puede ser mejor.
- Utilizar un generador de instancias del problema en el que se pueda variar el tamaño del problema ( $n$ ) y su "complejidad" ( $k$ ).
- Para distintos valores de  $n$  y  $k$ , realizar múltiples ejecuciones de todos los algoritmos, evaluadas usando SR, AES y MBF (media y varianza).
- Evaluar estadísticamente los resultados obtenidos.





## Metodología recomendada

### Beneficios

- “Performance landscape”:  
Cómo varía el rendimiento en función del tamaño del problema (escalabilidad) y su complejidad.
- Identificación de los nichos para los que cada algoritmo puede ser mejor: combinaciones (n,k).
- Análisis las características de cada nicho (¿por qué se obtienen esos resultados?).



## Hiperparámetros



Los distintos hiperparámetros de los algoritmos evolutivos se pueden establecer:

- Antes de la ejecución (off-line)  
→ Técnicas de **ajuste** de hiperparámetros
- Durante su ejecución (on-line)  
→ Técnicas de **control** de hiperparámetros  
p.ej. Parámetros adaptativos & autoadaptación



# Ajuste de hiperparámetros



## [Parameter tuning]

- Costoso computacionalmente.
- Distintos parámetros pueden interactuar.
- Estrategia habitual: prueba y error (de forma más elegante: generación y prueba).



# Ajuste de hiperparámetros



## Métodos existentes

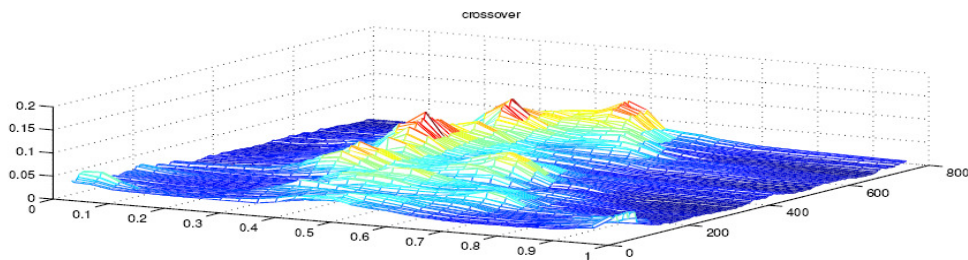
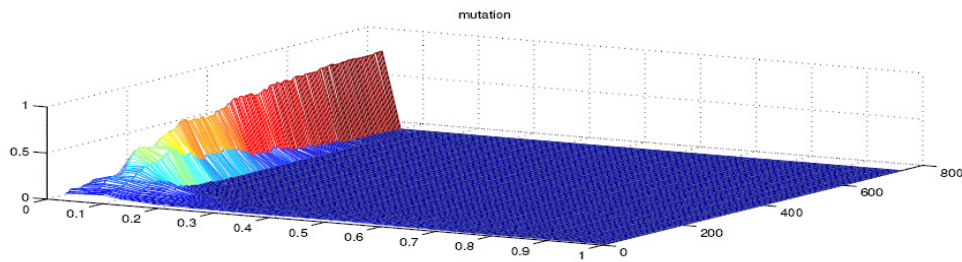
- Grids: Latin Squares, Taguchi's Orthogonal Arrays...
- Meta-AE (meta-algoritmos evolutivos)
- ParamILS [JAIR'2009]
- Racing [AIR'1997], p.ej. F-Race
- SPO [Sequential Parameter Optimization, WEMAA'2005]
- REVAC [GECCO'2006]
- Bonesa [PhD'2012]
- ...



# Ajuste de hiperparámetros



## EVOLUTION OF DISTRIBUTIONS FOR SCHAFFER'S $f_6$



REVAC



# Ajuste de hiperparámetros



Tuned by	G-CMA-ES			SaDE		
	avg	stdev	CEC $\Delta$	avg	stdev	CEC $\Delta$
<b>G-CMA-ES</b>	0.77	0.2	20 %	0.73	0.25	49 %
<b>REVAC++</b>	0.85	0.24	12 %	0.67	0.22	53 %
<b>SPOT</b>	0.76	0.19	22 %	0.73	0.20	49 %
CEC-2005	0.97	0.32	-	1.43	0.25	-

### Ranking at CEC 2005

1. CMA-ES
2. SaDE

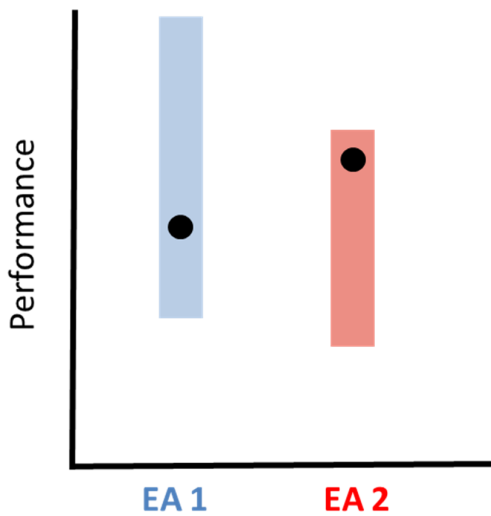
### Ranking after tuning

1. SaDE
2. CMA-ES

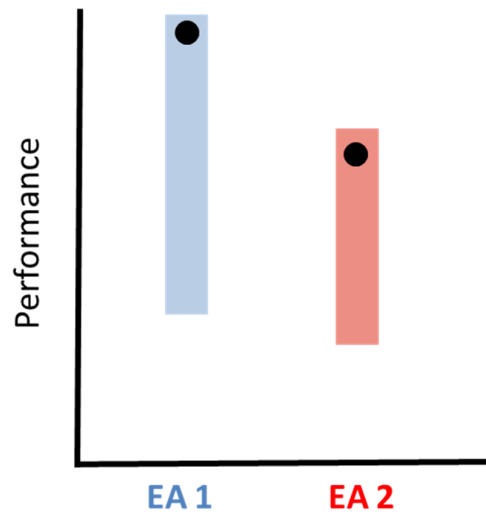
La importancia de ajustar bien los parámetros...



# Ajuste de hiperparámetros



Antes del ajuste  
(diferencias accidentales)



Después del ajuste  
(parámetros óptimos)



# Control de hiperparámetros



## Estrategias

- **Plan predeterminado** de variación.  
p.ej. Enfriamiento simulado
- **Parámetros adaptativos** (heurísticas para ajustarlos en función de la evolución de la ejecución del algoritmo).  
p.ej. Regla 1/5 de Rechenberg
- **Técnicas autoadaptativas** (los parámetros se codifican en los cromosomas de los individuos).  
p.ej. CMA-ES





# Control de hiperparámetros



	$\sigma(t) = 1-0.9*t/T$	$\sigma' = \sigma/c,$ if $r > 1/5 \dots$	$(x_{1r}, \dots, x_{nr}, \sigma)$	$(x_{1r}, \dots, x_{nr}, \sigma_{1r}, \dots, \sigma_{nr})$	$W(t) = (C*t)^a$	$W' = \beta*W,$ if $b_i \in F$	$(x_{1r}, \dots, x_{nr}, W)$
What	Step size	Step size	Step size	Step size	Penalty weight	Penalty weight	Penalty weight
How	Deterministic	Adaptive	Self-adaptive	Self-adaptive	Deterministic	Adaptive	Self-adaptive
Evidence	Time	Successful mutations rate	(Fitness)	(Fitness)	Time	Constraint satisfaction history	(Fitness)
Scope	Population	Population	Individual	Gene	Population	Population	Individual



# Control de parámetros



- El control dinámico de los parámetros del algoritmo ofrece la posibilidad de usar valores adecuados de cada parámetro en distintas etapas de búsqueda.

p.ej. Mutación más elevada al principio (exploración), más limitada a final (explotación)

- El control adaptativo y autoadaptativo “libera” esfuerzo del ajuste de hiperparámetros: el autoadaptativo delega en el propio proceso evolutivo, que se encarga tanto de buscar una solución como de calibrarse automáticamente.

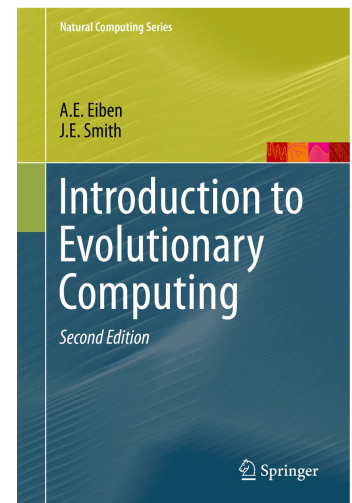


# Bibliografía



## 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/>



## Part II: Methodological Issues

- Parameters & Parameter Tuning
- Parameter Control
- Working with Evolutionary Algorithms

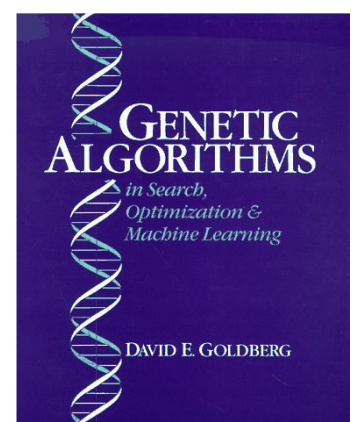
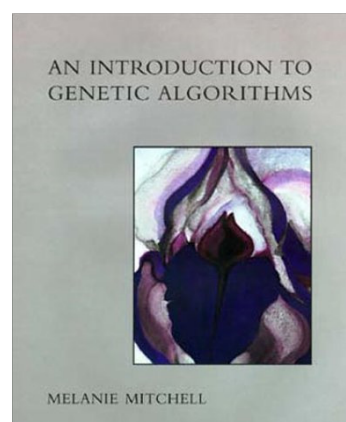


# Bibliografía



## 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 complementaria

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

