



UNIVERSIDAD CARLOS III

ALGORITMOS GENÉTICOS Y EVOLUTIVOS

Práctica 2
**Calibración de motores automática
mediante estrategias evolutivas**

Alba Reinders Sánchez
100383444@alumnos.uc3m.es

20 de noviembre de 2020

Índice

1. Introducción	2
2. Configuración de las estrategias evolutivas	3
2.1. EE - $(1 + 1)$	3
2.2. EE - Múltiples	3
2.2.1. EE - $(\mu + \lambda)$	4
2.2.2. EE - (μ, λ)	4
2.3. Condición de parada	4
3. Experimentos y análisis de resultados	5
3.1. EE - $(1 + 1)$	5
3.2. EE - Múltiples	5
3.2.1. EXPERIMENTOS - 4 motores	7
3.2.2. EXPERIMENTOS - 10 motores	10
3.3. Comparativa de los mejores experimentos	12
3.3.1. Con 4 motores	12
3.3.2. Con 10 motores	12
3.4. Mejor resultado obtenido	13
3.4.1. Con 4 motores	13
3.4.2. Con 10 motores	14
4. Conclusiones y problemas encontrados	15

1. Introducción

El problema a resolver es la **calibración de los motores de un brazo robot** que tiene como objetivo realizar soldaduras de alta precisión. Inicialmente el brazo tiene sólo 4 motores, pero el fin es que se use uno con 10 motores.

El brazo robot tiene un laser y una cámara, además del objetivo de referencia. El proceso que lleva a cabo es, partiendo de un punto fijo, realizar los movimientos programados y cuando acaba, aún con el laser activo, la cámara devuelve una media del error cometido.

Para llevar a cabo esta tarea, se configuran una serie de **estrategias evolutivas** para probar cuál de ellas consigue calibrar de forma automática y con la mayor precisión posible un brazo robot.

Las estrategias evolutivas modeladas son:

- **EE - (1 + 1)**
- **EE - Múltiples**
 - **EE - (μ, λ)**
 - **EE - $(\mu + \lambda)$**

El documento consiste en una breve explicación de la configuración de cada estrategia, seguido de los experimentos que se han realizado y el análisis de los resultados obtenidos, y para finalizar una serie de conclusiones y problemas encontrados.

2. Configuración de las estrategias evolutivas

En estrategias evolutivas los individuos están formados por dos vectores de números reales, el *vector de codificación* codifica una posible solución, en este caso cada elemento representa el ángulo de movimiento de los rotores (motores) del brazo robot en orden. Se encuentran en el rango de -180° a 180° .

Por otro lado, el *vector de varianzas* indica lo alejada que se encuentra la solución codificada de la óptima.

El tamaño de ambos vectores es el mismo y depende del número de motores, para la experimentación se proporciona un simulador que permite tener **4 motores** y otro que permite tener **10 motores**.

Con el objetivo de minimizar la función de *fitness* para conseguir que el error sea lo más cercano a 0, a continuación se muestran las distintas estrategias planteadas y sus parámetros.

2.1. EE - (1 + 1)

El primer acercamiento que se realiza es usando el método de escalada puro, en él la población la compone un único individuo que irá cambiando con el paso de las generaciones.

La **mutación** del individuo de la población genera un nuevo individuo, aumentando momentaneamente el tamaño de la población a 2. El proceso se realiza de manera distinta en cada vector. En el de codificación se produce mediante una distribución *Gaussiana* y en el de varianzas siguiendo la regla del $1/5$.

En cada generación la **evolución** de la población se produce cuando se evalúa al individuo nuevo y se selecciona el mejor entre los dos, es decir, el que tiene menor *fitness*.

2.2. EE - Múltiples

El otro acercamiento que se lleva a cabo es usando estrategias que utilizan poblaciones con más de un individuo. En ellas se distinguen las siguientes etapas:

La **selección** de los padres se realiza por torneos, después el **cruzamiento** genera un único descendiente donde su vector de codificación está formado por la media de los valores de sus progenitores en posiciones análogas y el de varianzas por el cruce posicional de las de los padres.

Tras ello, el descendiente **muta**, el vector de codificación lo hace de la misma forma que en la estrategia evolutiva anterior, mientras que para el vector de varianzas se van decrementando poco a poco siguiendo un esquema *Gaussiano*.

Este ciclo se repite tantas veces como número de descendientes se quiera generar. Una vez que se tienen los descendientes, se establece cómo se van a insertar en la población y cómo se van a eliminar los sobrantes de ésta.

Se llevan a cabo dos posibles políticas de inserción y reemplazo: por **inclusión** $(\mu + \lambda)$ y por **inserción** (μ, λ) .

2.2.1. EE - $(\mu + \lambda)$

El reemplazo por **inclusión** consiste en unir la población (tamaño μ) con los descendientes (tamaño λ) y seleccionar los μ mejores, los que tienen menor *fitness*.

2.2.2. EE - (μ, λ)

El reemplazo por **inserción** se puede dividir en dos situaciones: si se generan el mismo número o más de descendientes (tamaño λ) que población (tamaño μ) se crea una nueva población con λ individuos y se elige a los μ mejores. Mientras que si se generan menos descendientes se insertan todos y se eliminan los λ peores de entre la población.

2.3. Condición de parada

El parámetro que queda por detallar es la condición de parada, en un primer momento se utiliza el **número de ciclos**.

Aunque en estrategias múltiples se le añade además la posibilidad de parar si un individuo alcanza el valor **0** en su evaluación.

3. Experimentos y análisis de resultados

3.1. EE - (1 + 1)

Los experimentos realizados con esta estrategia carecen de parámetros modificables, el único que se podría cambiar es el número de ciclos para la condición de parada.

Sin embargo, se decide fijarlo a un máximo de **500 ciclos** porque se ha observado que a partir de los 200 ciclos, en la mayoría de casos, la mejora era mínima.

Al ser un método de escalada siempre mejora porque favorece la explotación a la exploración. Esto puede hacer que se quede en mínimos locales.

Se llevan a cabo un total de **2 experimentos**, cada uno de ellos se realiza **5** veces. El primero es con 4 motores y el segundo con 10, de estos experimentos se obtienen los siguientes resultados:

Motores	RESULTADOS		
	Media de evaluación de los mejores individuos	Número de evaluaciones del mejor individuo	Evaluación del mejor individuo
4	25,868784	501	9,9495805
10	51,936328	472	13,929391

Tal y como se ve en la tabla, la media de evaluaciones de los mejores individuos de cada experimento no llega a 0 en ninguno de los dos casos. La evaluación del mejor individuo es *9,9495805*, que es todavía muy lejana a 0, por lo que se va a intentar mejorar con las otras estrategias.

Por tanto, se puede concluir que la estrategia (1+1) no es de gran utilidad en este caso, ya que los valores de evaluación que alcanzan sus individuos son muy altos para la precisión que se requiere a la hora de resolver este problema.

3.2. EE - Múltiples

En estrategias múltiples se crean **6 experimentos** para 4 motores y **5 experimentos** para 10 motores, y a partir de su configuración original se crean otros subexperimentos que varíen sólo uno o alguno de sus parámetros de forma que se consigan mejores resultados.

Cada uno de ellos se realiza **5** veces, y los parámetros que se modifican son los siguientes: política de reemplazo, tamaño población, número de progenitorea, número de descendientes y esquema *Gaussiano* para la mutación de las varianzas.

Respecto al esquema *Gaussiano* para la mutación de las varianzas, las dos posibles fórmulas que se implementan son:

$$\sigma'_i = \sigma_i * e^{\mathcal{N}_0(\tau)} \quad \sigma'_i = \sigma_i * e^{\mathcal{N}_0(\tau)} * e^{\mathcal{N}_0(\tau_0)}$$

donde: $\tau = \frac{1}{\sqrt{2\sqrt{n}}}$ $\tau_0 = \frac{1}{\sqrt{2n}}$; $n = \text{número de genes}$

La primera es la que se ha renombrado como la 'Normal' y la segunda como 'Escala', ya que esta última escala el vector introduciendo un nuevo parámetro τ_0 .

En cuanto al número de ciclos para la condición de parada, al igual que en la estrategia evolutiva anterior, se fija en **500 ciclos**, aunque en este caso sí que se produce tanto explotación como exploración.

Por este motivo se añade una condición más: si la evaluación de un individuo alcanza un valor de **0**, entonces se para el número de ciclos y se termina el experimento.

A continuación, se muestran los experimentos con su configuración y resultados:

		CONFIGURACIÓN					RESULTADOS		
		Política de reemplazo	Tamaño población	Número progenitores	Número descendientes	Esquema Gaussiano (mutación varianzas)	Media de evaluación de los mejores individuos	Número de evaluaciones del mejor individuo	Evaluación del mejor individuo
EXPERIMENTOS - 4 motores	Ex. 1	$(\mu + \lambda)$	50	2	25	Normal	0,408850	8575	0,0
	a		50	2	50	Normal	0,747059	12500	0,0
	b		50	2	75	Normal	0,198992	13250	0,0
	Ex. 2		50	2	75	Escala	0,994959	13475	0,0
	Ex. 3		100	2	100	Normal	0,0	18700	0,0
	a		100	2	150	Normal	0,397984	24700	0,0
	Ex. 4		100	3	100	Normal	0,596975	21200	0,0
	a		100	4	100	Normal	0,198992	20100	0,0
	Ex. 5	(μ, λ)	100	2	50	Normal	0,596975	32500	0,0
	a		100	2	100	Normal	0,198992	10200	0,0
EXPERIMENTOS - 10 motores	b		100	3	100	Normal	0,397984	9800	0,0
	c		100	4	100	Normal	0,397984	9300	0,0
	Ex.6		100	2	100	Escala	1,193951	8800	0,0
	Ex. 1	(μ, λ)	100	2	100	Normal	3,979833	19700	0,994959
	a		100	2	150	Normal	2,984876	22600	1,989918
	Ex. 2		100	2	100	Escala	2,785885	17800	1,989918
	Ex. 3		100	3	100	Normal	1,193951	18900	0,0
	a		100	4	100	Normal	1,392943	17600	0,994959
	b		100	5	100	Normal	1,790926	17800	0,0
	Ex. 4	$(\mu + \lambda)$	100	3	100	Normal	13,311900	44200	1,989918
	a		100	3	100	Escala	11,385956	49900	1,989918
	Ex. 5		100	4	100	Escala	13,046640	46800	1,989918
	a		100	3	150	Escala	2,0031762	40000	0,0

Los resultados obtenidos para cada experimento son:

- La media de evaluación de los mejores individuos: como cada experimento se ejecuta 5 veces, se hace la media de las evaluaciones del mejor individuo de cada vez.
- El número de evaluaciones de media del mejor individuo.
- La evaluación del mejor individuo.

Tanto para los experimentos con 4 motores como para los de 10, los experimentos se dividen en dos grandes bloques según la política de reemplazo que utilizan.

3.2.1. EXPERIMENTOS - 4 motores

Hay un total de **13** experimentos, contando los subexperimentos, repartidos según la política de reemplazo en:

- Inclusión: ex. 1, 1-a, 1-b, 2, 3, 3-a, 4, 4-a
- Inserción: ex. 5, 5-a, 5-b, 5-c, 6

		CONFIGURACIÓN					RESULTADOS		
		Política de reemplazo	Tamaño población	Número progenitores	Número descendientes	Esquema Gaussiano (mutación varianzas)	Media de evaluación de los mejores individuos	Número de evaluaciones del mejor individuo	Evaluación del mejor individuo
EXPERIMENTOS - 4 motores	Ex. 1	$(\mu + \lambda)$	50	2	25	Normal	0,408850	8575	0,0
	a		50	2	50	Normal	0,747059	12500	0,0
	b		50	2	75	Normal	0,198992	13250	0,0
	Ex. 2		50	2	75	Escala	0,994959	13475	0,0
	Ex. 3		100	2	100	Normal	0,0	18700	0,0
	a		100	2	150	Normal	0,397984	24700	0,0
	Ex. 4		100	3	100	Normal	0,596975	21200	0,0
	a		100	4	100	Normal	0,198992	20100	0,0
	Ex. 5	(μ, λ)	100	2	50	Normal	0,596975	32500	0,0
	a		100	2	100	Normal	0,198992	10200	0,0
	b		100	3	100	Normal	0,397984	9800	0,0
	c		100	4	100	Normal	0,397984	9300	0,0
	Ex.6		100	2	100	Escala	1,193951	8800	0,0

Se puede ver en la tabla de resultados anterior como **todas las evaluaciones de los mejores individuos llegan a 0**. Sin embargo, la media de evaluaciones de los mejores individuos dentro de cada experimento no alcanza 0 siempre.

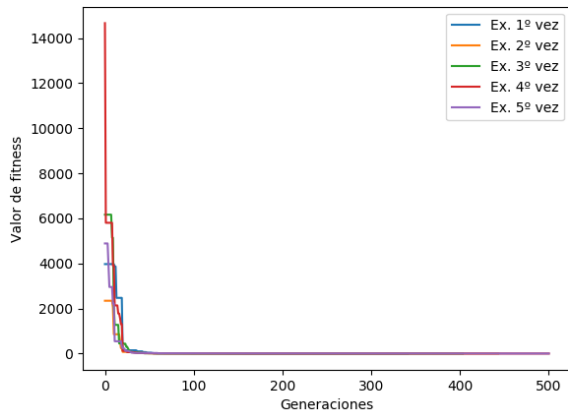
A continuación, se va a analizar brevemente cada uno de estos resultados.

Experimentos 1 y 2

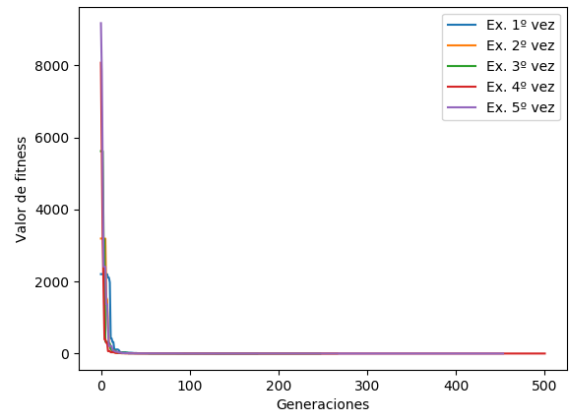
El experimento 1 es el base, se parte de una población relativamente pequeña (50) y el número de descendientes es menor al tamaño de la población (25). El número de progenitores para el cruzamiento es 2 y para mutar las varianzas se usa la fórmula 'Normal'.

Sus dos subexperimentos consisten en aumentar el número de descendientes a 50 y 75, con ello aumenta el número de evaluaciones de media del mejor individuo, ya que se generan más descendientes. La media de evaluación de los mejores individuos mejora en el caso de 75 descendientes.

Esto se puede ver en las siguientes gráficas, donde el valor de evaluación decrece más rápido en el experimento 1.b.

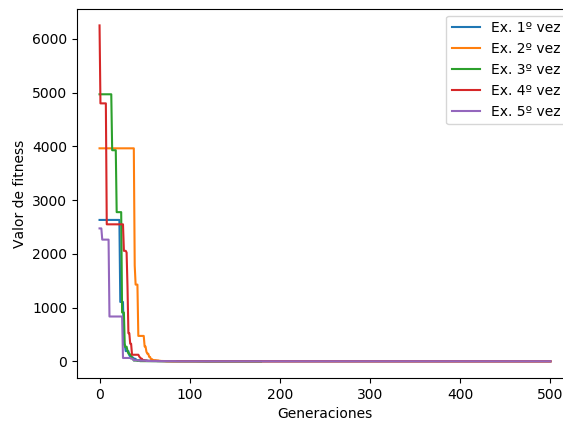


Ex. 1



Ex. 1_b

Por este motivo, para el experimento 2, se deja este número de descendientes (75) pero se utiliza la fórmula 'Escala' en la mutación de las varianzas para probar otra configuración.



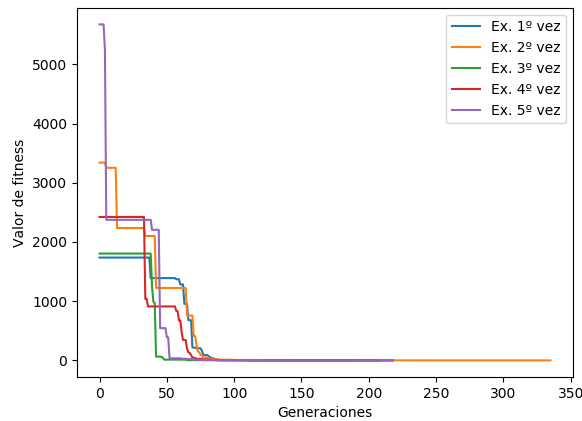
Ex. 2

Como se puede ver en la gráfica, el descenso del valor de evaluación en el experimento 2 es mucho más escalonado que en el 1_b, esto tiene sentido ya que al escalar los valores de las varianzas, la exploración se hace más lenta.

Experimentos 3 y 4

En el caso del experimento 3 se prueba a aumentar la población y el número de descendientes a 100. Con este aumento se consigue que tanto la media de evaluación de los mejores individuos como la evaluación del mejor sean 0.

Por ello, el eje X (gráfica del experimento 3) solo llega a 350 generaciones y no alcanza las 500, ya que se llega a 0 antes y la ejecución para por la condición de parada extra.



Ex. 3

Nota: como la gráfica termina en menos ciclos parece más ancha de lo que realmente es.

Tras los buenos resultados de este experimento se intenta obtener uno mejor aumentando el número de descendientes, ya que previamente había sido útil. Sin embargo, esto no sucede.

Después se intenta dar otro enfoque variando el número de progenitores a 3 y 4 en los experimentos 4 y 4_a respectivamente, pero no produce mejoras significativas.

Experimentos 5 y 6

Una vez se ha experimentado con la política de inclusión, se prueba con estos dos experimentos la política de inserción.

Con el experimento 5 y sus 3 subexperimentos se trata de probar las mejores configuraciones de la política anterior. Sin embargo, ningún experimento alcanza una media de evaluaciones de los mejores individuos igual a 0.

Por último, el experimento 6 prueba que la fórmula de 'Escala' tampoco es eficaz en la inserción, siendo este experimento el peor de todos en cuanto a media de evaluación de los mejores individuos.

3.2.2. EXPERIMENTOS - 10 motores

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos con 4 motores, se procede a experimentar con 10. Se llevan a cabo **10** experimentos, contando los subexperimentos, repartidos según la política de reemplazo en:

- Inserción: ex. 1, 1-a, 2, 3, 3-a, 3-b
- Inclusión: ex. 4, 4-a, 5, 5-a

		CONFIGURACIÓN					RESULTADOS		
		Política de reemplazo	Tamaño población	Número progenitores	Número descendientes	Esquema Gaussiano (mutación varianzas)	Media de evaluación de los mejores individuos	Número de evaluaciones del mejor individuo	Evaluación del mejor individuo
EXPERIMENTOS - 10 motores	Ex. 1	(μ, λ)	100	2	100	Normal	3,979833	19700	0,994959
	a		100	2	150	Normal	2,984876	22600	1,989918
	Ex. 2		100	2	100	Escala	2,785885	17800	1,989918
	Ex. 3		100	3	100	Normal	1,193951	18900	0,0
	a		100	4	100	Normal	1,392943	17600	0,994959
	b		100	5	100	Normal	1,790926	17800	0,0
	Ex. 4	$(\mu + \lambda)$	100	3	100	Normal	13,311900	44200	1,989918
	a		100	3	100	Escala	11,385956	49900	1,989918
	Ex. 5		100	4	100	Escala	13,046640	46800	1,989918
	a		100	3	150	Escala	2,0031762	40000	0,0

En la tabla de resultados anterior se observa como en solo **3 experimentos las evaluaciones de los mejores individuos llegan a 0**, el resto tan solo se acercan. Y la media de evaluaciones de los mejores individuos dentro de cada experimento nunca alcanza 0.

A continuación, se va a analizar brevemente cada uno de estos resultados.

Experimentos 1 y 2

Esta vez se decide empezar por experimentos que utilizan la política de inserción. El experimento 1 tiene la misma configuración que el mejor experimento para 4 motores, pero en este caso no consigue llegar a 0, se queda en *0,994959*.

Después se intenta probar con un mayor número de descendientes en el 1.a, pero esto solo hace que empeore la evaluación del mejor individuo a *1,989918*.

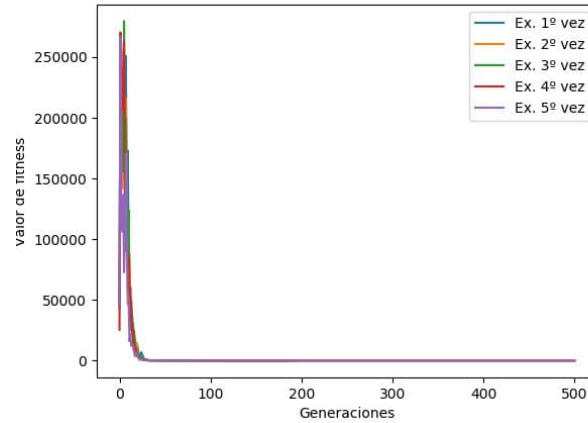
Como estos experimentos no alcanzan un valor de evaluación igual a 0, se decide comprobar con el experimento 2 la mutación de varianzas con la fórmula 'Escala', pero manteniendo el resto de parámetros como en el experimento 1.

El resultado del mejor individuo es igual que el del experimento 1.a, por lo que se sospecha que se pueda haber llegado a un mismo mínimo local.

Experimento 3

Se basa en la configuración del experimento 1, pero se aumenta el número de progenitores a 3. Con este experimento se consigue alcanzar una evaluación de 0 y un número de evaluaciones razonable (18900).

Además, como se puede ver en su gráfica, la mayoría de veces el descenso del valor de evaluación es prácticamente vertical en las primeras generaciones, por lo que alcanza valores muy bajos enseguida.



Ex. 3

Debido a los buenos resultados obtenidos se prueba a hacer dos subexperimentos variando únicamente el número de progenitores. Con 4 progenitores las evaluaciones no llegan a 0, pero con 5 (ex. 3.b), tal y como se ve en la tabla de resultados, sí llega y su número de evaluaciones es menor (17800).

Experimento 4

Dado que ya se ha conseguido llegar a un valor de evaluación de 0 en dos experimentos con la política de inserción, se decide cambiar a la política de inclusión. Esto se hace para intentar, no solo alcanzar también un valor de 0, sino para conseguir que la media de evaluación de los mejores individuos sea 0 siempre.

Con esta idea en mente, se crea el experimento 4. Este tiene la misma configuración que el 3, pero los resultados que obtiene no son muy buenos. La evaluación del mejor individuo es $1,989918$, igual a la de los experimentos 1.a y 2, esto hace que la sospecha que se tenía del estancamiento en un mínimo local cobre fuerza.

Al subexperimento 4.a le sucede exactamente lo mismo. En este la única modificación a 'Escala' de la fórmula de mutación de las varianzas.

Experimento 5

Este experimento trata de mejorar los resultados anteriores estableciendo el número de progenitores a 4, pero la mejor evaluación vuelve a ser la que se intuye que es un mínimo local. Por último, se realiza el experimento 5.a, en él la configuración es igual a la del 4, salvo por el número de descendientes, que se aumenta a 150.

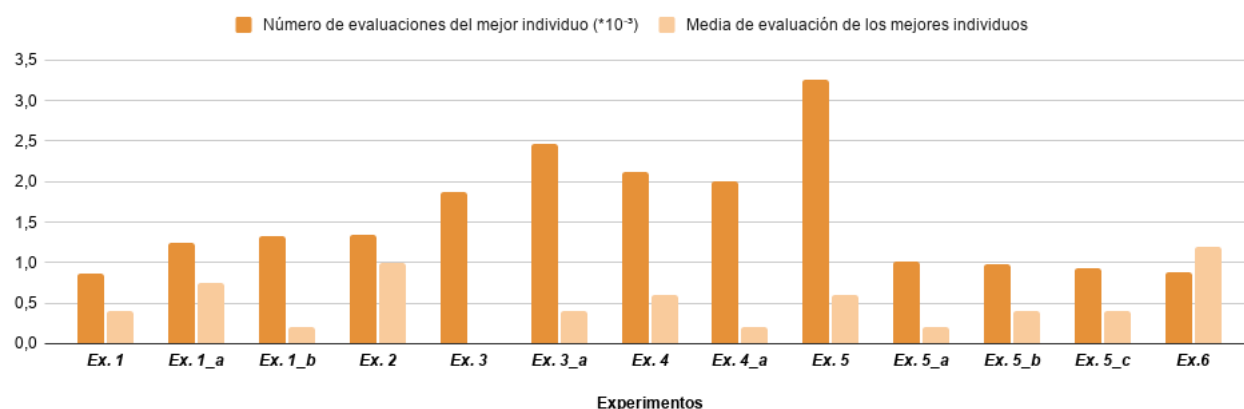
3.3. Comparativa de los mejores experimentos

A partir de esta visión general por todos los experimentos planteados se van a comparar los mejores resultados obtenidos para 4 y 10 motores por separado, ya que no tiene sentido compararlos entre sí.

3.3.1. Con 4 motores

Como se ha visto que para todos los experimentos se alcanzaba el valor de evaluación 0, se van a comparar todos ellos según sus otros dos resultados:

Número de evaluaciones de media del mejor individuo vs. Media de evaluación de los mejores individuos



Para poder mostrar en una sola gráfica estos otros dos resultados: la media de evaluación de los mejores individuos y el número de evaluaciones de media del mejor individuo. Se tiene que truncar este último multiplicando por 10^{-3} su valor.

El resultado más relevante es el de la media de evaluación de los mejores individuos, pues el que menor valor tenga será el mejor.

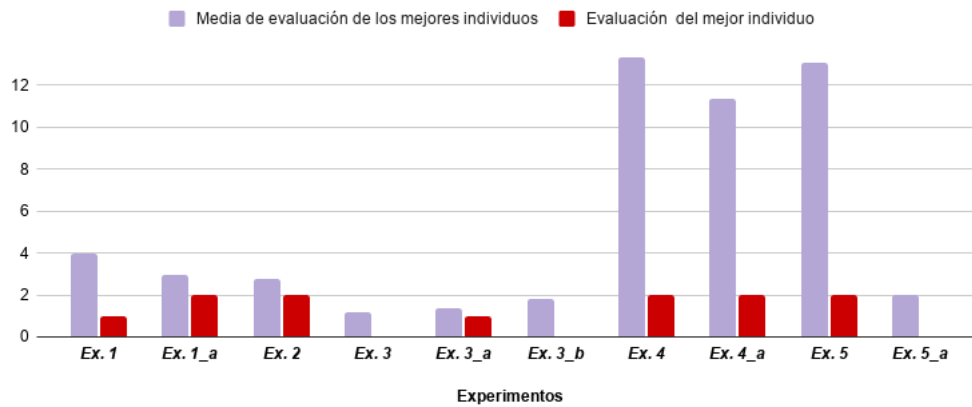
Tal y como se ve en la gráfica, el que obtiene menor valor es, como ya se sabía, el experimento 3, seguido de los experimentos 1_b, 4_a y 5_a.

Cabe destacar que respecto al número de evaluaciones, de estos cuatro experimentos mencionados, el que realiza menos es el experimento 5_a y no el 3, aunque la diferencia tampoco es mucha.

3.3.2. Con 10 motores

Para comparar estos experimentos, como no todos alcanzaban el valor de evaluación 0, se van a comparar todos ellos según este resultado y el de la media de evaluación de los mejores individuos:

Media de evaluación de los mejores individuos vs. Evaluación del mejor individuo



Como se puede observar en la gráfica, los experimentos que obtienen menor valor de evaluación, tal y como se había visto antes, son los experimentos 3, 3_b y 5_a.

En cuanto a la media de evaluación de estos tres experimentos, el que tiene un valor más pequeño es el experimento 3.

Cabe destacar que los experimentos 4, 4_a y 5 son los que peor resultados dan, estos eran los que parecía que se quedaban en el mismo mínimo local, al igual que los experimentos 1_a y 2.

Sin embargo, estos dos últimos tienen resultados mucho mejores. La diferencia principal es la política de reemplazo que usan, estos dos últimos utilizan inserción y los tres peores experimentos inclusión.

3.4. Mejor resultado obtenido

Tras el análisis, se concluye con que las mejores configuraciones de los parámetros son:

3.4.1. Con 4 motores

	Política reemplazo	Tamaño pob.	Num. progen.	Num. descen.	Mut. varianzas
Ex. 3	$(\mu + \lambda)$	100	2	100	Normal

- Media de evaluación de los mejores individuos: 0,0
- Número de evaluaciones: 18700
- Evaluación: 0,0
- Vector de codificación: 10.123456790024372, 5.987653999482742, 3.6666659985528818, 1.7654321014250762

Por tanto, para resolver el problema con 4 motores, esta es la mejor configuración que se ha encontrado en relación no solo a la evaluación del mejor individuo, pues todos los experimentos llegaban a un valor de evaluación de 0, sino porque es la única en la que todos los individuos han alcanzado este valor también.

3.4.2. Con 10 motores

	Política reemplazo	Tamaño pob.	Num. progen.	Num. descen.	Mut. varianzas
Ex. 3	(μ, λ)	100	3	100	Normal

- Media de evaluación de los mejores individuos: 1,193951
- Número de evaluaciones: 18900
- Evaluación: 0,0
- Vector de codificación: 3.223456793726084, 3.4876539949183956, 1.3246630021282595, 1.7654320992840704, 0.4324434309287563, 9.411698287063086e-10, 0.34320000054580174, 0.9345434987292287, 0.23452999931696403, 3.938240001545738

En el caso de utilizar 10 motores, esta es la mejor configuración que se ha encontrado. La evaluación del mejor individuo es 0 y la media de evaluación de los mejores individuos no llega a 0, pero es el experimento que ha conseguido el menor valor.

4. Conclusiones y problemas encontrados

El principal problema que se encontró durante la realización de la práctica fue un fallo en la programación que, al no generar ningún error que interrumpiera la ejecución, hizo que fuera muy difícil de detectar. Lo que provocó que se tuviera que repetir toda la experimentación que se había realizado hasta el momento que se detectó. Esto ocurrió cuando hubo una serie de resultados que no tenían mucho sentido y se repasó todo el código.

En cuanto a la realización de la práctica, se puede decir que su programación no es complicada si se hace de forma estructurada. Además, el haberlo hecho así facilitó encontrar el error ya mencionado.

Esta práctica ha sido muy útil para comprender mejor las estrategias evolutivas. Así como para resolver de primera mano un problema real que requiere de este tipo de técnicas.

De las tres estrategias utilizada se pueden sacar las siguientes conclusiones:

- EE - $(1 + 1)$: es una estrategia que favorece la explotación sobre la exploración al ser un método de escalada puro. Los resultados no son consistentes por la aleatoriedad que presenta. Además, al solo tener un individuo es fácil que se quede en mínimos locales.
- EE - (μ, λ) : para el caso de menor número de descendientes se ha podido ver que es como el elitismo con tamaño fijo y por tanto favorece a los mejores individuos. Mientras que en el caso de tener un tamaño de descendientes mayor o igual que la población original hace que haya más exploración.
- EE - $(\mu + \lambda)$: este caso se asemeja al uso de elitismo con un tamaño variable porque se mantienen siempre los mejores independientemente de si son nuevos o no.

Cada una de estas estrategias, como se ha podido ver en la práctica, es más efectiva frente a unos problemas que otros. Por ello, es necesario llevar a cabo una amplia experimentación.