

**CENTRO UNIVERSITARIO DE
CIENCIAS EXACTAS E INGENIERÍAS
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS
COMPUTACIONALES**



**Seminario de solución de problemas de
Inteligencia Artificial**

**Actividad 4:
Estrategias Evolutivas**

**Brandon Hernandez Ledezma
215515031**

Objetivo

En esta actividad se pretende resolver los ejercicios propuestos para cada uno de los temas vistos en clase los cuales son Estrategias Evolutivas (1 + 1)-ES, (μ + 1)-ES y (μ + λ)-ES:

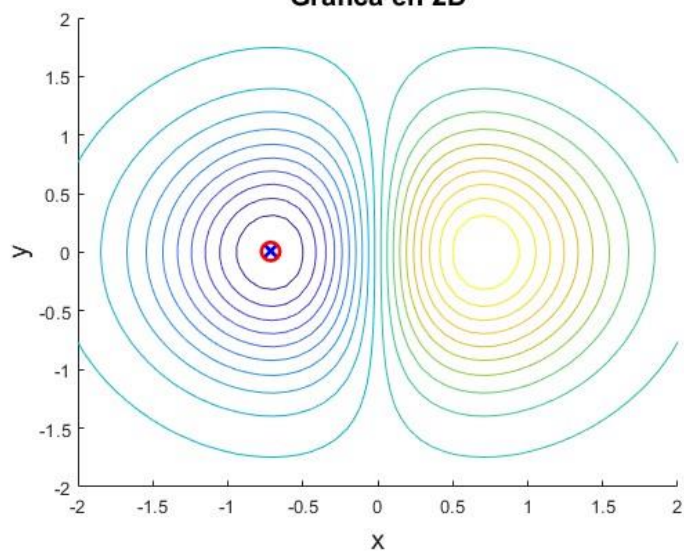
Resultados

(1 + 1)-ES:

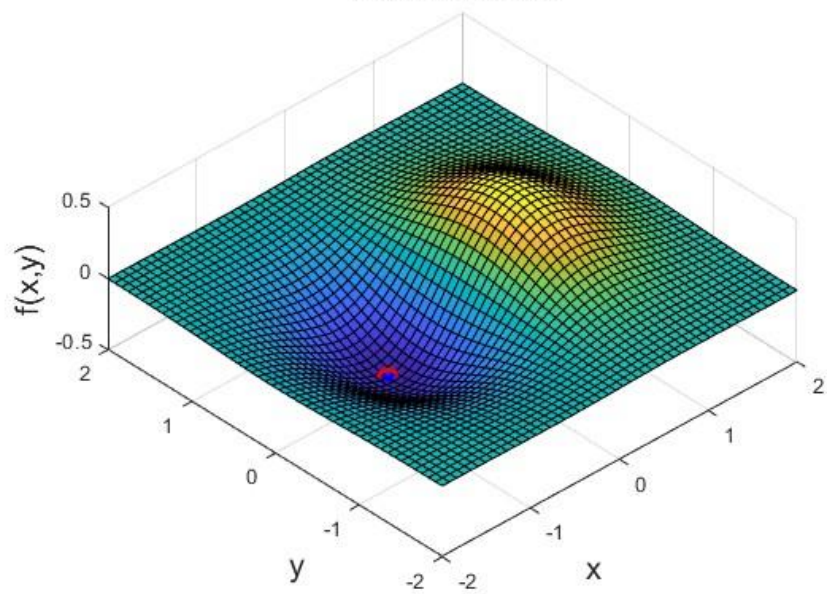
Primera función:

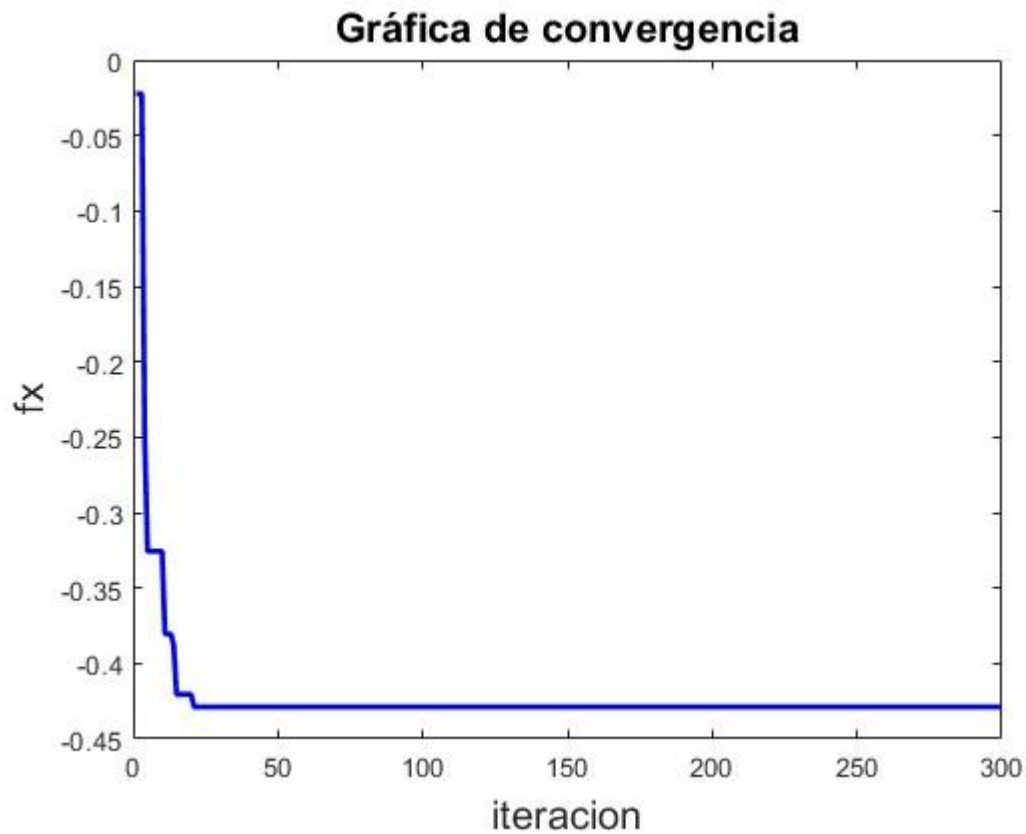
$$f(x, y) = x e^{-x^2 - y^2}, \quad x, y \in [-2, 2]$$

Gráfica en 2D



Gráfica en 3D





Minimo Global:

Command Window

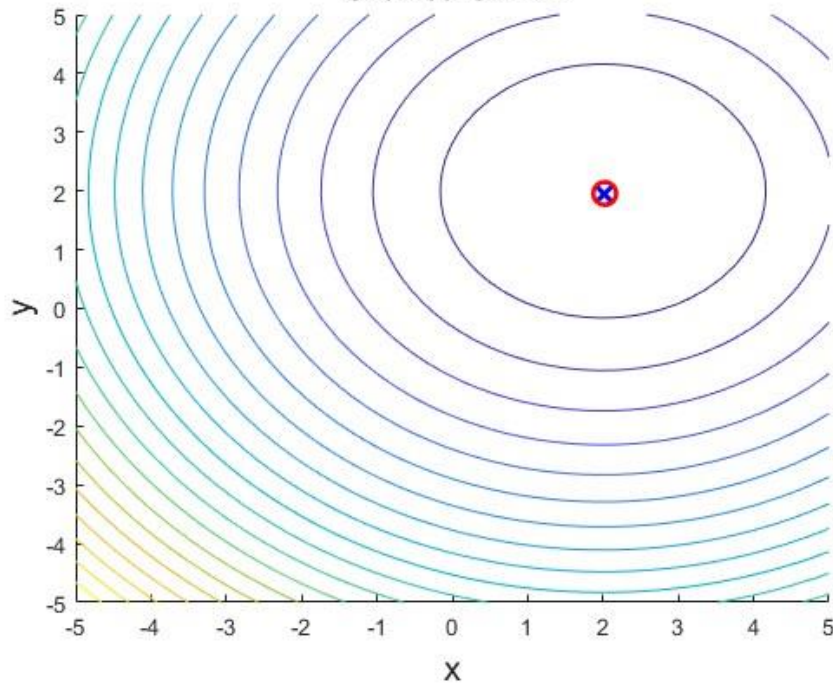
Minimo global en $x=-0.7147$, $y=0.0074462$, $f(x,y)=-0.42881$

fx >>

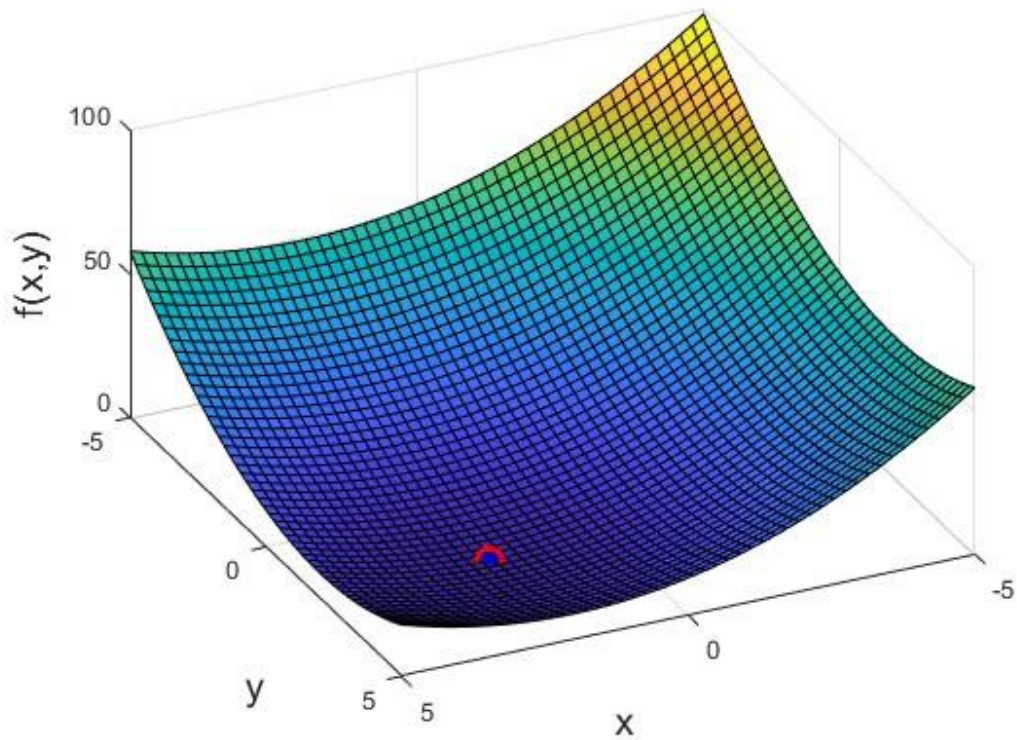
Segunda función:

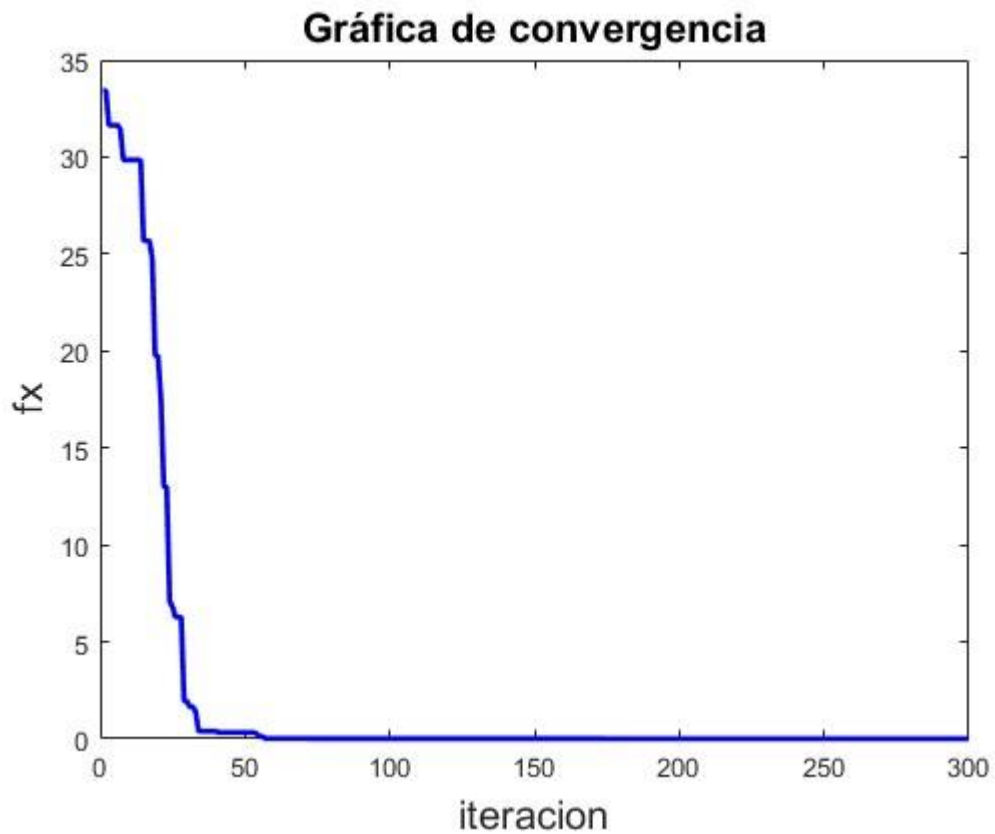
$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^d (x_i - 2)^2, \quad d = 2$$

Gráfica en 2D



Gráfica en 3D





Mínimo Global:

Command Window

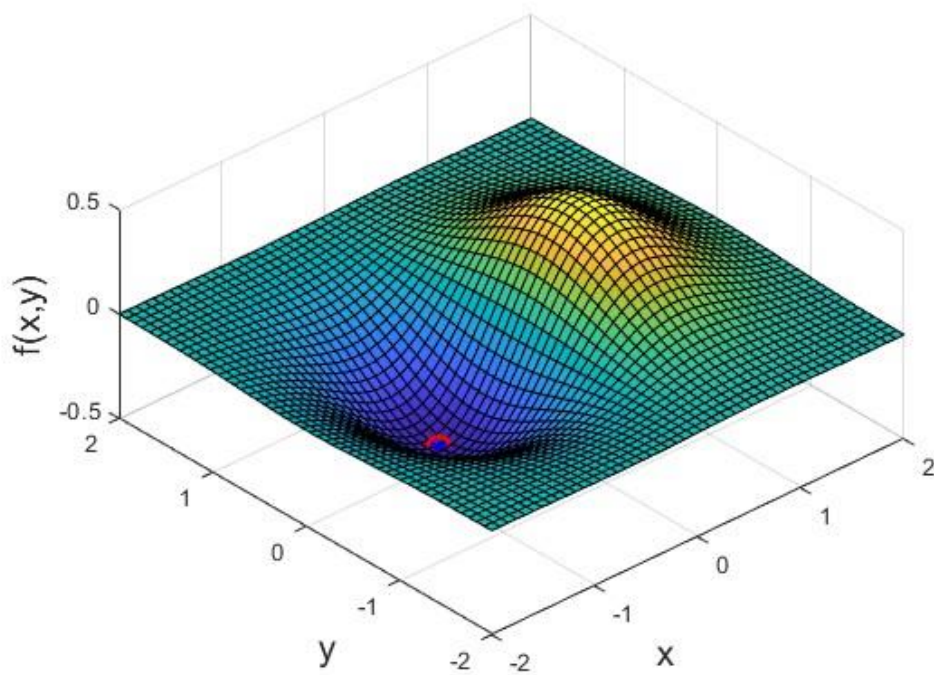
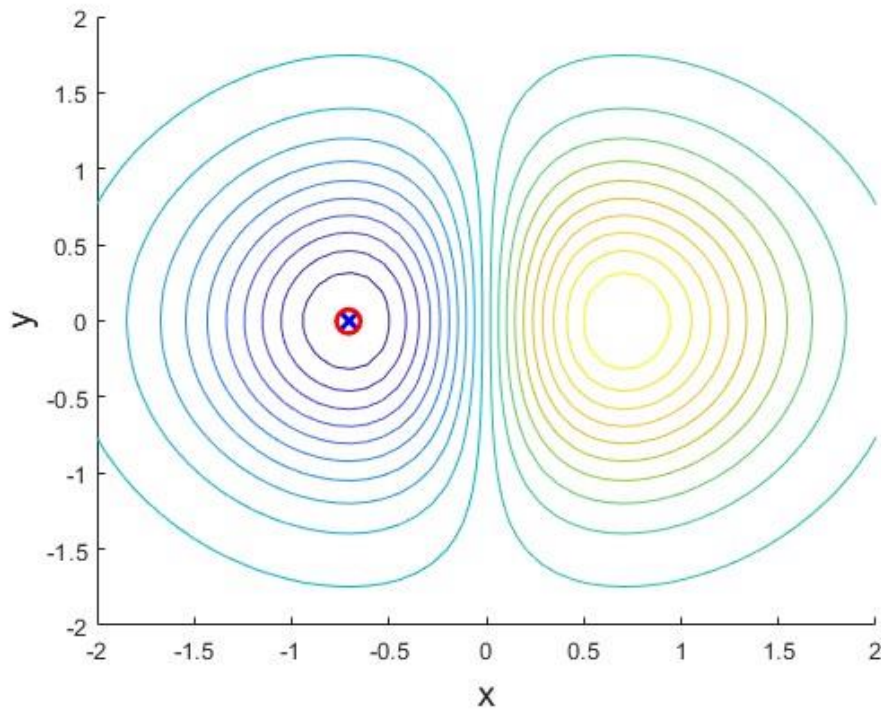
Minimo global en $x=2.0233$, $y=1.9582$, $f(x,y)=0.002287$

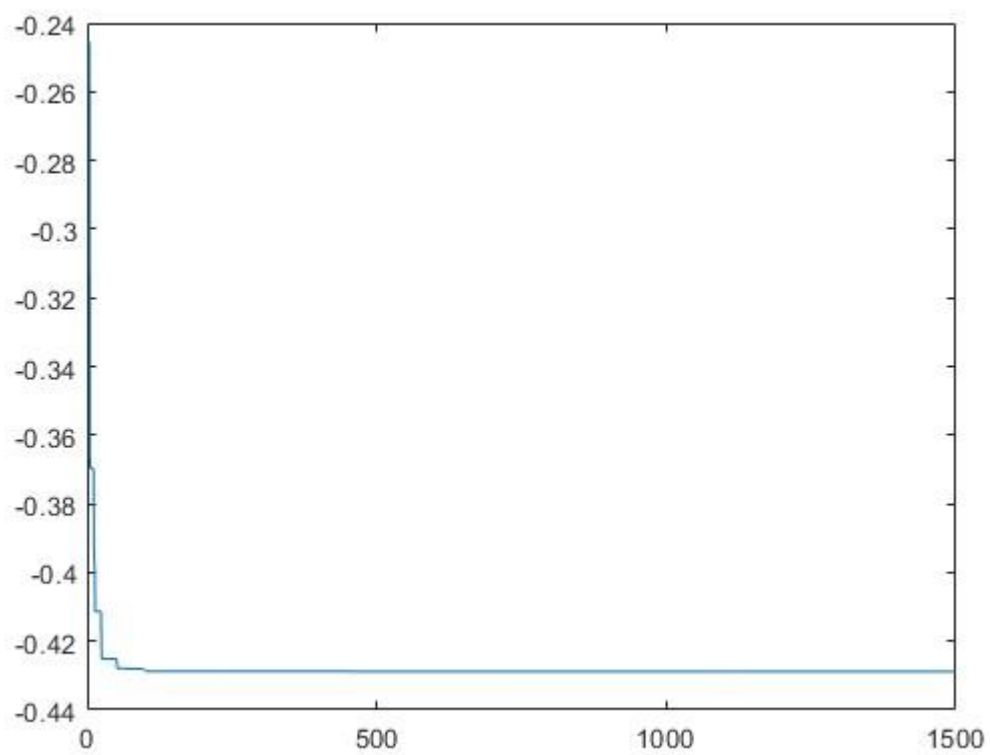
f_x >>

$(\mu + 1)$ -ES:

Primera función:

$$f(x, y) = x e^{-x^2 - y^2}, \quad x, y \in [-2, 2]$$





Mínimo Global:

Command Window

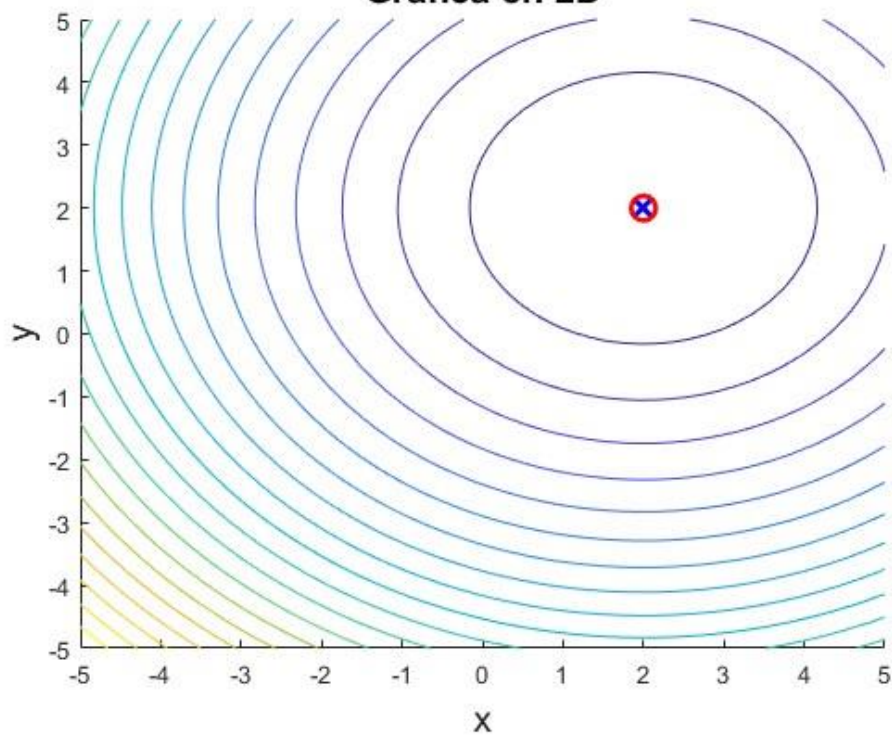
Minimo global en $x=-0.70864$, $y=-0.0031722$, $f(x,y)=-0.42888$

f_x >>

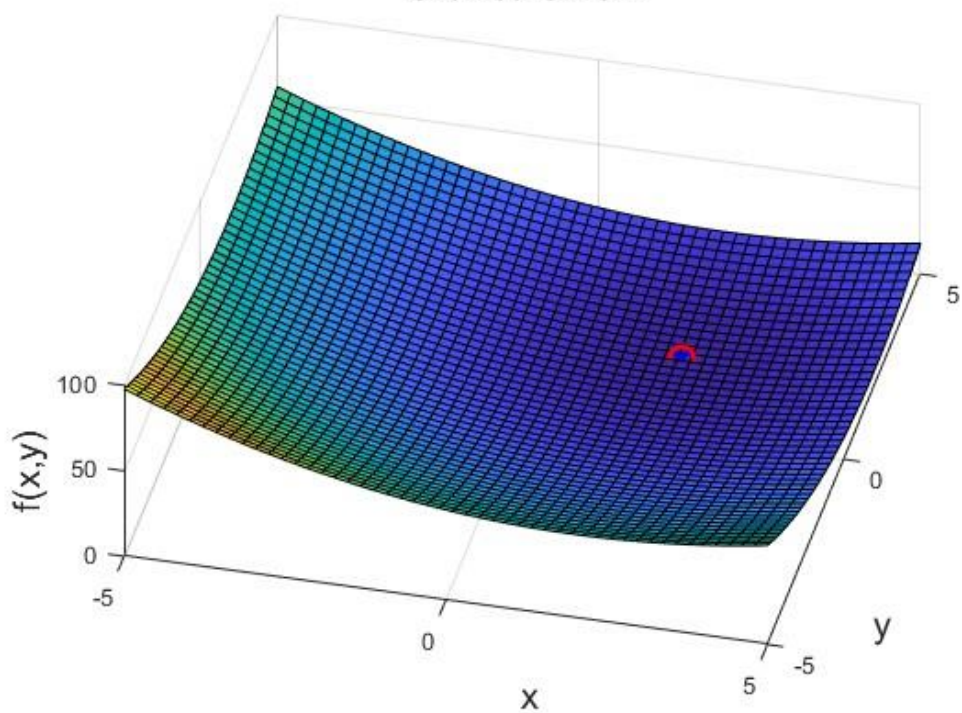
Segunda función:

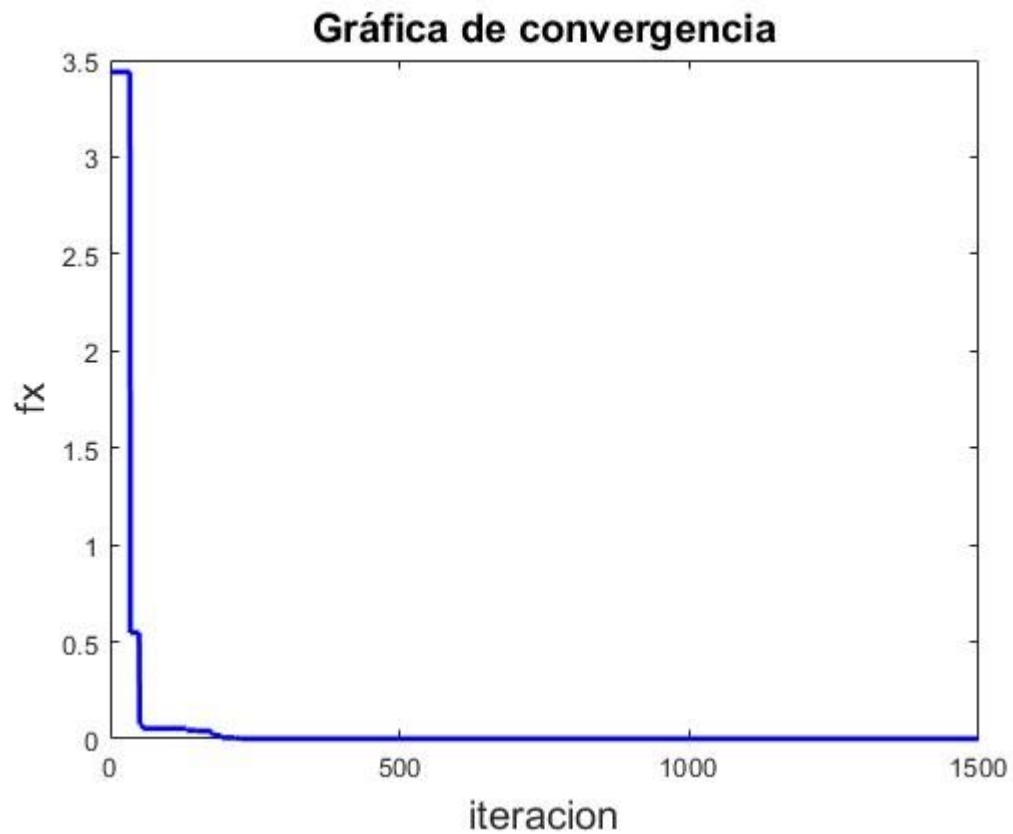
$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^d (x_i - 2)^2, \quad d = 2$$

Gráfica en 2D



Gráfica en 3D





Mínimo Global:

Command Window

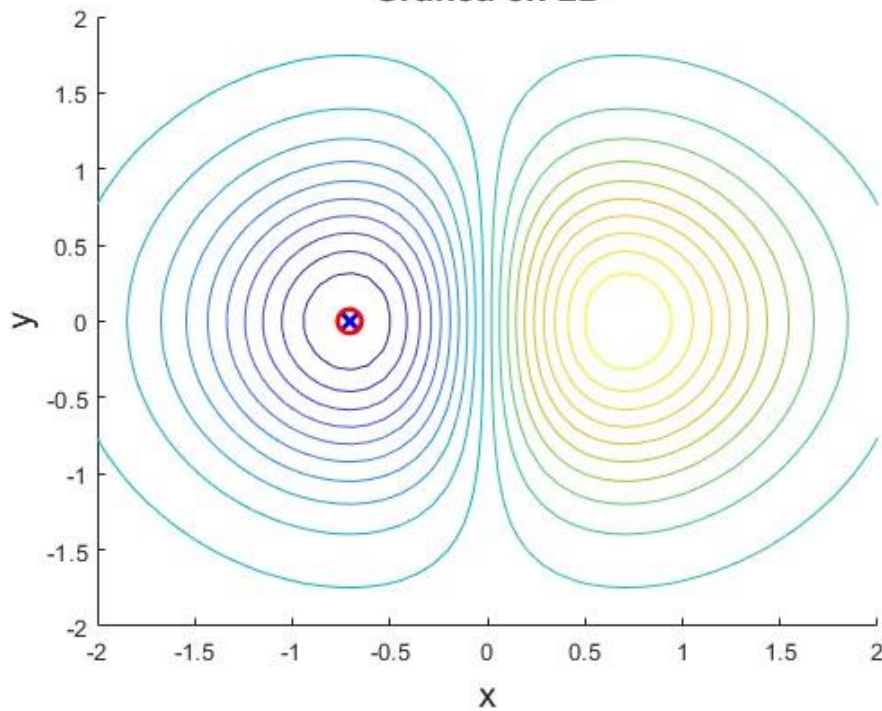
Minimo global en $x=2.0009$, $y=1.9994$, $f(x,y)=1.1741e-06$
 $f_x \downarrow >>$

$(\mu + \lambda)$ -ES:

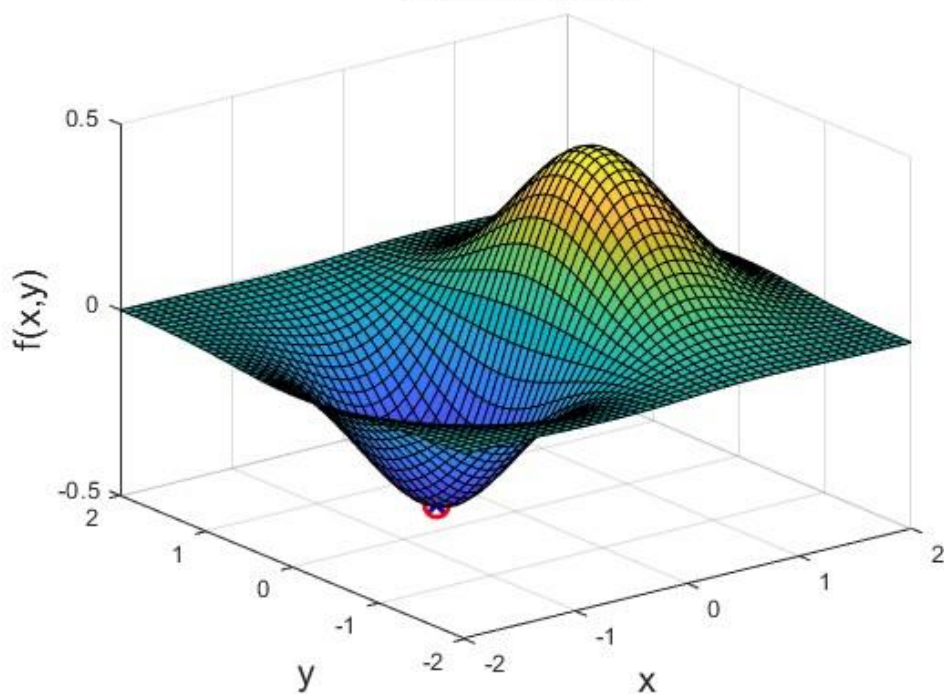
Primera función:

$$f(x, y) = x e^{-x^2 - y^2}, \quad x, y \in [-2, 2]$$

Gráfica en 2D



Gráfica en 3D





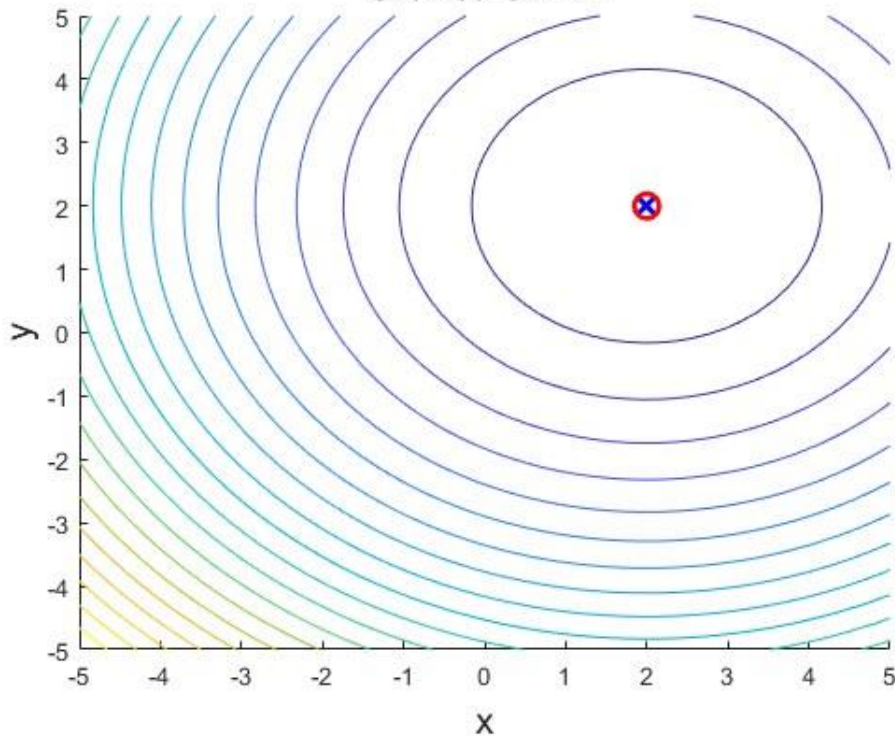
Mínimo Global:

```
Command Window
Minimo global en x=-0.70676, y=0.00076274, f(x,y)=-0.42888
fx >>
```

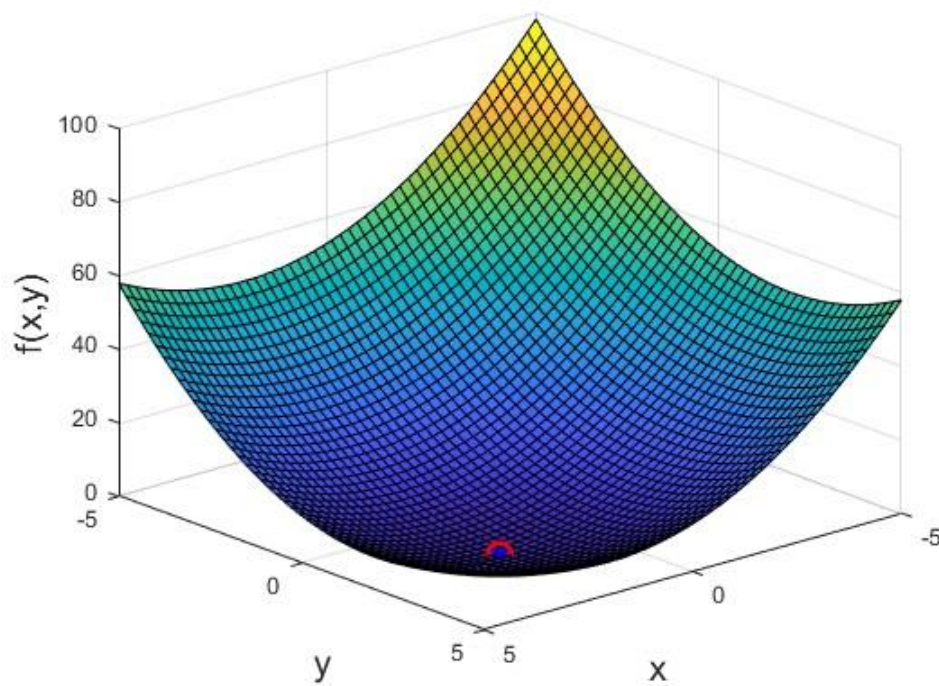
Segunda función:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^d (x_i - 2)^2, \quad d = 2$$

Gráfica en 2D



Gráfica en 3D





Mínimo Global:

Command Window

Minimo global en $x=2.0001$, $y=1.9996$, $f(x,y)=1.7723e-07$

$f_x \gg$

Conclusiones:

En el desarrollo de estos tres distintos algoritmos y su implementación es fácil darse cuenta de lo mucho que influye la cantidad de nuevas soluciones que se van creando a partir de las mejores soluciones. Es decir mientras mas nuevas soluciones se vayan calculando mejor.

En el caso del primer algoritmo, donde es solo un padre y un hijo la diversidad en la búsqueda es bastante limitada lo cual lo hace un poco lento al converger al resultado esperado. Por otro lado tenemos al algoritmo de $\mu+1$ en el cual son varios padres y un hijo el que se crea, y también se elimina al peor candidato, pero con esta mínima modificación el algoritmo sufre una mejora considerable a comparación de su antecesor, aún mas si se utiliza una recombinación un poco mas efectiva. Y por ultimo el algoritmo ganador, el $\mu + \lambda$, en el cual tenemos una cantidad variable tanto de padres como hijos, de los cuales los menos prometedores son descartados y los mejores se guardan para poder combinarse entre ellos y generar soluciones mas diversas y prometedoras. Esta modificación en el caso de mis pruebas fue una ventaja de alrededor de 2/3 de iteraciones en las cuales el algoritmo encuentra una mejor solución que sus antecesores. El algoritmo en vez de tomar 1500 iteraciones en encontrar una solución óptima, le tomo alrededor de 500 encontrar una solución óptima.