

# Métodos de Búsqueda + Algoritmos Genéticos



# Integrantes



**Felipe Cupitó**



**Hernán Finucci**



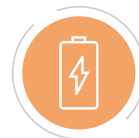
**Sol Konfederak**



**Juan Manuel De  
Luca**



**Azul Kim**





# Métodos de Búsqueda



Cubo Rubik

# Problema

Representación del cubo



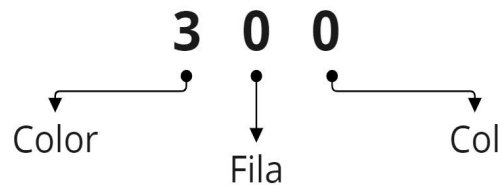
Heurísticas



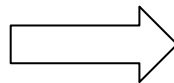
Algoritmos de resolución



# Representación del cubo

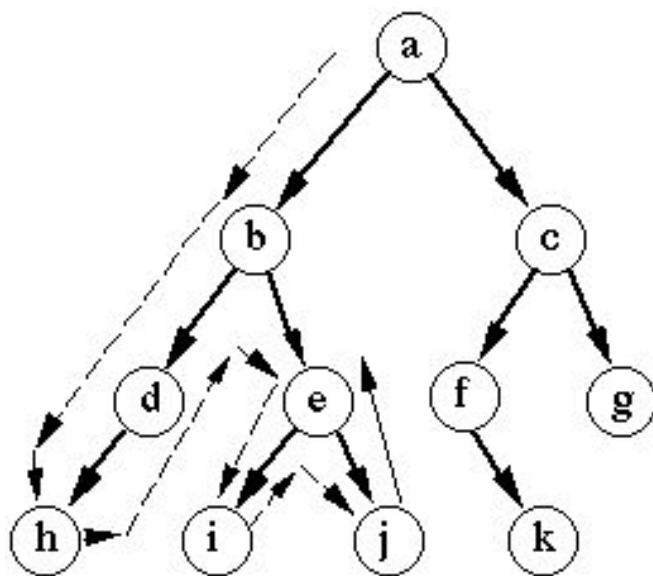


			300	301	302						
			310	311	312						
			320	321	322						
000	001	002	400	401	402	200	201	202	500	501	502
010	011	012	410	411	412	210	211	212	510	511	512
020	021	022	420	421	422	220	221	222	520	521	522
			100	101	102						
			110	111	112						
			120	121	122						

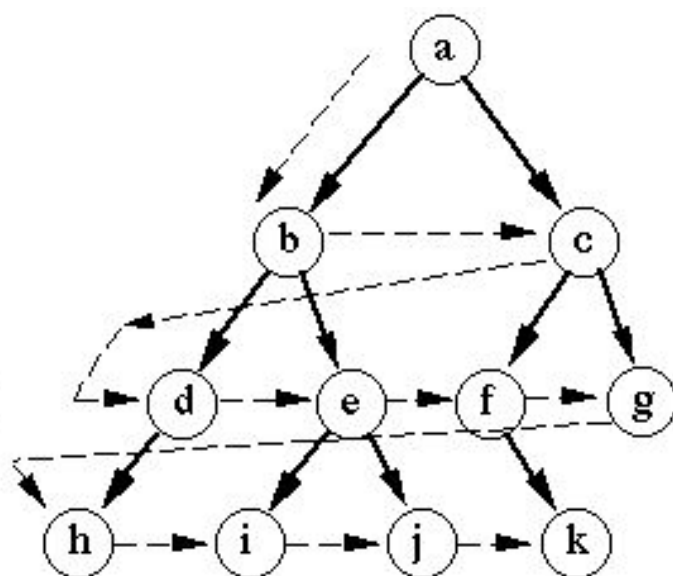


			300	301	402						
			310	311	412						
			022	012	102						
000	001	100	400	401	200	320	201	202	500	501	302
010	011	101	410	411	112	321	211	212	510	511	312
520	521	522	020	021	122	420	421	422	322	221	002
			220	210	502						
			110	111	512						
			120	121	222						

# Algoritmos de resolución



DFS



BFS

# Diferencias entre A\* y Greedy

## A\*

```
self.list = PriorityQueue()
```

...

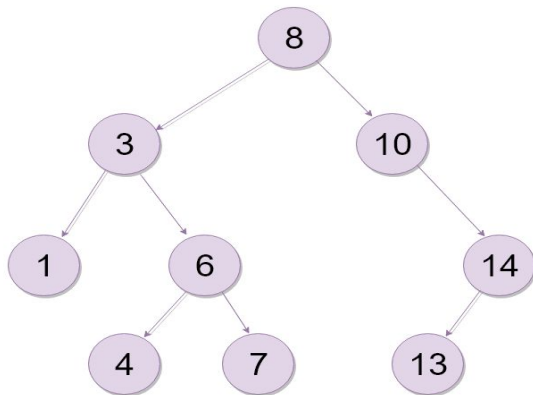
```
self.list.put((level + h_value), node))
```

## Greedy

```
self.list = PriorityQueue()
```

...

```
self.list.put(h_value, node))
```

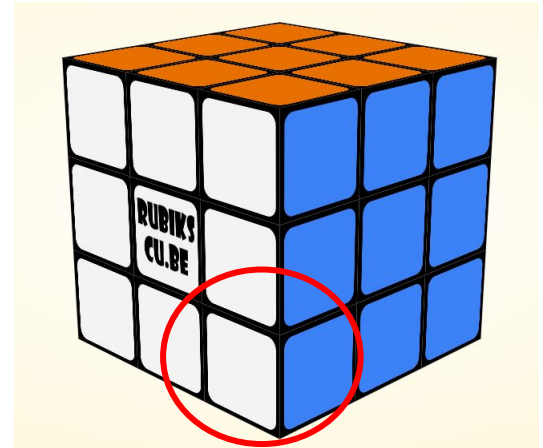
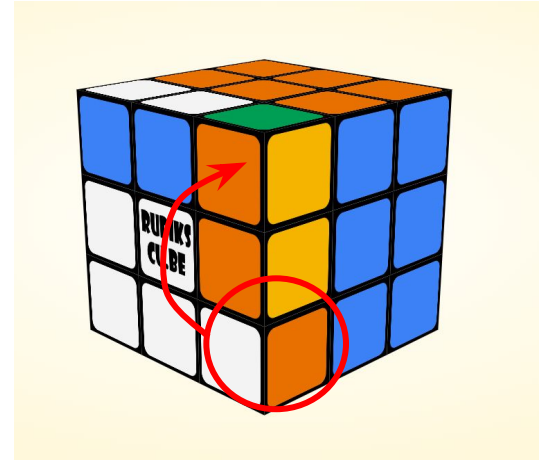


# Heurísticas

## 1. Color (no admisibles)

Esta función cuenta cuántas celdas está en la cara correcta, pero no tiene en cuenta la orientación de la misma. No es admisible ya que puede sobrestimar el resultado.

Por ejemplo en esta imagen en la cara blanca contaría que hay 5 celdas bien posicionadas pero la celda marcada **no** está bien orientada.





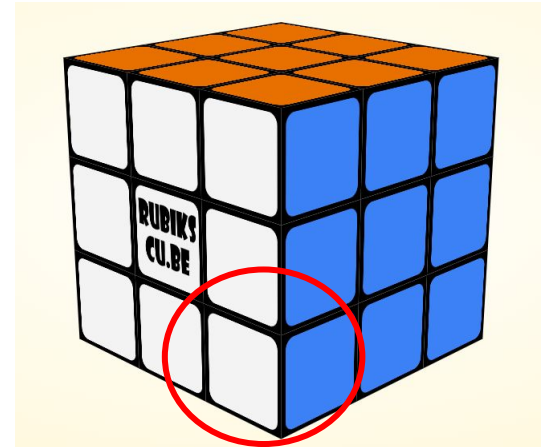
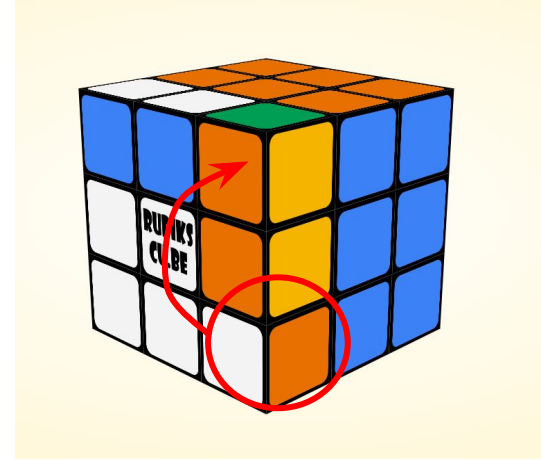
# Heurísticas

## 2. Cubes

En esta heurística recibe un cubo y cuenta para cada cara cuántas de las  $n$  celdas están en su lugar y orientación correspondiente.

Luego este valor se lo restamos al total de celdas ( $\text{total\_celdas} - \#\text{celdasAdecuadas}$ ).

Por ejemplo en la imagen vemos que la celda blanca marcada tiene el color correcto pero **no** está orientada correctamente



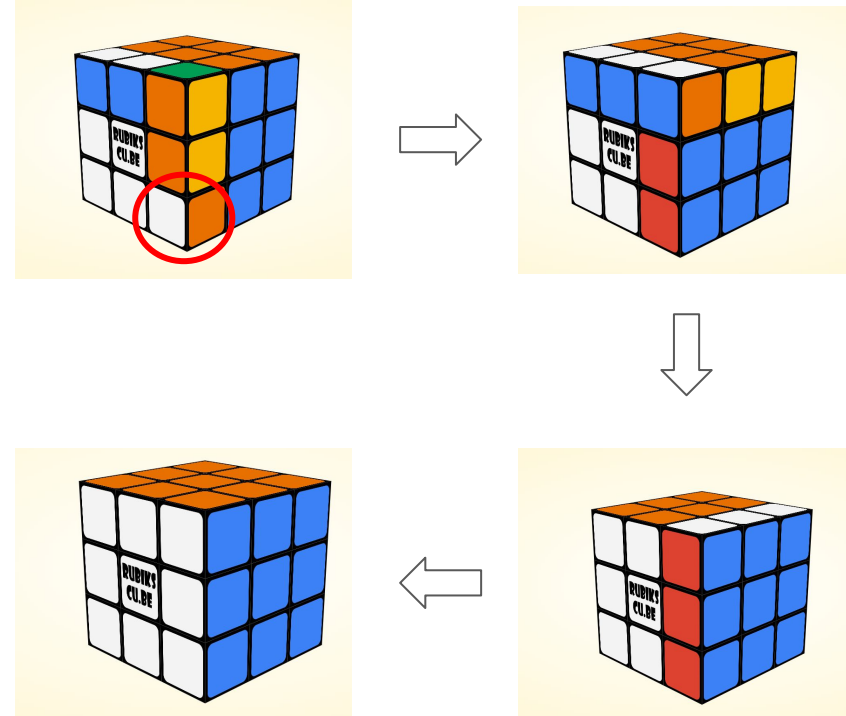
# Heurísticas

## 3. Manhattan distance

Esta función calcula la cantidad mínima de movimientos (rotación) necesario para ubicar a cada cubie que no están en su cara y orientación correctas.

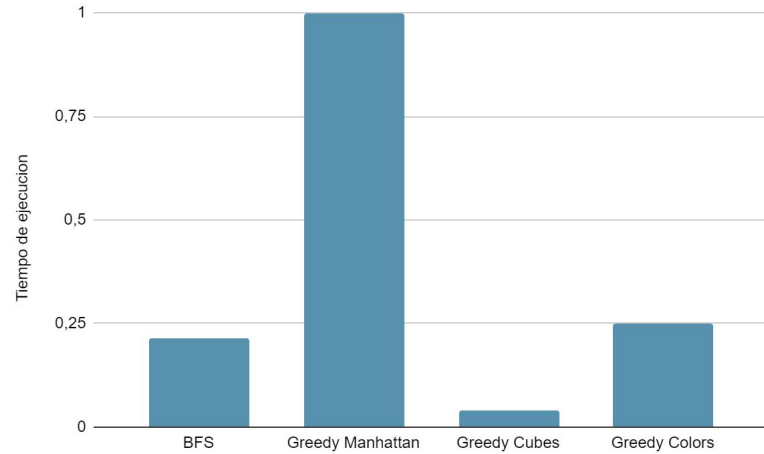
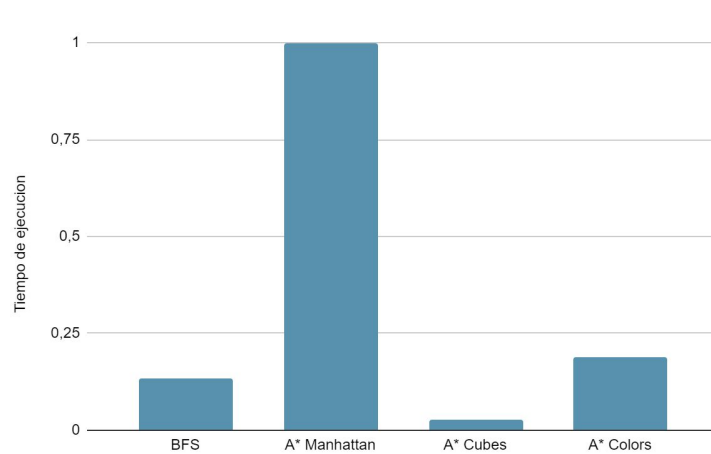
Luego sumamos la cantidad de movimiento total para posicionar todos los cubies y lo dividimos por la cantidad de cubies que se rotan en cada rotación

Por ejemplo en el caso de la imagen el cubie marcado necesita de 3 rotación.



# Resultados

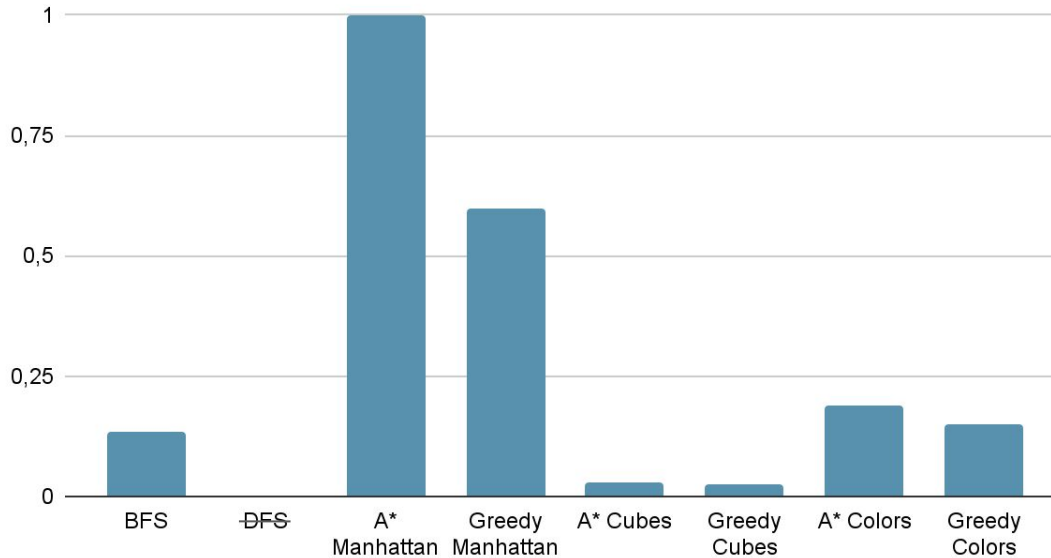
## Comparación de Heurísticas por velocidad de ejecución



**Condiciones iniciales:** Inicializamos 5 cubos 3x3 y corrimos cada algoritmo sobre cada cubo. Los resultados finales fueron obtenidos promediando los resultados de los 5 cubos

# Resultados

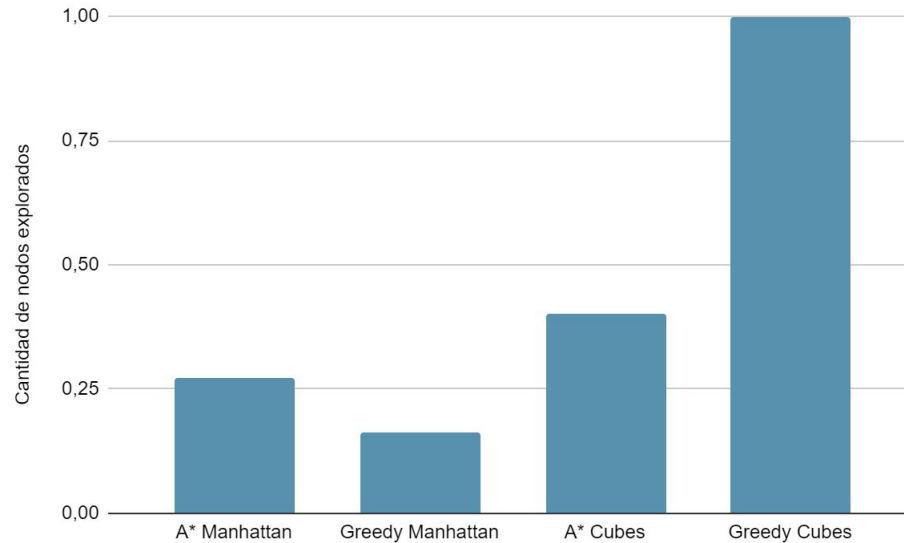
## Comparación de Algoritmos por velocidad de ejecución



**Condiciones iniciales:** Inicializamos 5 cubos 3x3 y corrimos cada algoritmo sobre cada cubo. Los resultados finales fueron obtenidos promediando los resultados de los 5 cubos

# Resultados

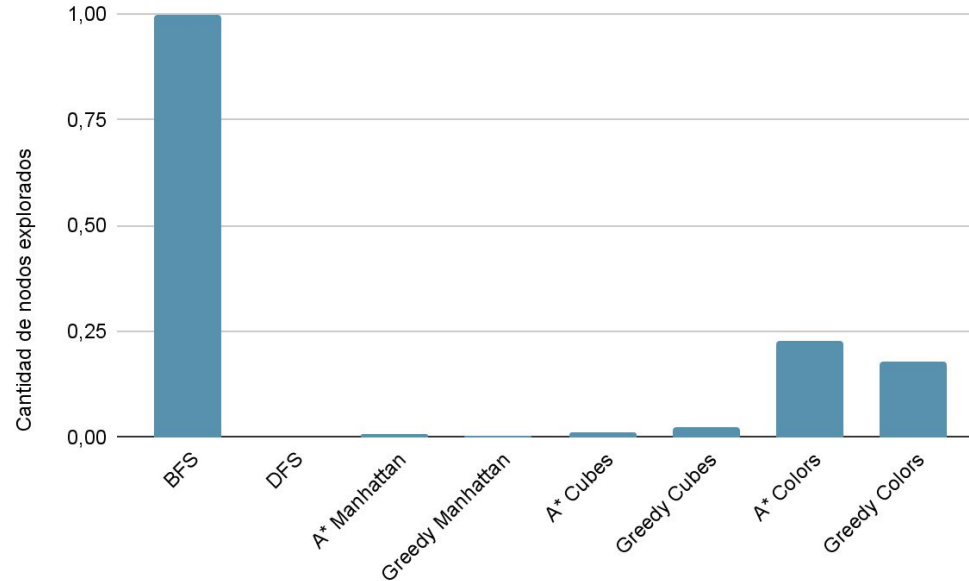
## Comparación de Heurísticas "Manhattan" y "Cubes" por nodos explorados



**Condiciones iniciales:** Inicializamos 5 cubos 3x3 y corrimos cada algoritmo sobre cada cubo. Los resultados finales fueron obtenidos promediando los resultados de los 5 cubos

# Resultados

## Comparación de Algoritmos por nodos explorados



**Condiciones iniciales:** Inicializamos 5 cubos 3x3 y corrimos cada algoritmo sobre cada cubo. Los resultados finales fueron obtenidos promediando los resultados de los 5 cubos

# Conclusion

- DFS: No es útil para resolver este problema
- BFS: Resuelve el problema mientras que no se mezcle mucho el cubo. Podria ser util en un cubo de 2x2
- Heurística Manhattan: Es una buena heurística ya que minimiza los nodos explorados, pero es muy costosa computacionalmente.



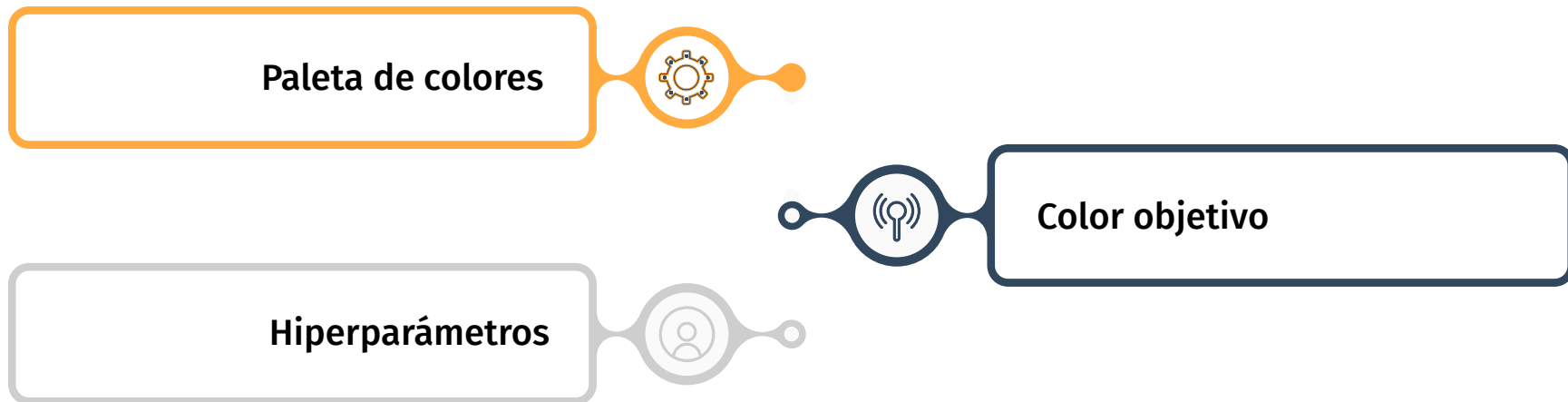
# Algoritmos Genéticos



Mezcla de colores

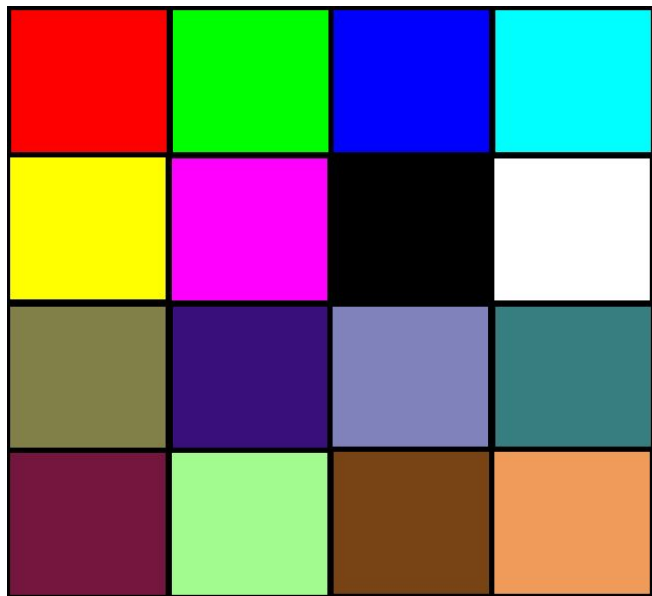


# Problema

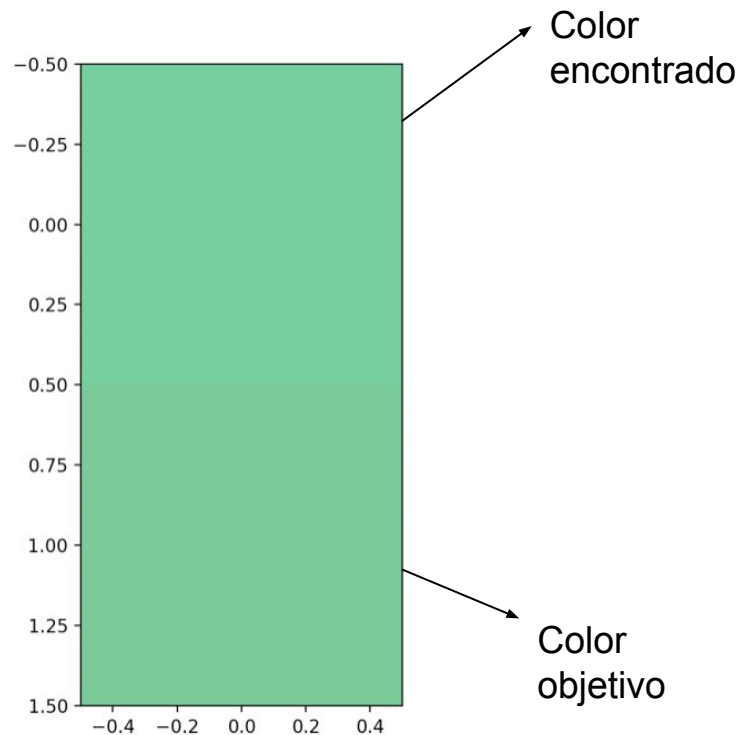


# Problema (dramatización)

Paleta original



Crossbreed,  
mutaciones



# Estrategia



## Individuo

Color  
Componentes

• • • • •



## Fitness

Distancia  
euclídea

• • • • •



## Cruza

Cruce uniforme

• • • • •



## Mutación

Mutacion  
uniforme

• • • • •



## Selección

Elite  
Ranking  
Roulette

• • • • •

# Condiciones de corte



## **Limite generacional**

Provisto por el  
usuario en un  
archivo de  
configuración



## **Condicion optima de fitness**

Opción a ser  
default

# Genotipo

**Gen Rojo**

[0 - 255]

[0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1]

**Gen Verde**

[0 - 255]

[0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1]

**Gen Azul**

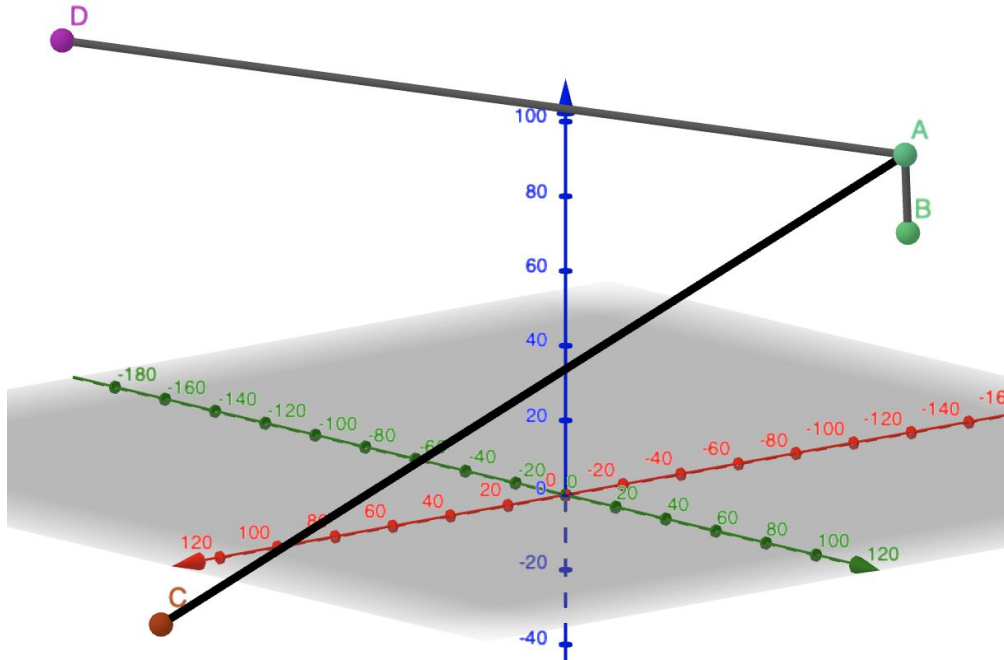
[0 - 255]

[0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1][0/1]

# Fitness

$$f(i) = \frac{\sqrt{(i_{rojo} - t_{rojo})^2 + (i_{verde} - t_{verde})^2 + (i_{azul} - t_{azul})^2}}{dist_{m\acute{a}x}}$$

i: individuo  
t: color objetivo



# Cruza uniforme

Padre 1



Padre 2



=

Hijo 1

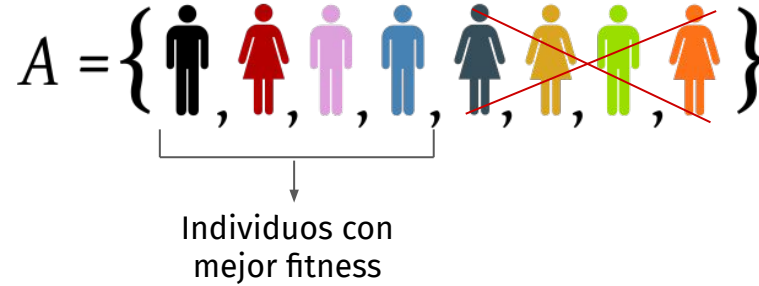
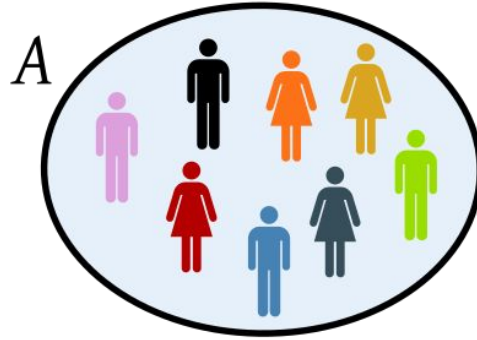


Hijo 2

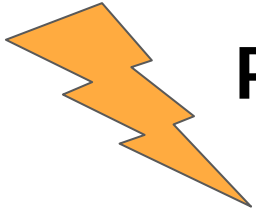


0,5

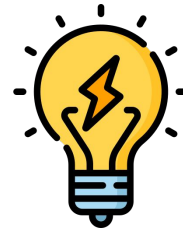
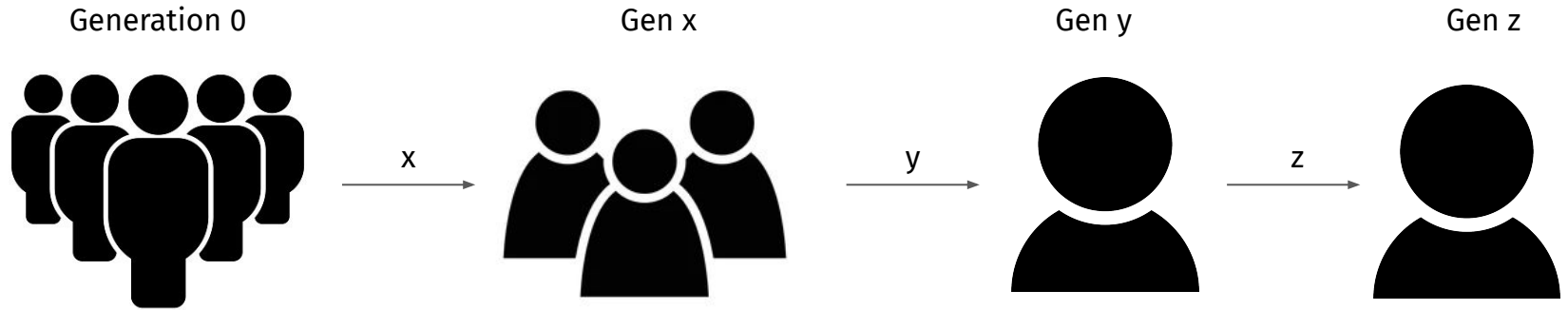
# Selección: Elite







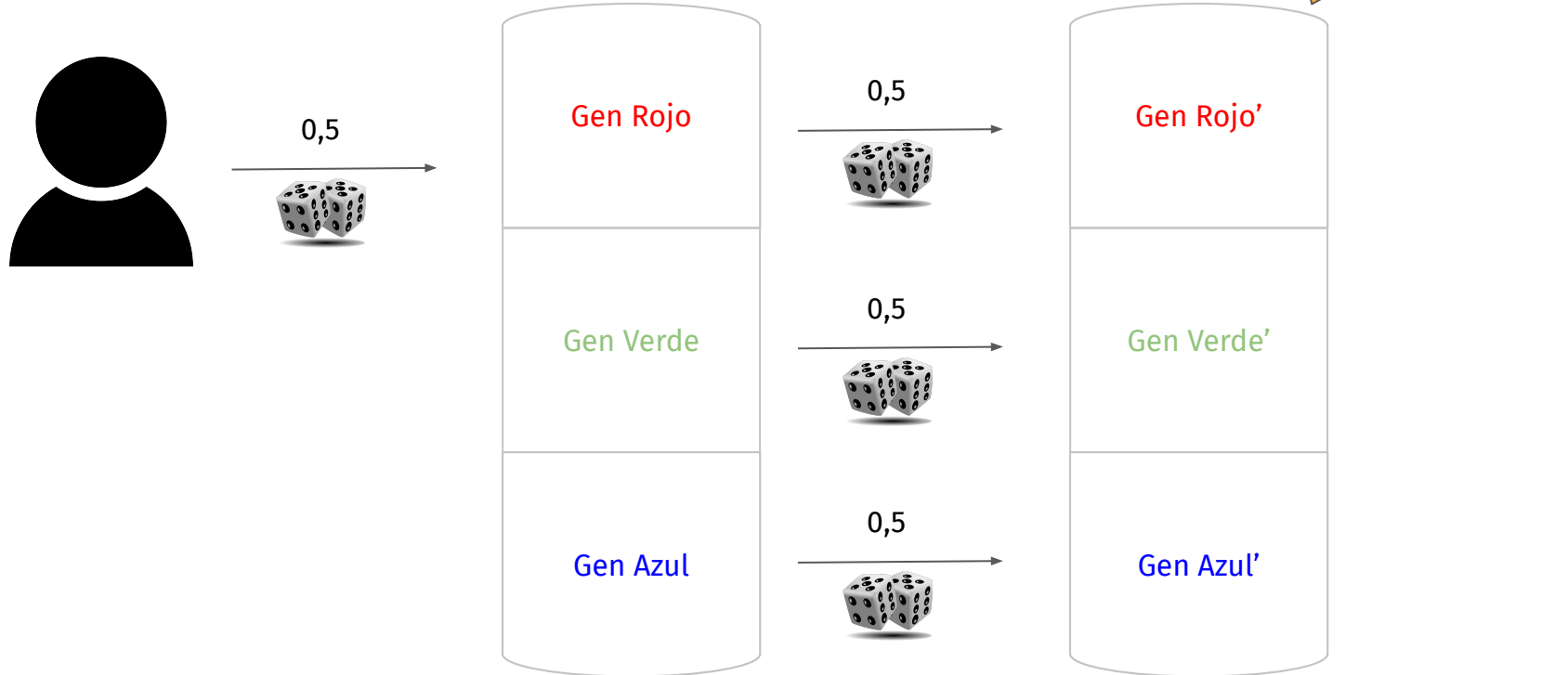
# Problema : convergencia prematura



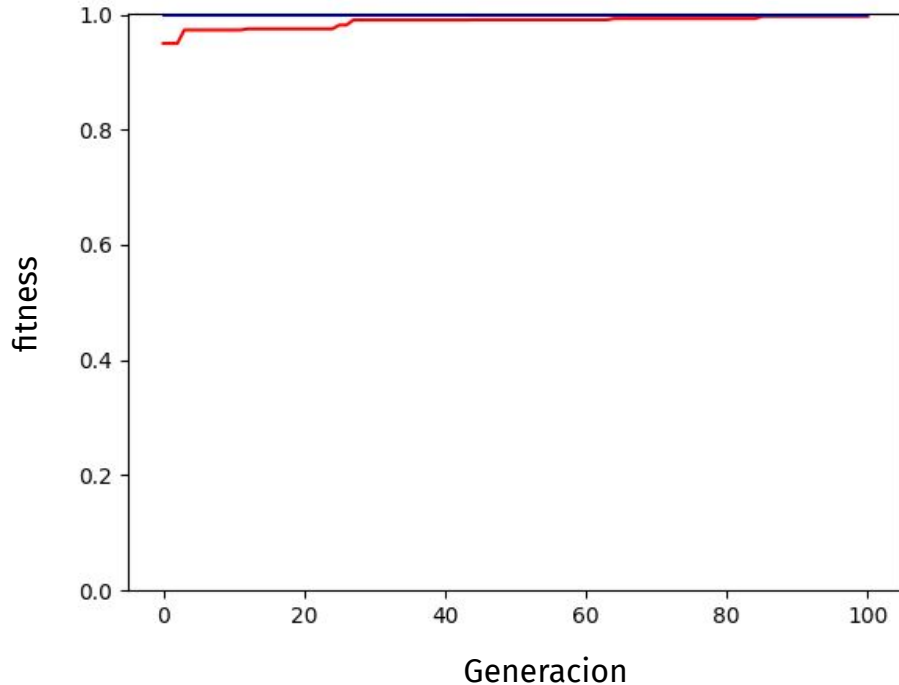
## **Solucion:**

Generar diversidad incluyendo a los padres de la generación actual e incorporar mutación

# Mutación uniforme



# Evolución del fitness del color más aproximado

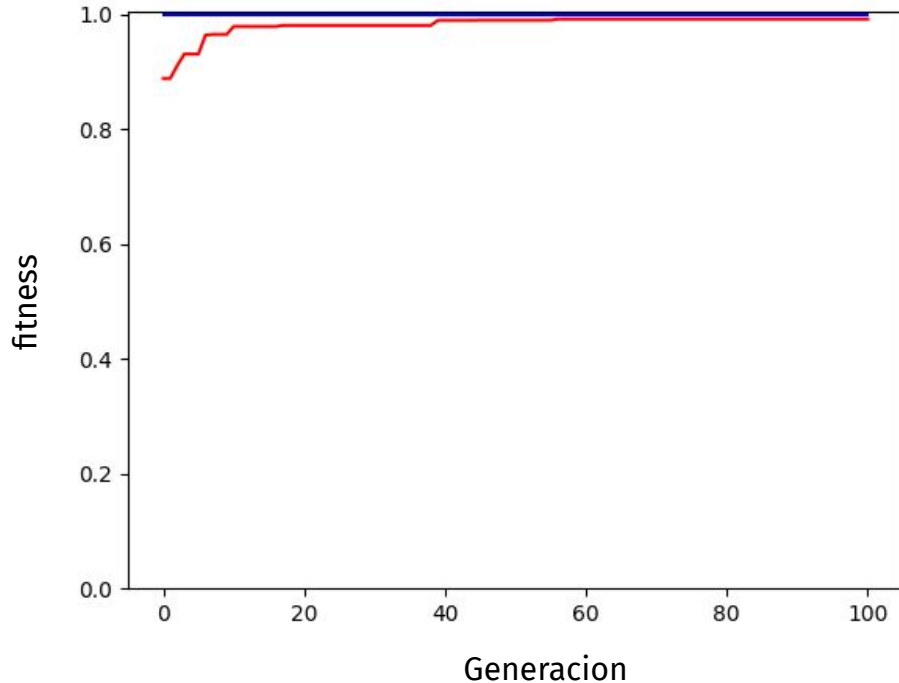


**Selección: elite**

**Generaciones: 100**

**Fitness alcanzado: 0.9967980526238128**

# Evolución del fitness del color más aproximado

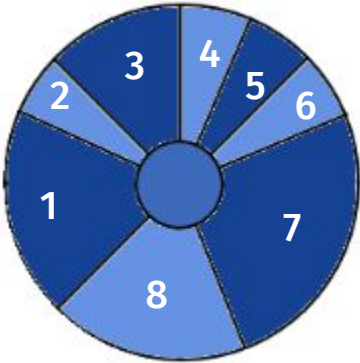
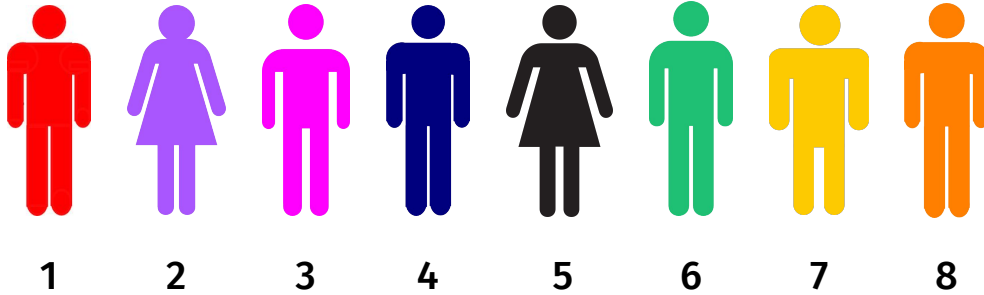


**Selección: elite**

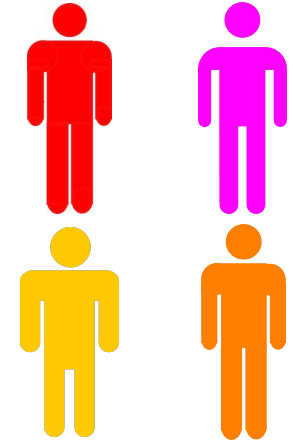
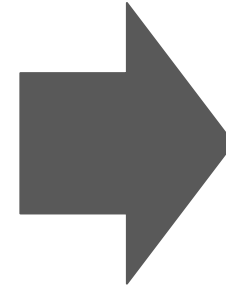
**Generaciones: 100**

**Fitness alcanzado: 0.9915284435314929**

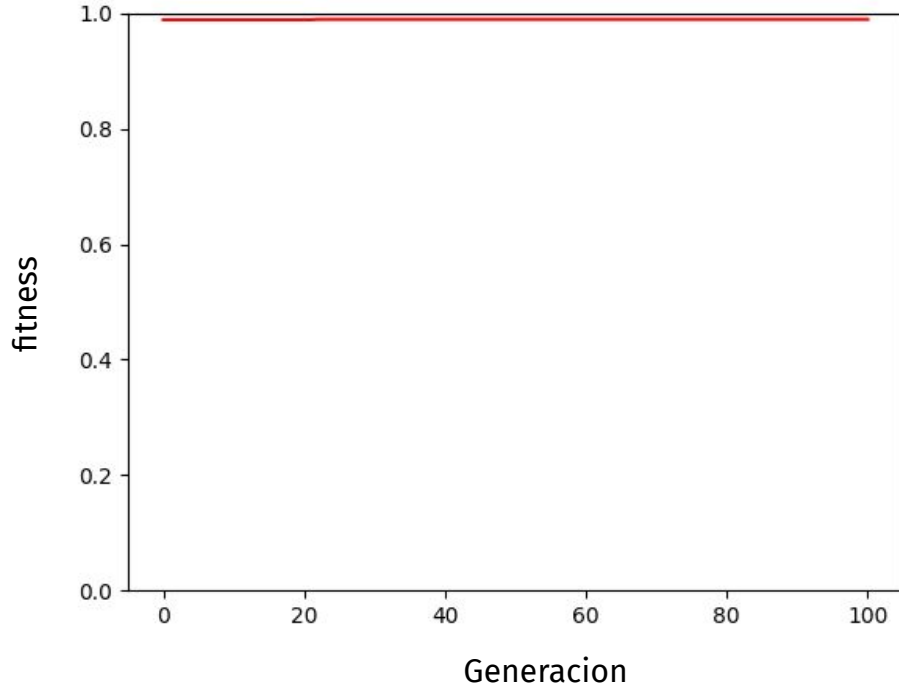
# Selección: Ruleta



Según aptitudes relativas



# Evolución del fitness del color más aproximado

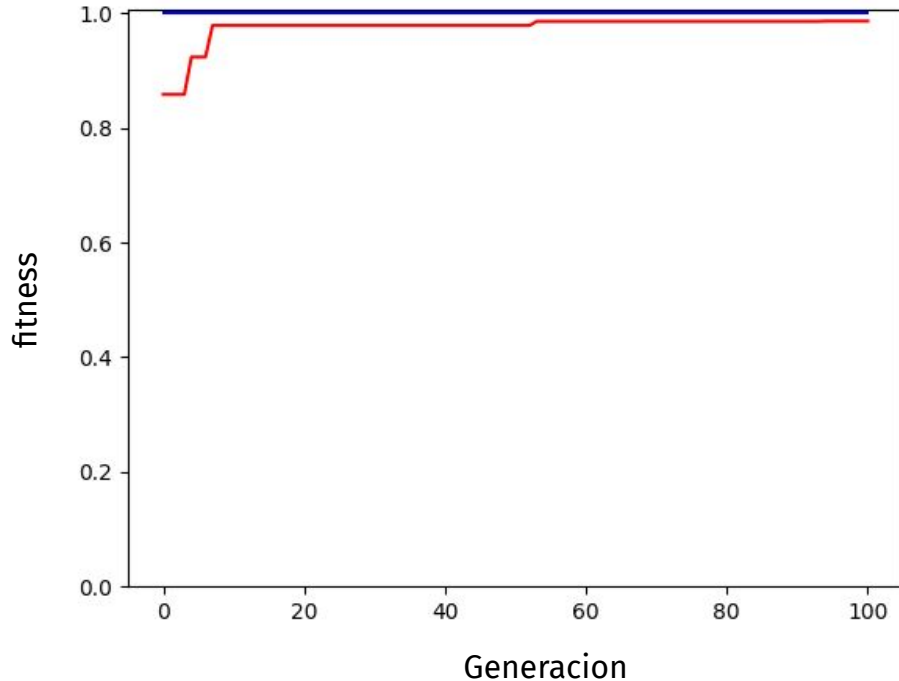


**Selección: ruleta**

**Generaciones: 100**

**Fitness alcanzado: 0.9896245046624919**

# Evolución del fitness del color más aproximado

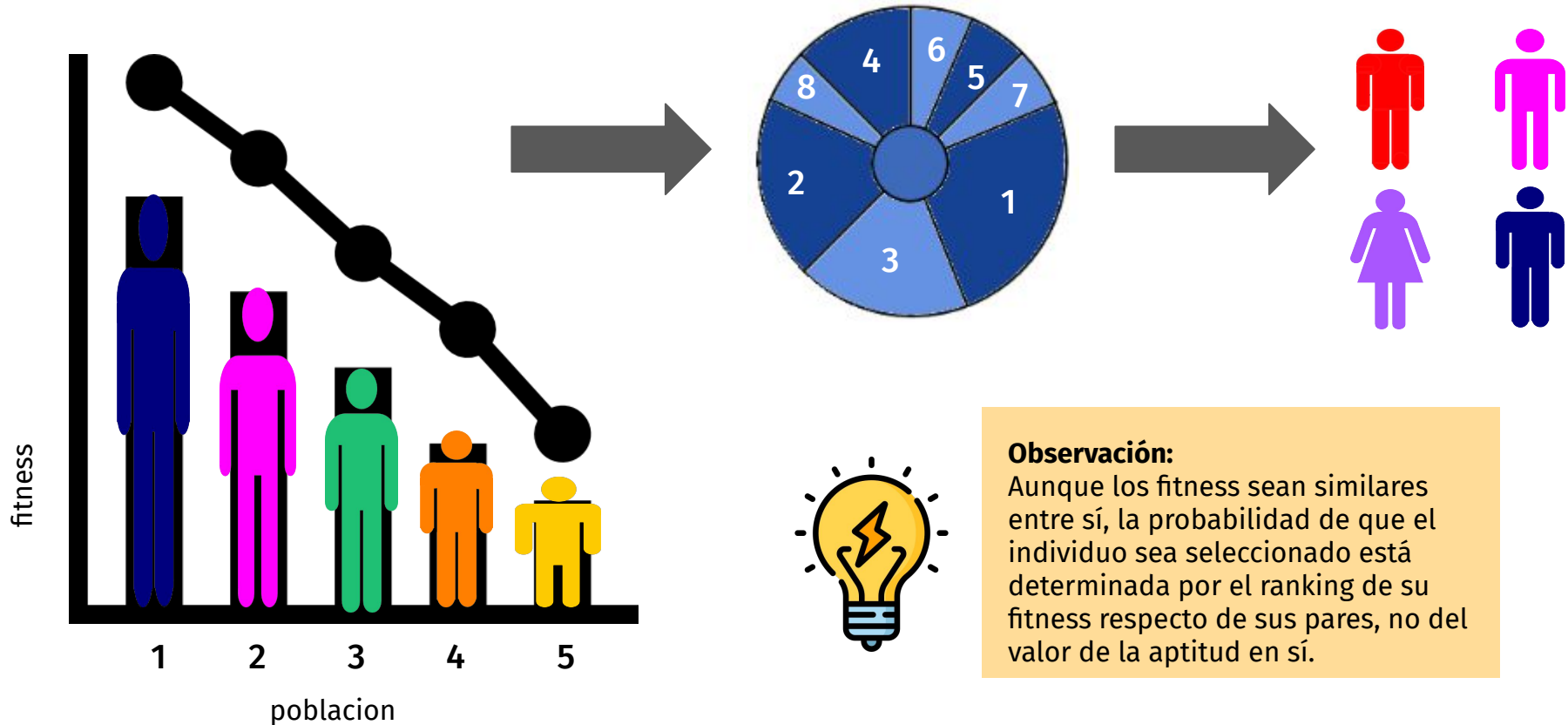


**Selección: ruleta**

**Generaciones: 100**

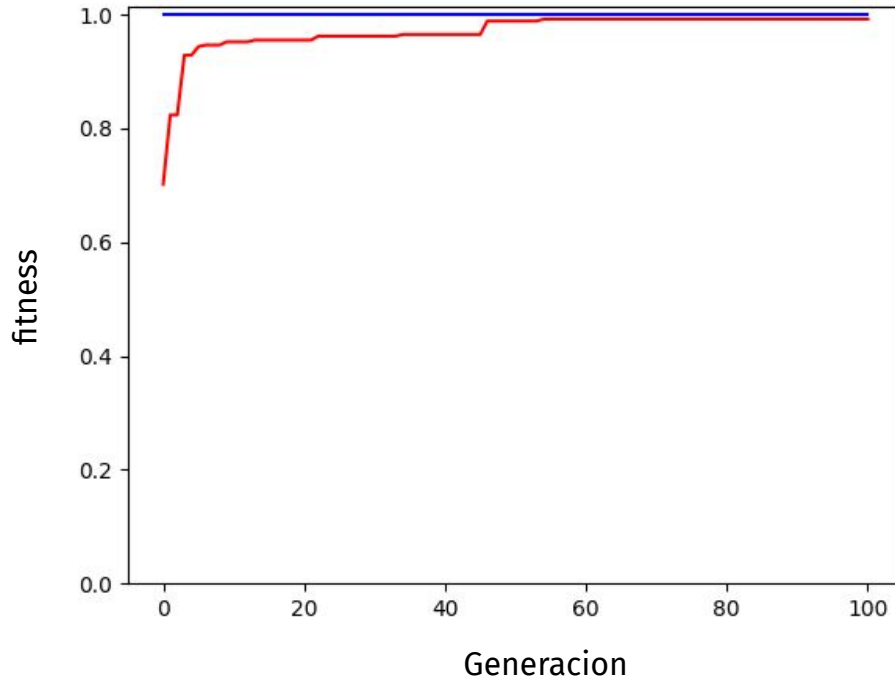
**Fitness alcanzado: 0.986043034964665**

# Selección: Ranking





# Evolución del fitness del color más aproximado

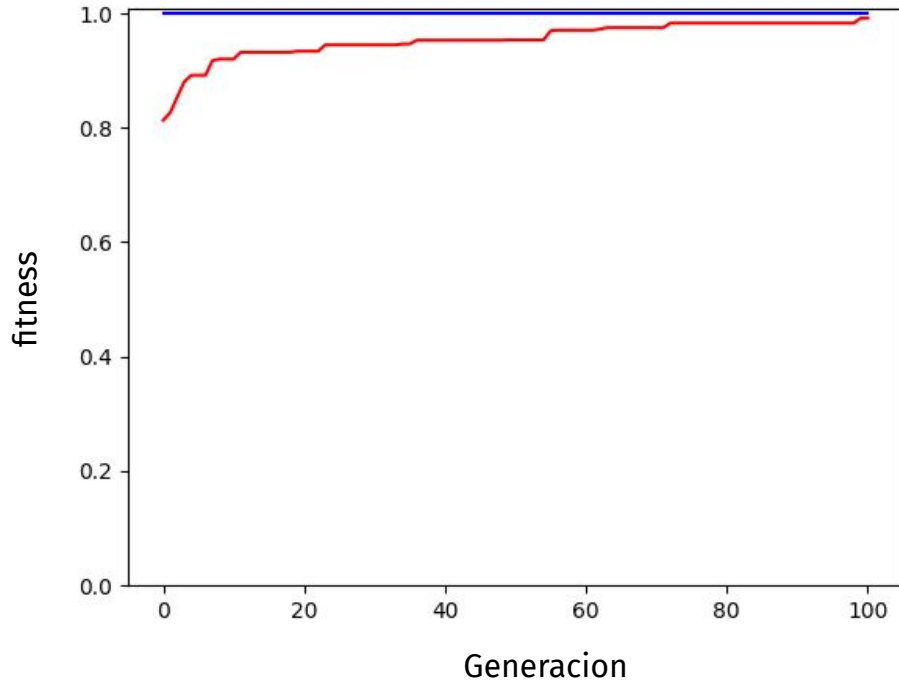


**Selección: ranking**

**Generaciones: 100**

**Fitness alcanzado: 0.9918366039236622**

# Evolución del fitness del color más aproximado



**Selección: ranking**

**Generaciones: 100**

**Fitness alcanzado: 0.9915284435314929**

# Conclusión

- La evolución de la aptitud del mejor individuo en cada generación es creciente pero no aumenta de manera constante: comienza a mejorar rápidamente pero luego crece de manera más lenta debido a la cercanía a la respuesta y la diversidad de la población .
- Los saltos que se producen en los gráficos se deben principalmente a que haya ocurrido una mutación.
- La selección élite, comparado a las otras, crece más lento porque la cruce se realiza entre dos individuos que tengan aptitudes muy similares. Esto puede cambiar si es que surge una mutación.

Posibles pasos a seguir:

- Agregar otros tipos de métodos de cruce y de selección.