## SIA - TP2 Algoritmos Genéticos

Grupo 7

Tomás Scheffer - 63393 Matías Sapino - 61067 Tobías Pugliano - 62180 Luca Bloise - 63004

# Ejercicio 1



#### Estructura

 Individuo: Matriz NxN de caracteres ASCII. Cada carácter se corresponde con una sección de la imagen original.

• **Genes**: Cada gen representa un caracter ASCII de la matriz, teniendo entonces cada individuo N<sup>2</sup> genes.

 Generación 0: Se obtienen individuos con caracteres ASCII aleatorios.

#### Función de Fitness

 A cada carácter ASCII de un individuo le asociamos una densidad entre 0 y 1 (" tiene densidad 0, '#' tiene densidad 1).

• Para cada sección de la imagen original se calcula su densidad en base al nivel de oscuridad (0 si es todo blanco, 1 si es todo negro).

 Se comparan las densidades entre cada carácter ASCII y cada sección de la imagen y se calcula el error.

- Para cada individuo, se calcula el fitness de la siguiente manera:
  - $\circ$  f(i) = 1/(1+suma errores)

#### Función de Cruza

#### Cruce Uniforme

• No mantiene la correlación posicional de los alelos.

Aumenta la variedad.

#### Criterios de Corte

Cantidad de generaciones.

• Estructura: Una parte relevante de la población no cambia en una cantidad de generaciones.

• Contenido: El mejor fitness no cambia en una cantidad de generaciones.

# Ejercicio 2





#### Estructura

• Individuo: Aproximación de la imagen objetivo.

• **Genes**: Triángulos de colores.

• **Generación 0**: Se generan individuos con triángulos generados aleatoriamente (vértices y colores aleatorios).

#### Función de Fitness

- Se compara al individuo con la imagen objetivo.
- Para la comparación, se utiliza el espacio de color CIELAB el cual se basa en la percepción del ojo humano para comparar colores.
- El Fitness toma el error obtenido a partir de la diferencia de los valores CIELAB.

$$fitness = \exp\left(-\frac{error}{escala}\right)$$

### Métodos de selección implementados

- Elite
- Ruleta
- Universal
- Boltzmann
- Torneo determinístico
- Torneo probabilístico
- Ranking

#### Métodos de cruza implementados

- Cruce de un punto
- Cruce de dos puntos
- Cruce uniforme
- Cruce anular

- A partir de K padres se generan K hijos.
- Dentro de los K padres escogidos, se los aparean de forma aleatoria.
- Por cada par de padres se generan 2 hijos.
- Se cruzan los genes, en este caso los triángulos.

#### Métodos de mutación implementados

- Gen
- MultiGen
- Uniforme
- Completa

- Se mutan los genes del individuo, en este caso sus triángulos.
- Al mutar un triángulo se muta su color, uno de sus vértices o ambas características.
- Al mutar un vértice, se lo reemplaza por uno nuevo generado de forma aleatoria.
- Al mutar el color, se modifica ligeramente el color actual mediante un delta (valor aleatorio entre -10 y 10).

# Métodos para elegir nuevas generaciones implementados

Tradicional

Sesgo Joven

### Condiciones de corte implementadas

- Tiempo
- Cantidad de generaciones
- Solución aceptable
- Estructura
- Contenido

## Resultados

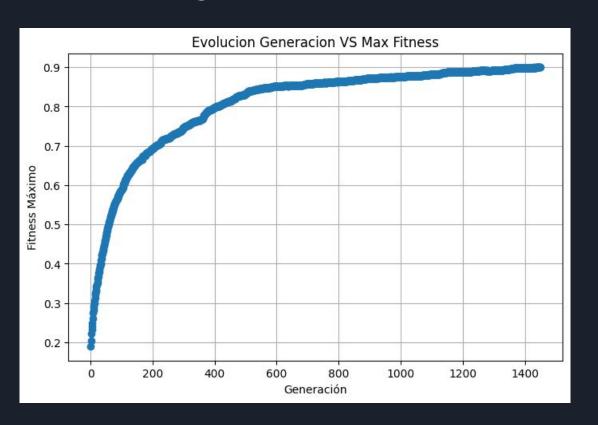
Para todos los resultados se utilizaron 200 triángulos para cada individuo

#### Probando el algoritmo

```
"n_population_size": 500,
  "selection_method": "deterministic_tournaments",
  "k_selection_size": 600,
  "m selection_size": 100,
  "threshold": 0.75,
  "crossover_method": "uniform",
  "crossover_probability": 1,
  "p_uniform": 0.9,
  "mutation_method": "multigen_uniform",
  "mutation_probability": 0.1,
  "mutation M": 5,
  "implementation": "young-bias",
  "stop condition": "acceptable_solution",
  "stop condition acceptable solution": 0.90
```



## Probando el algoritmo



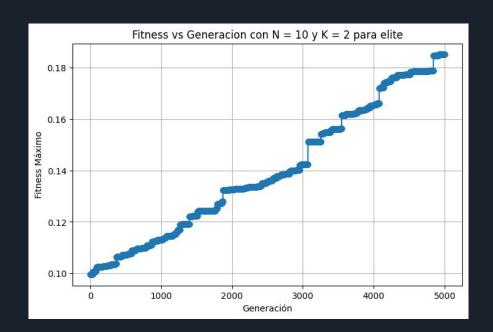
## Evolución del individuo con máximo fitness



## Modificando hiperparametros

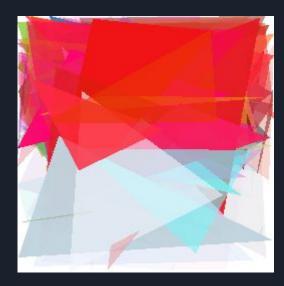


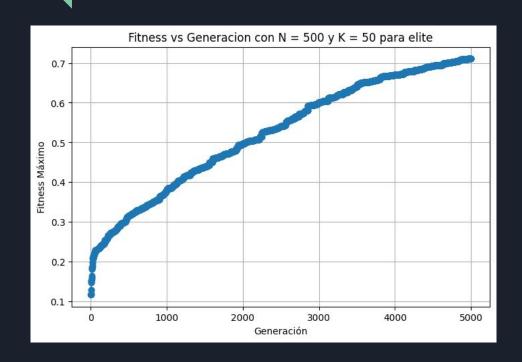
```
"n_population_size": 10,
  "selection method": "elite",
  "k_selection_size": 2,
  "crossover method": "uniform",
  "crossover_probability": 1,
  "p_uniform": 0.9,
  "mutation method": "gene",
  "mutation probability": 0.1,
  "implementation": "traditional",
  "stop_condition": "max_generations",
  "stop_condition_max_generations": 5000
```







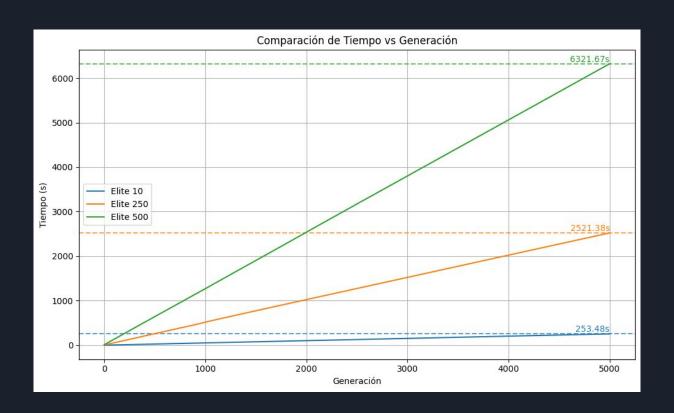








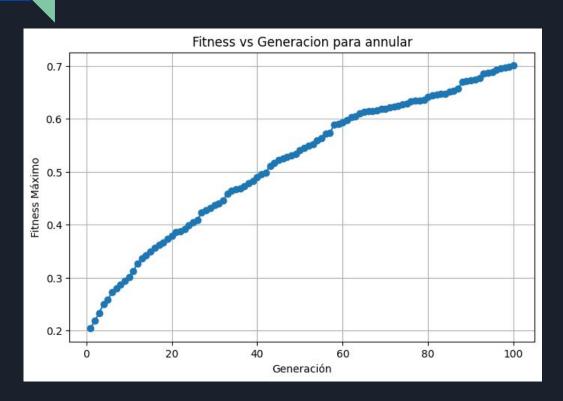
### Tradeoff



#### Modificando el método de cruza

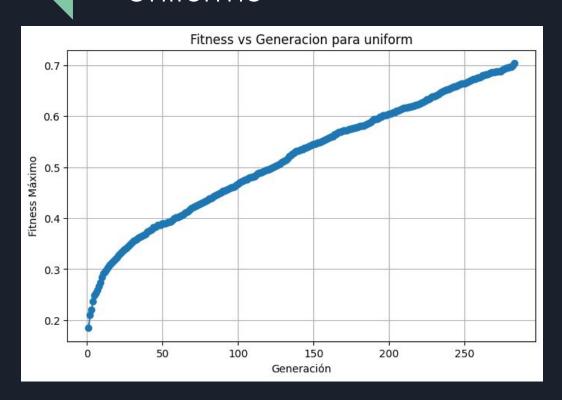
```
"n population size": 500,
  "selection_method": "deterministic_tournaments",
  "k selection size": 600,
  "m_selection_size": 100,
  "crossover method": "annular",
  "crossover_probability": 0.9,
  "mutation_method": "multigen_uniform",
  "mutation probability": 0.1,
  "mutation_M": 5,
  "implementation": "young-bias",
  "stop condition": "acceptable solution",
  "stop_condition_acceptable_solution": 0.70,
  "stop condition max time seconds": 1500,
```

#### Modificando el método de cruza Anular



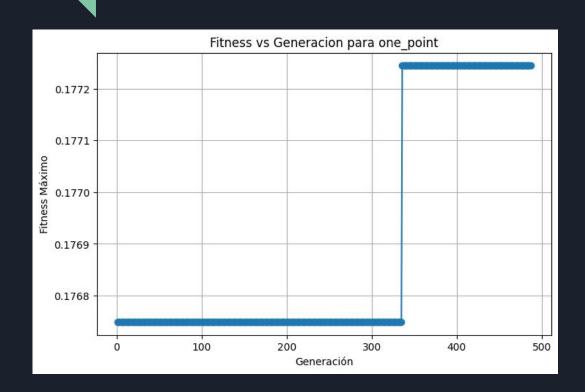


#### Modificando el método de cruza Uniforme





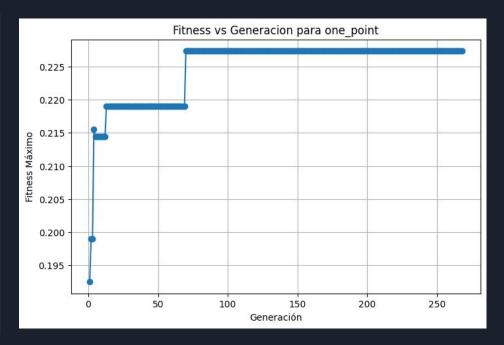
#### Modificando el método de cruza Un Punto



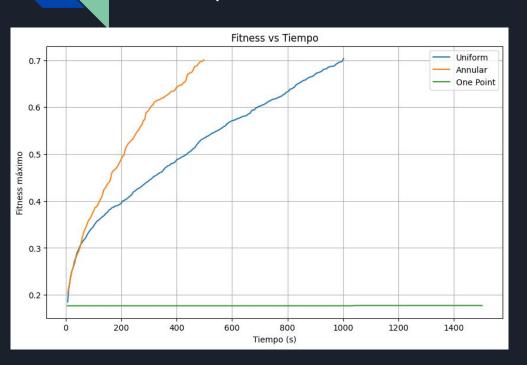


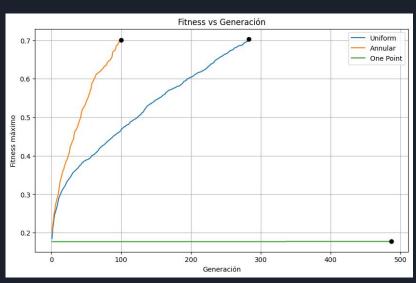
#### Un Punto con diferentes hiperparametros

```
"n population size": 500,
  "selection method": "probabilistic tournaments",
  "k_selection_size": 300,
  "m_selection_size": 100,
  "threshold" : 0.8,
  "crossover_method": "one_point",
  "crossover_probability": 0.55,
  "mutation_method": "multigen_uniform",
  "mutation_probability": 0.1,
  "mutation_M": 5,
  "implementation": "traditional",
  "stop condition": "max time seconds",
  "stop_condition_max_time_seconds": 1500
```



## Modificando el método de cruza Comparación

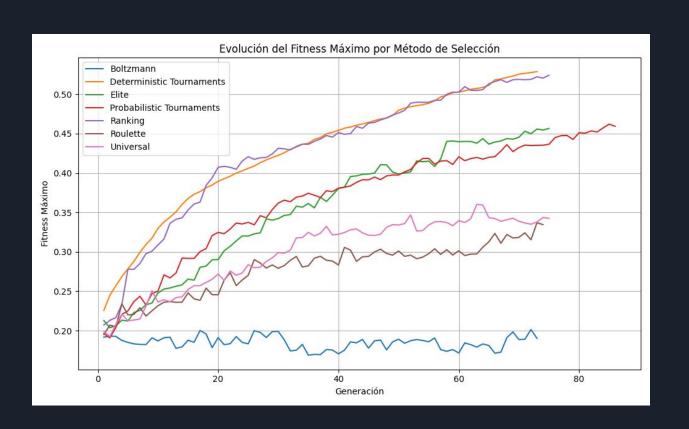




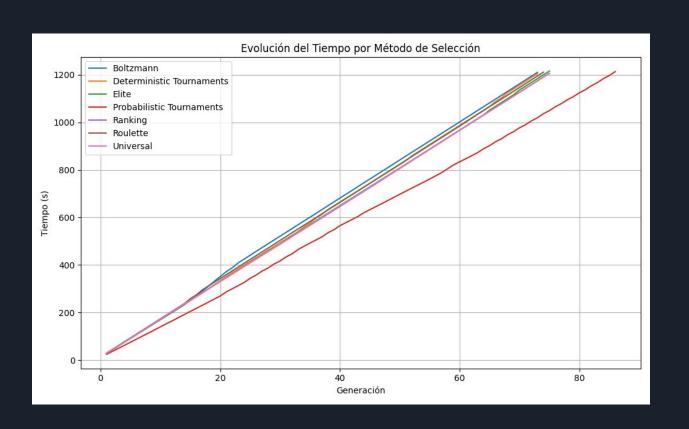
#### Modificando el Método de Selección

```
"n_population_size": 500,
  "selection_method": "elite",
  "k selection size": 600,
  "crossover_method": "uniform",
  "crossover_probability": 1,
  "p_uniform": 0.9,
  "mutation_method": "multigen_uniform",
  "mutation_probability": 0.1,
  "implementation": "young-bias",
  "stop_condition": "max_time_seconds",
  "stop_condition_max_time_seconds": 1200
```

#### Modificando el Método de Selección



#### Modificando el Método de Selección



## Opcionales

#### Paralelizando el cálculo de fitness



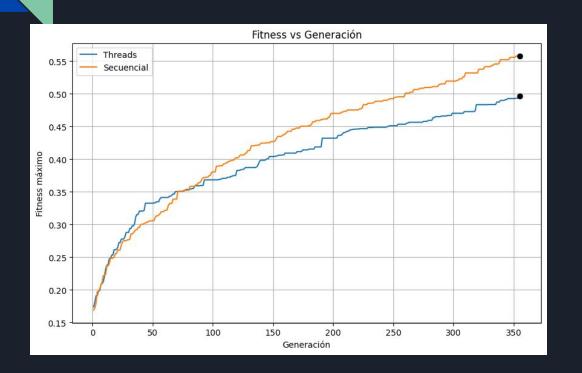
#### Usando ProcessPoolExecutor

```
def elite(self, k_selection_size):
    n_population_size = len(self.population)

if self.use_threads:
    tasks = [(ind, self.fitness_obj, i) for i, ind in enumerate(self.population)]
    with ProcessPoolExecutor(max_workers=4) as executor:
        fitness_list = list(executor.map(evaluate_individual, tasks))

else:
    fitness_list = [(individual, self.fitness_obj.fitness(individual), i)
        for i, individual in enumerate(self.population)]
```

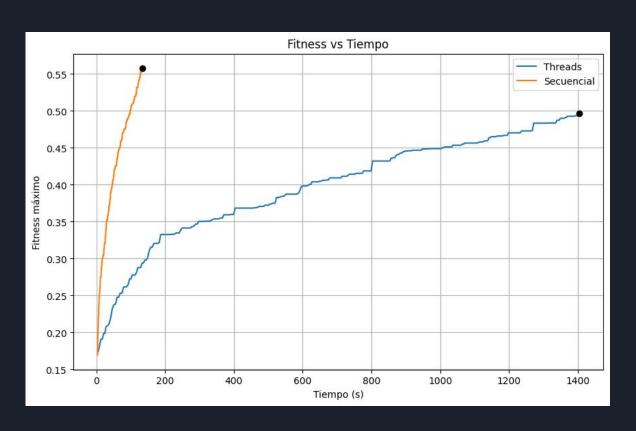
#### Usando ProcessPoolExecutor







#### Usando ProcessPoolExecutor



#### Conclusiones

- Con un N pequeño la imagen resultante tiene un fitness relativamente bajo (así como su percepción visual) pero un tiempo de ejecución menor que utilizar un N grande para una imagen resultado mejor.
- En nuestro caso, el método de cruza anular resultó ser el más rápido manteniendo un buen fitness.
- No logramos obtener los resultados esperados con la paralización del cálculo del fitness, pero creemos que en un lenguaje en el que lo manejamos con mayor facilidad lo hubiésemos logrado (Java), o quizás teniendo más tiempo para investigar en Python.
- Es muy importante comprender la intervención de cada hiper parámetro para poder generar una imagen resultado lo suficientemente fiel en un tiempo de cómputo y coste computacional relativamente bajo.
- No podemos estimar fehacientemente el resultado de un método de selección (con sus hiperparametros) hasta no efectivamente correrlo.