## SIA - TP2 Algoritmos Genéticos

Grupo 1

Alberto Bendayan Tobias Ves Losada Cristian Tepedino Luca Bloise





#### Definimos

• Individuo: Matriz NxN de caracteres ASCII

 Genes: Habrá N² genes, cada uno determinando un carácter de la matriz, y buscando representar MxM píxeles de la matriz original

• **Generación 0**: Se obtienen individuos con caracteres aleatorios

#### Fitness

 A cada carácter ASCII, le asociamos un valor de densidad entre 0 y 1

 Comparamos la densidad asociada al ASCII con la densidad de la sección de la imagen a representar.

• Se obtiene la suma de errores de cada carácter de la matriz:

f(i) = 1/(1+suma errores)

#### Crossover

#### **Cruce Uniforme**

Es el único tipo de cruce visto que no mantiene correlación posicional entre alelos.

#### Criterio de corte

 Representación por ASCII limitada -> no conviene usar f(i) como único criterio de corte.

• Usamos cantidad de generaciones o el tiempo que tarda en encontrarse un nuevo f(i) máximo.

• Pensamos en combinar condiciones de corte para poder usar una cota sobre f(i).

## Ejercicio 2



#### Definimos

• Individuo: Aproximación de Imagen de entrada.

• **Genes**: T triángulos que se utilizan para aproximar la imagen.

Alelos: Las posiciones de los vértices y el color de los triángulos.

 Generación 0: Se obtienen individuos con triángulos con alelos aleatorios.

#### Fitness

- Se compara la imagen generada por un individuo con la imagen objetivo.
- Usamos el índice de similitud estructural (SSIM) para comparar ambas imágenes.
  - Evalúa similitudes en luminancia, contraste y estructura.
  - o Devuelve un valor entre -1 (completamente diferente) y 1 (idénticas).
- La función de fitness devuelve el valor de SSIM normalizado como medida de calidad del individuo.



#### Métodos de selección

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

#### Métodos de cruza

#### Cruce de un punto

- Baja variación
- Mantiene la estructura

#### Cruce de dos puntos

- Más variación
- Sigue manteniendo algo de estructura

#### • Cruce uniforme

- La mayor variación
- No mantiene correlación posicional

#### Cruce anular

Mantiene la estructura de forma cíclica

#### Métodos de mutación

#### Gen

- Variación baja
- Más útil al final

#### MultiGen

- Varía más que la mutación simple
- No desestabiliza tanto
- Más medido que uniforme y más agresivo que el Gen

#### • Uniforme

- Alta variación
- Puede mutar todos los genes

#### Completa

- Agresivo
- Muta todos los genes

#### Métodos para crear nuevas generaciones

Tradicional

Sesgo Joven

#### Condiciones de corte

- Tiempo de ejecución
- Cantidad de generaciones
- Valor de fitness mínimo aceptable
- Similitud de generaciones consecutivas
- Fitness máximo deja de variar

## Resultados

# Métodos de selección sin parámetros

#### Parámetros por defecto

Iteraciones: 70

cantidad de triángulos: 200

Generation size: 100

Parents size: 50

Probabilidad de cruza 0,9

Probabilidad de mutación: 0,2

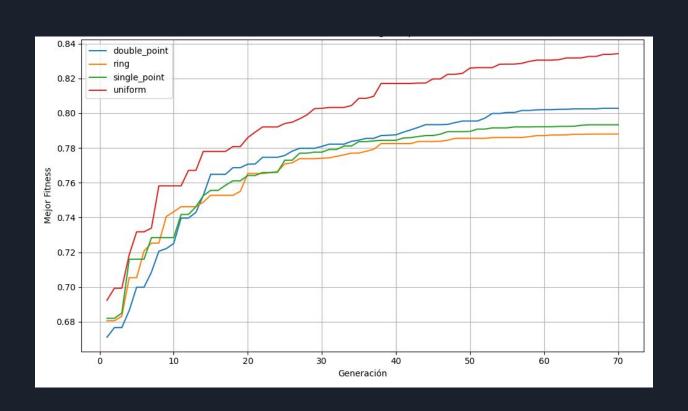
Cruza: Uniforme

Selección: Elite

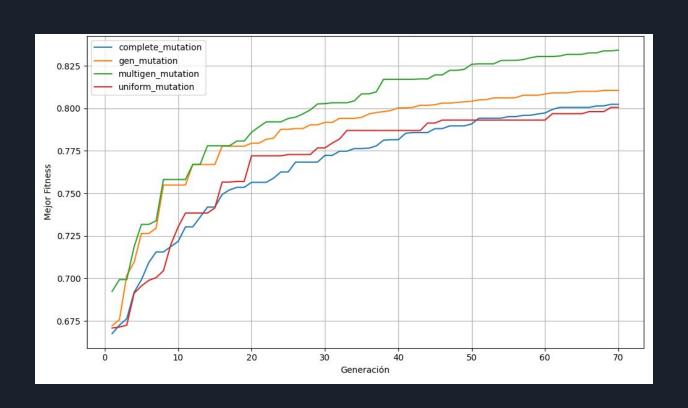
Mutación: Multigen

Conformación genética: Tradicional

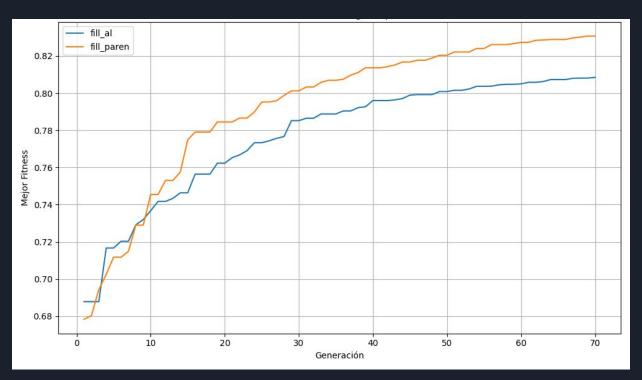
#### Evolución del Fitness según la cruza



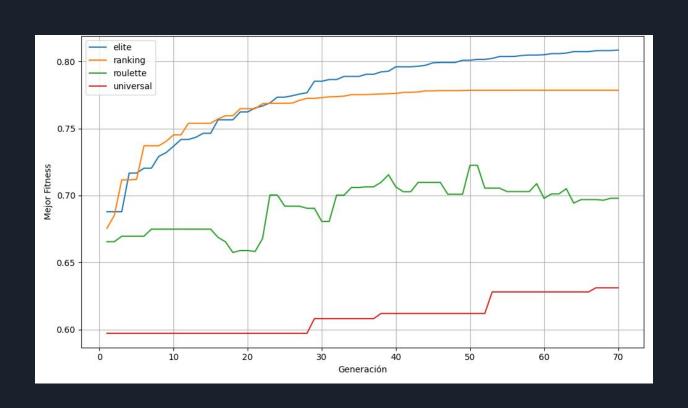
#### Evolución del Fitness según la mutación



# Evolución del Fitness según la conformación genética

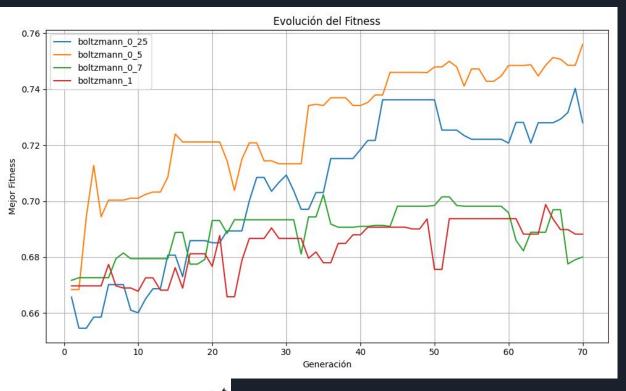


#### Evolución del Fitness según la selección



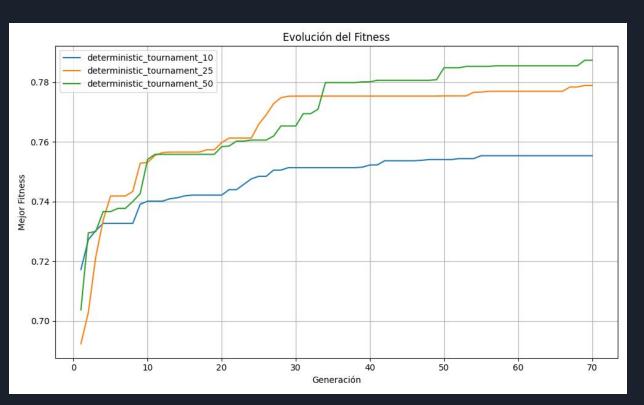
# Métodos de selección con parámetros

#### Evolución según la selección de Boltzmann

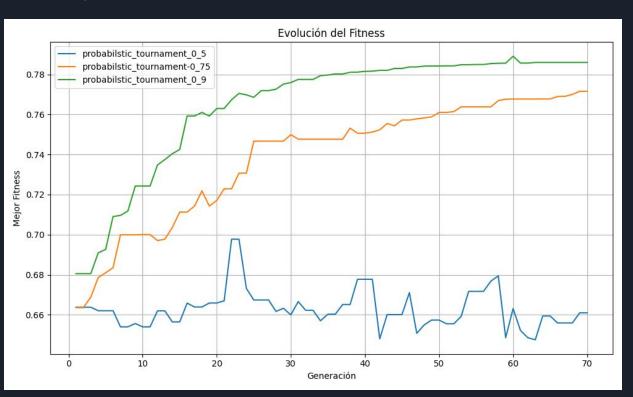


 $T(t) = T_c + (T_0 - T_c)e^{-t}$  La temperatura mínima para todos los casos es 0.1

## Evolución del Fitness según la selección de torneo determinístico

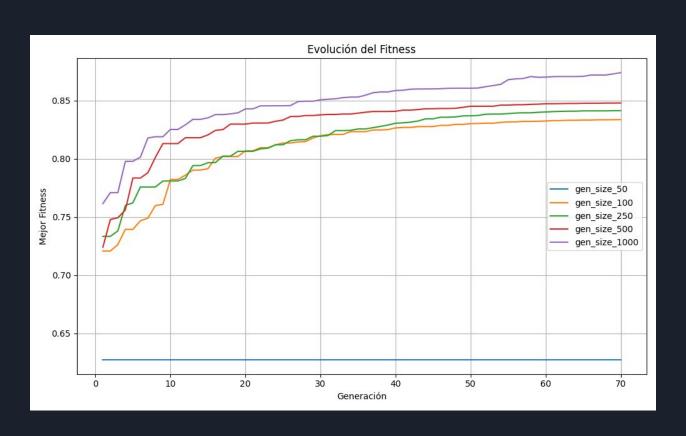


# Evolución del Fitness según la selección de torneo probabilístico

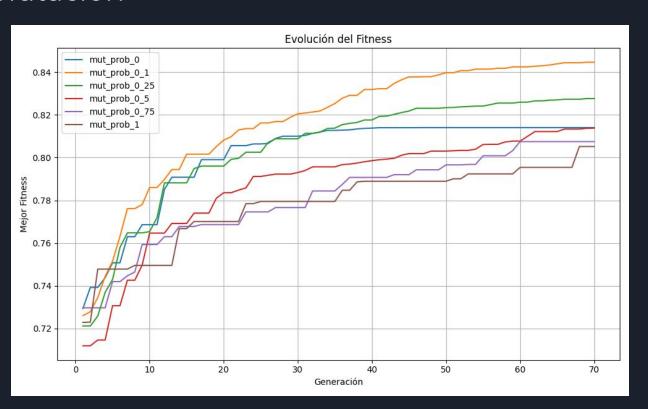


### Otras variaciones

#### Evolución del Fitness según el generation size



## Evolución del Fitness según la probabilidad de mutación



- El tener generaciones de muchos individuos es crucial para poder obtener una buena diversidad genética al inicio, y poder aumentar rápidamente el fitness
- Si no se tiene probabilidad de mutación, el máximo fitness se estancara por la eventual falta de diversidad, pero tener un valor muy elevado lleva a no aprovechar la información de los individuos seleccionados, bajando el fitness. Un valor de 0,1 es bueno para permitir variación sin introducir demasiado caos
- El mejor método de cruza resultó ser el uniforme, creemos que esto se debe a que no mantiene la correlación posicional entre alelos, lo cual en nuestra implementación dicta que triangulos se colocaran sobre otros
- El sesgo joven lleva a mejores resultados de fitness, esto podría ser debido a que elegir a los hijos cruzados y mutados aumenta la diversidad de la próxima generación

- Los mejores métodos de mutación son el de un gen y el multigen. Esto puede ser debido a
  que mantienen más del individuo original que los otros métodos, permitiendo un
  equilibrio entre introducir variación y mantener los mejores elementos
- Los métodos de selección de ruleta y universal no parecen aumentar mucho el fitness de su valor inicial, creemos que esto se debe a que no le ponen suficiente prioridad a seleccionar los mejores individuos.
- Los métodos de selección élite y ranking llevan a un aumento rápido del mayor fitness, pero en sucesivas generaciones se "estancan". Esto se debe a que eliminan demasiado rápido la diversidad genética, por lo que toda la variación en las últimas generaciones vendrá de las mutaciones

- La selección de Boltzmann es un buen compromiso para solucionar los problemas de los métodos anteriores, permitiendo iniciar con una temperatura alta que preserve la diversidad durante las primeras generaciones, y lentamente bajarla para priorizar los mejores individuos hacia el final
- Los torneos determinísticos parecen tener el mismo problema que la selección élite, en el sentido que eligen una solución "buena" de forma rápida, pero eliminan rápido la variedad genética y se estancan. Elegir un número alto de participantes hace menos probable que las soluciones buenas se pierdan de una generación a otra.
- Los torneos probabilísticos, dado un buen threshold, permiten un balance entre elegir los mejores y mantener la diversidad genética, pero, si el threshold es muy bajo, la selección será prácticamente aleatoria, y si es muy alto, la diversidad desaparece rápido y se estanca. Un buen valor del threshold parece ser 0,75.