

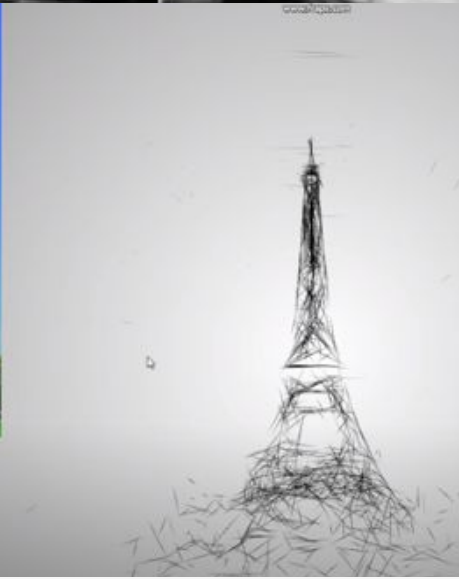


Pinturas Puntillistas con Algoritmos Genético

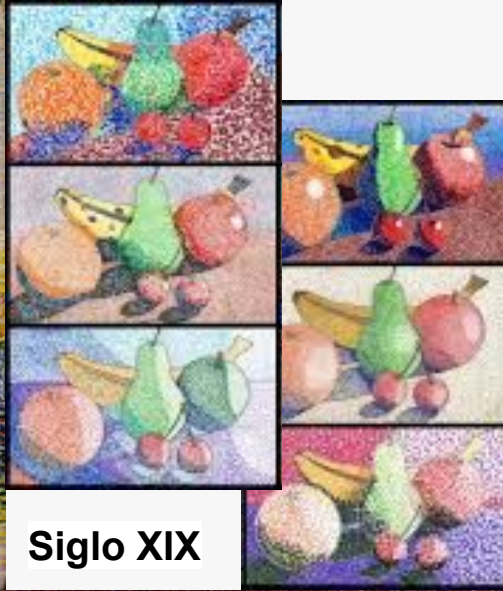
Optimización Industrial con Computación Evolutiva

David Fosca Gamarra

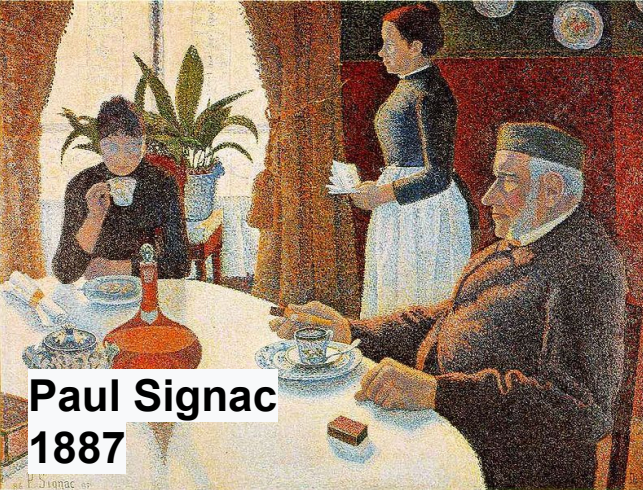




PUNTILLISMO



Siglo XIX

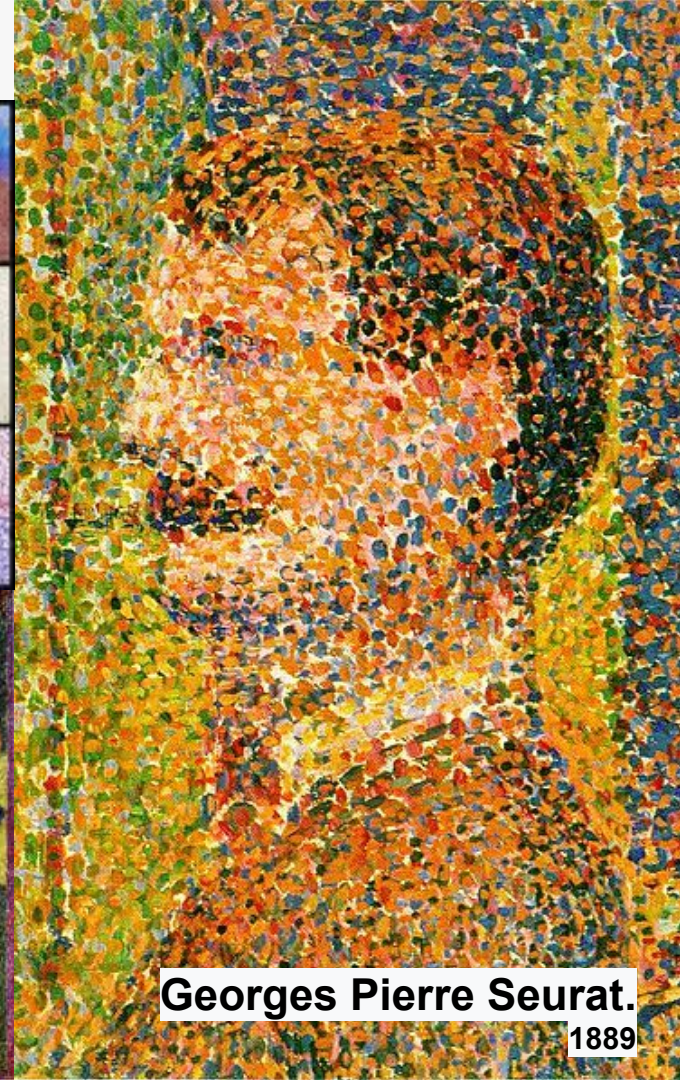


Paul Signac
1887



Georges Pierre Seurat.

1889



OBJETIVO

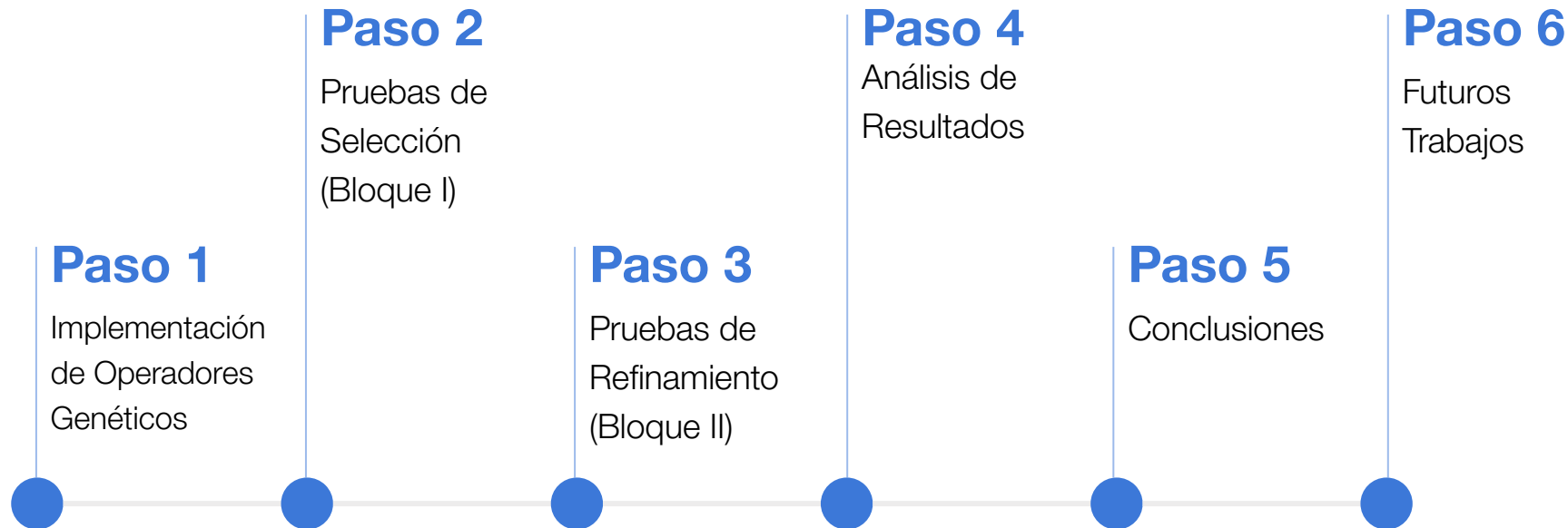


Demostrar de forma práctica cómo los algoritmos genéticos pueden ser utilizados para generar una pintura utilizando círculos como unidad básica de construcción, asemejándose al estilo artístico del puntillismo.



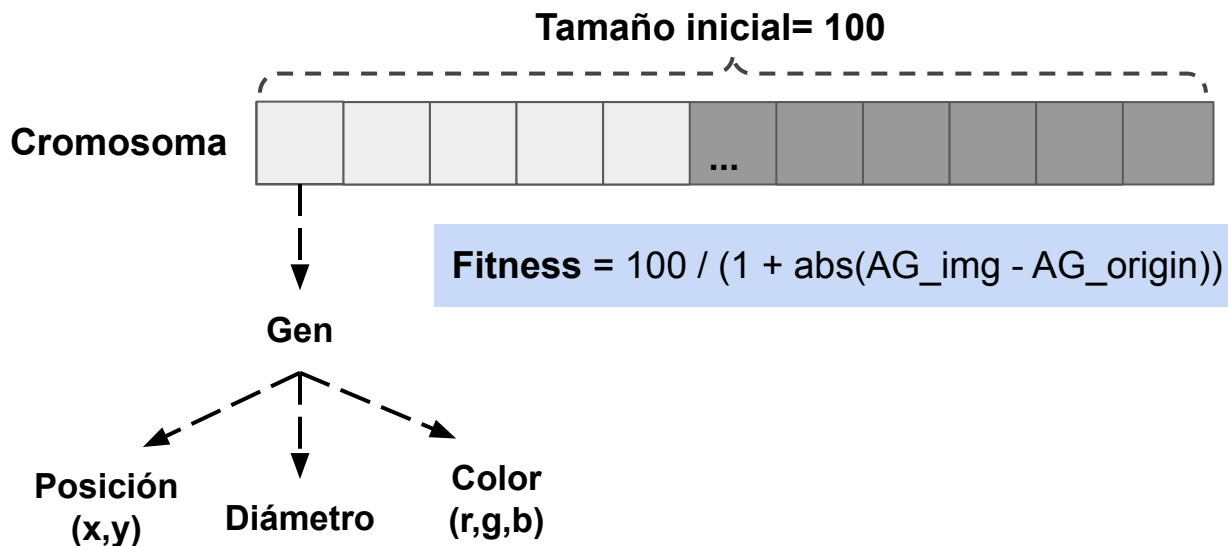
Identificar las características más importantes que un algoritmo genético debería tener para llegar a un resultado que realmente represente a la imagen de referencia y sea visualmente atractivo.

Etapas



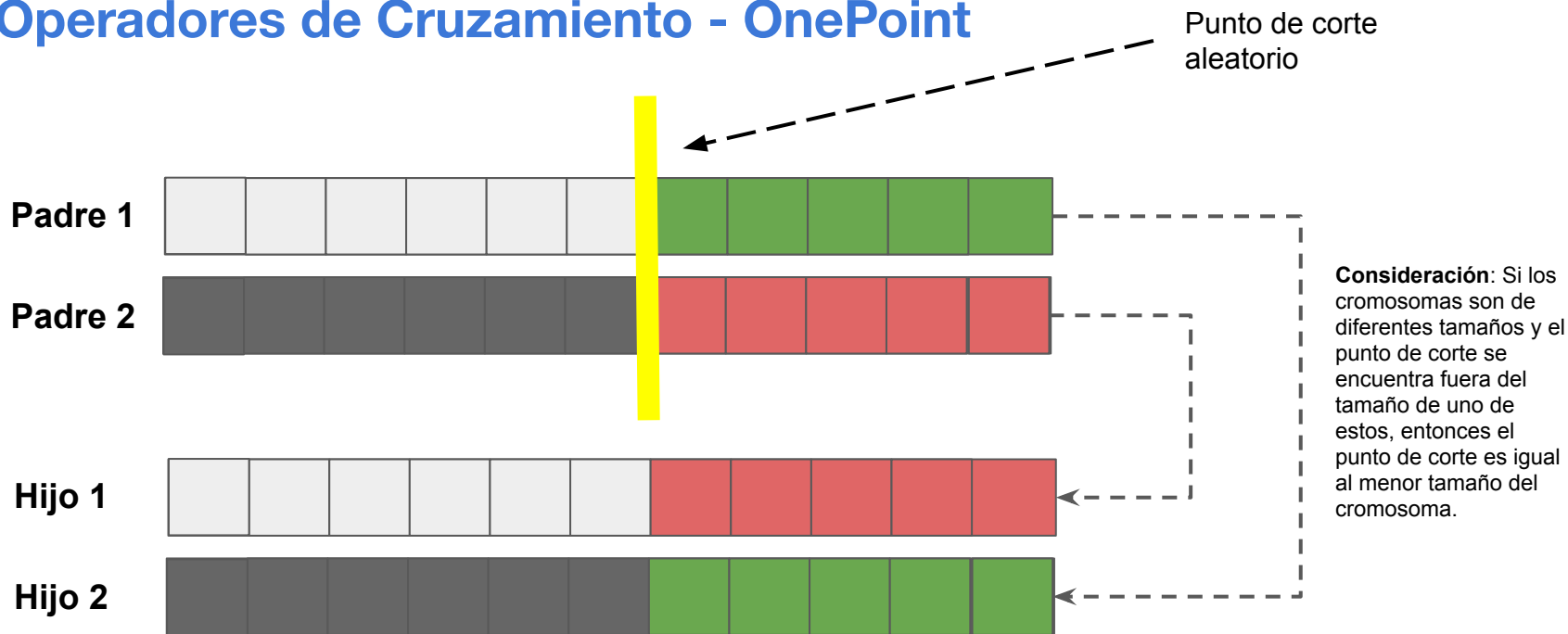
Implementación de Operadores Genéticos

¿Estructura del Individuo?



Implementación de Operadores Genéticos

Operadores de Cruzamiento - OnePoint



Implementación de Operadores Genéticos



PUCP

Operadores de Cruzamiento - Uniform

Mask-Aleatorio



Padre 1



Padre 2



Hijo 1



Hijo 2



Consideración: Si los cromosomas son de diferentes tamaños, entonces solo se podrán intercambiar los genes disponibles hasta el tamaño del menor cromosoma.

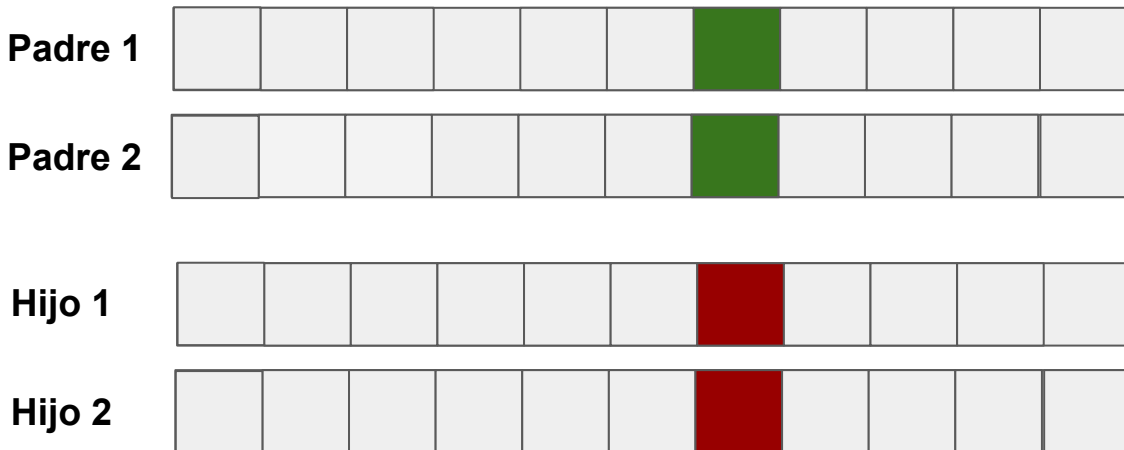
Implementación de Operadores Genéticos

Operadores de Cruzamiento - Aritmético Único

$$gen_hijo1 = \alpha * gen_padre1 + (1-\alpha) * gen_padre2$$

$$gen_hijo2 = \alpha * gen_padre2 + (1-\alpha) * gen_padre1$$

Posición de Gen aleatorio.



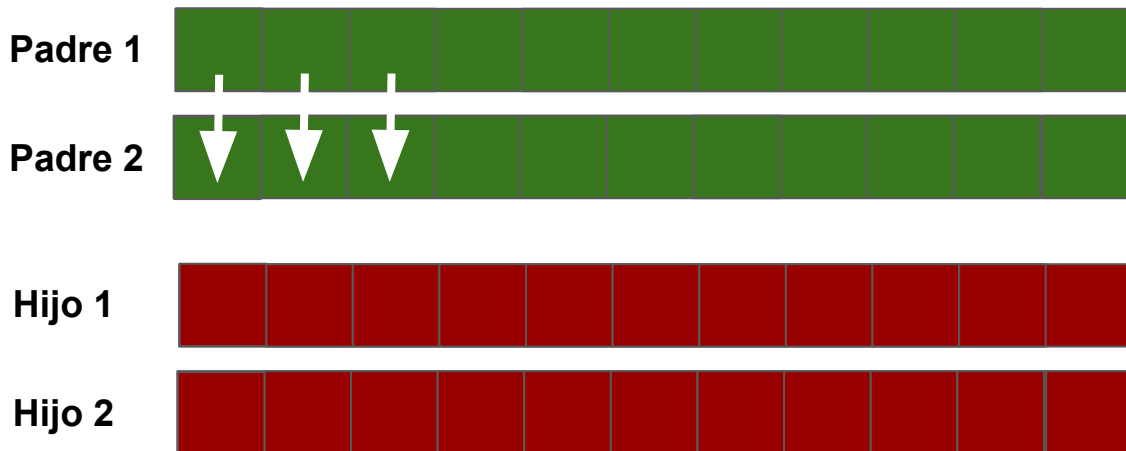
Consideración: Si los cromosomas son de diferentes tamaños y la posición del gen aleatorio se encuentra fuera del tamaño de uno de estos, entonces la posición del gen aleatorio es igual al tamaño del menor cromosoma.

Implementación de Operadores Genéticos

Operadores de Cruzamiento - Aritmético Completo

$$\text{hijo1} = \alpha * \text{padre1} + (1-\alpha) * \text{padre2}$$

$$\text{hijo2} = \alpha * \text{padre2} + (1-\alpha) * \text{padre1}$$



Consideración: Si los cromosomas son de diferentes tamaños entonces solo se podrá considerar para la fórmula los genes disponibles hasta el tamaño del menor cromosoma, el resto de genes que no tienen una pareja se pasan iguales.

Implementación de Operadores Genéticos

Operadores de Mutación - SingleGene

$color = color + pint * beta * color$
 $posición = posición + pint * beta * posición$
 $diámetro = diámetro + pint * beta * diámetro$

Cromosoma



Posición de
Gen aleatorio.

El algoritmo de mutación también permite agregar un nuevo gen en caso el hiper-parámetro **paddgen** sea mayor a un valor aleatorio entre 0 y 1.

Gen

Posición
(x,y)

Diámetro

Color
(r,g,b)

Selección aleatoria
de atributo a
modificar.

Implementación de Operadores Genéticos

Operadores de Mutación - AllGene

$color = color + pint * beta * color$

$posición = posición + pint * beta * posición$

$diámetro = diámetro + pint * beta * diámetro$

Todos los genes se someten a mutación

Cromosoma



Gen

Posición
(x,y)

Diámetro

Color
(r,g,b)

Selección aleatoria
de atributo a
modificar.

El algoritmo de mutación también permite agregar un nuevo gen en caso el hiper-parámetro **paddgen** sea mayor a un valor aleatorio entre 0 y 1.

Bloque I - Pruebas de Selección



Se seleccionó una imagen “simple” para las pruebas. La elección se hizo en base a: i) Poca variedad de colores, ii) Bajo nivel de detalle.

Población Inicial: 50

Tamaño inicial del Cromosoma: 100

Número de Generaciones: 500

Selección de Padres: Tournament

Número de Iteraciones con nuevas generaciones: 10

Objetivo: Probar combinaciones de los operadores implementados y sus hiper-parámetros, para seleccionar la mejor configuración.

Bloque II - Pruebas de Refinamiento



PUCP



Se seleccionaron diferentes imágenes para realizar las pruebas finales.

Población Inicial: 50

Tamaño inicial del Cromosoma: 100

Número de Generaciones: > 10,000

Selección de Padres: Tournament

Número de Iteraciones con nuevas generaciones: 1

Objetivo: Ejecutar la mejor combinación encontrada en el bloque I con una mayor cantidad de generaciones. Así mismo, realizar pruebas modificando la probabilidad de agregar un gen y la intensidad de mutación.

Análisis de Resultados



PUCP

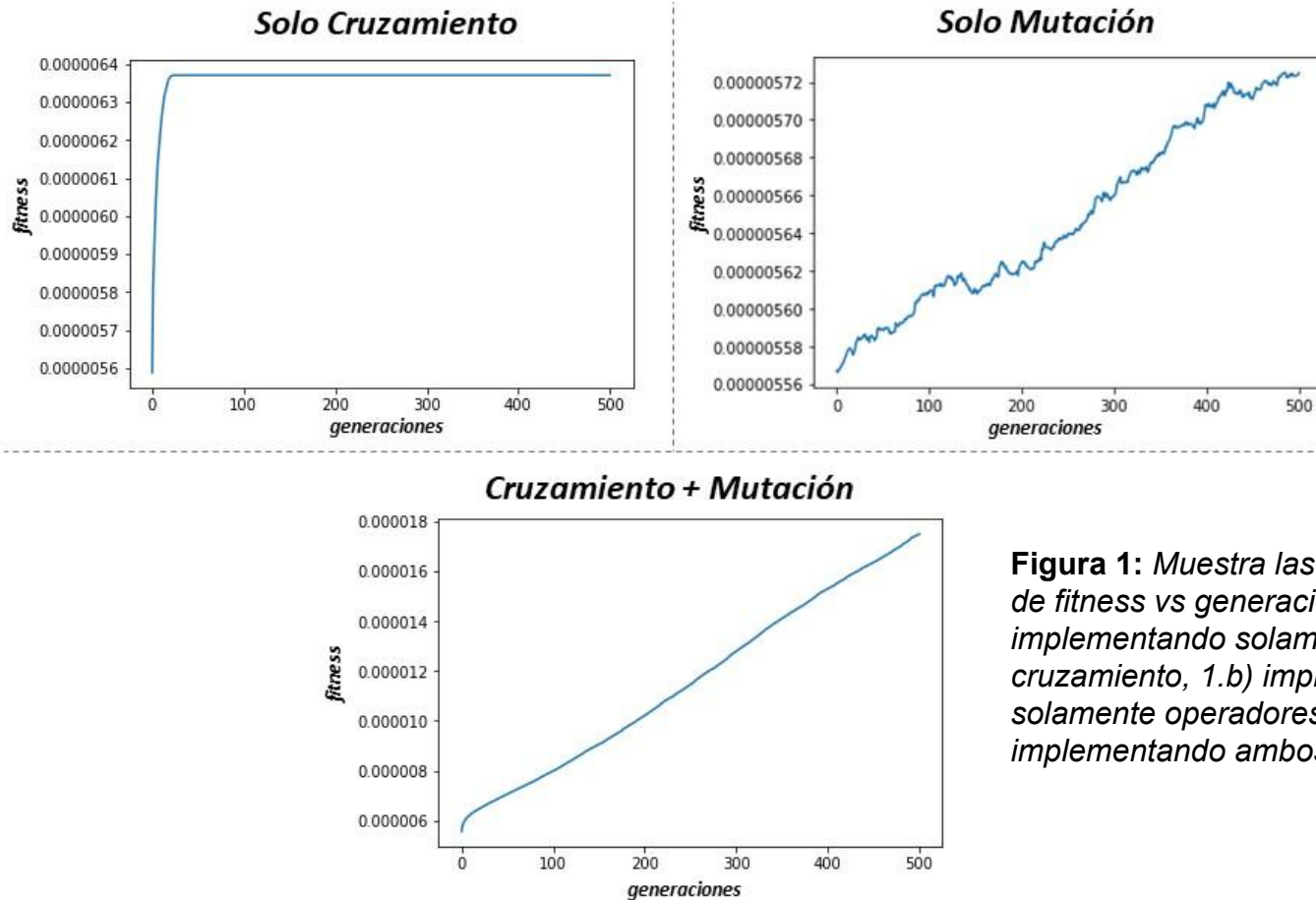


Figura 1: Muestra las gráfica de evolución de fitness vs generación. 1.a) implementando solamente operadores de cruzamiento, 1.b) implementando solamente operadores de mutación y 1.c) implementando ambos operadores.

Análisis de Resultados



PUCP

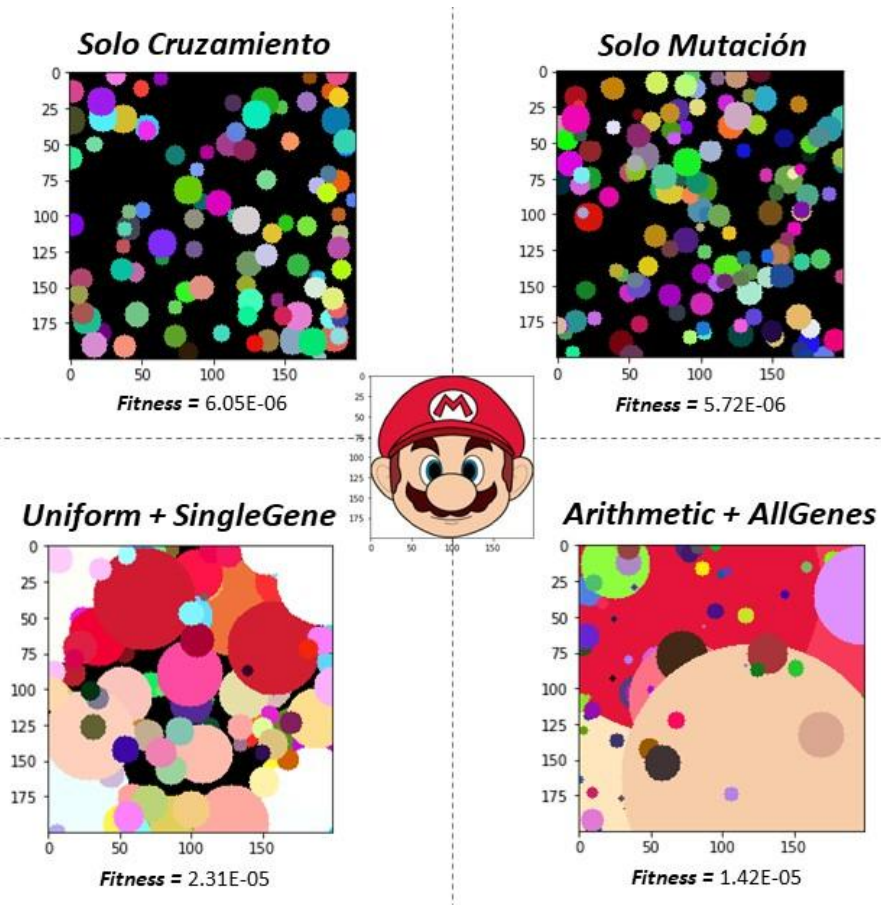


Figura 2: Muestra las imágenes reproducidas después de 500 generaciones. 2.a) implementando solamente operadores de cruzamiento, 2.b) implementando solamente operadores de mutación, 2.c) implementando cruzamiento “Uniform” y mutación “SingleGene” y 2.d) implementando cruzamiento “Arithmetic-Simple” y mutación “AllGenes”.

Análisis de Resultados



PUCP

BLOQUE I

Población: 50 | Tamaño de Cromosoma Inicial: 100 | Número de Generaciones: 500 | Selección de Padres: Tournament

Operadores e Hiper-Parámetros del AG					Resultados de Ejecución (10 veces)				
Cruzamiento	Mutación	pmut	imut	padd	Fitness (Media)	Fitness (STD)	Tiempo (min)	Mejor Cromosoma (# genes)	¿Convergencia Precoz?
None	Single-Gene	0.8	0.5	0.1	5.72E-06	4.03E-08	3.3	136	No
		0.8	0.8	0.5	6.39E-06	5.48E-08	4.3	281	No
	All-Genes	0.8	0.5	0.1	5.07E-06	2.20E-08	4.6	140	Si
		0.8	0.8	0.5	5.10E-06	2.77E-08	5.4	160	Si
OnePoint	None	0.0	0.0	0.0	6.37E-06	8.05E-08	0.5	100	Si
	Single-Gene	0.5	0.5	0.1	1.75E-05	6.87E-07	1.8	149	No
		0.7	0.5	0.1	1.89E-05	1.55E-06	2.5	147	No
		1.0	0.5	0.1	1.99E-05	4.68E-07	3.6	154	No
	All-Genes	0.5	0.5	0.1	1.43E-05	1.06E-06	2.4	101	Si
		1.0	0.5	0.1	1.49E-05	4.52E-07	2.8	103	Si
Uniform	None	0.0	0.0	0.0	7.11E-06	9.24E-08	3.3	100	Si
	Single-Gene	0.5	0.5	0.1	2.00E-05	9.78E-07	5.1	140	No
		0.7	0.5	0.1	2.16E-05	5.06E-07	6	138	No
		1.0	0.5	0.1	2.31E-05	7.97E-07	7	146	No
	All-Genes	0.5	0.5	0.1	1.43E-05	1.26E-06	4.6	101	Si
		1.0	0.5	0.1	1.53E-05	2.80E-07	5.9	103	Si

Tabla 1: Resultados del Bloque I.

Análisis de Resultados



PUCP

BLOQUE I

Población: 50 | Tamaño de Cromosoma Inicial: 100 | Número de Generaciones: 500 | Selección de Padres: Tournament

Operadores e Hiper-Parámetros del AG					Resultados de Ejecución (10 veces)				
Arithmetic-Unique	None	0.0	0.0	0.0	6.05E-06	4.44E-08	3.7	100	Si
	Single-Gene	0.5	0.5	0.1	9.28E-06	1.41E-07	5.6	215	No
		1.0	0.5	0.1	1.02E-05	1.47E-07	6.7	235	No
	All-Genes	0.5	0.5	0.1	9.06E-06	2.98E-06	5.1	152	No
		1.0	0.5	0.1	1.42E-05	2.52E-06	5.6	113	No
Arithmetic-Complete	None	0.0	0.0	0.0	6.04E-06	3.79E-08	4.8	100	Si
	Single-Gene	0.5	0.5	0.1	1.16E-05	6.94E-07	9.4	177	No
		1.0	0.5	0.1	9.94E-06	1.72E-07	10.2	247	No
	All-Genes	0.5	0.5	0.1	1.16E-05	1.31E-06	5.6	136	No
		1.0	0.5	0.1	1.36E-05	1.31E-06	6.7	125	No

Tabla 1: Resultados del Bloque I.

Análisis de Resultados

BLOQUE II						
Población: 50 Tamaño de Cromosoma Inicial: 100 Número de Generaciones: 2000 Selección de Padres: Tournament						
Operadores e Hiper-Parámetros del AG					Resultados de Ejecución (1 vez)	
Cruzamiento	Mutación	pmut	imut	padd	Fitness	# Genes
Uniform	Single-Gene	1.0	0.5	0.1	5.59E-06	160
		1.0	0.7	0.2	5.62E-06	190
		1.0	0.7	0.5	5.56E-06	293
		1.0	1	0.2	5.58E-06	174

Tabla 2: Resultados del Bloque II

Análisis de Resultados



PUCP

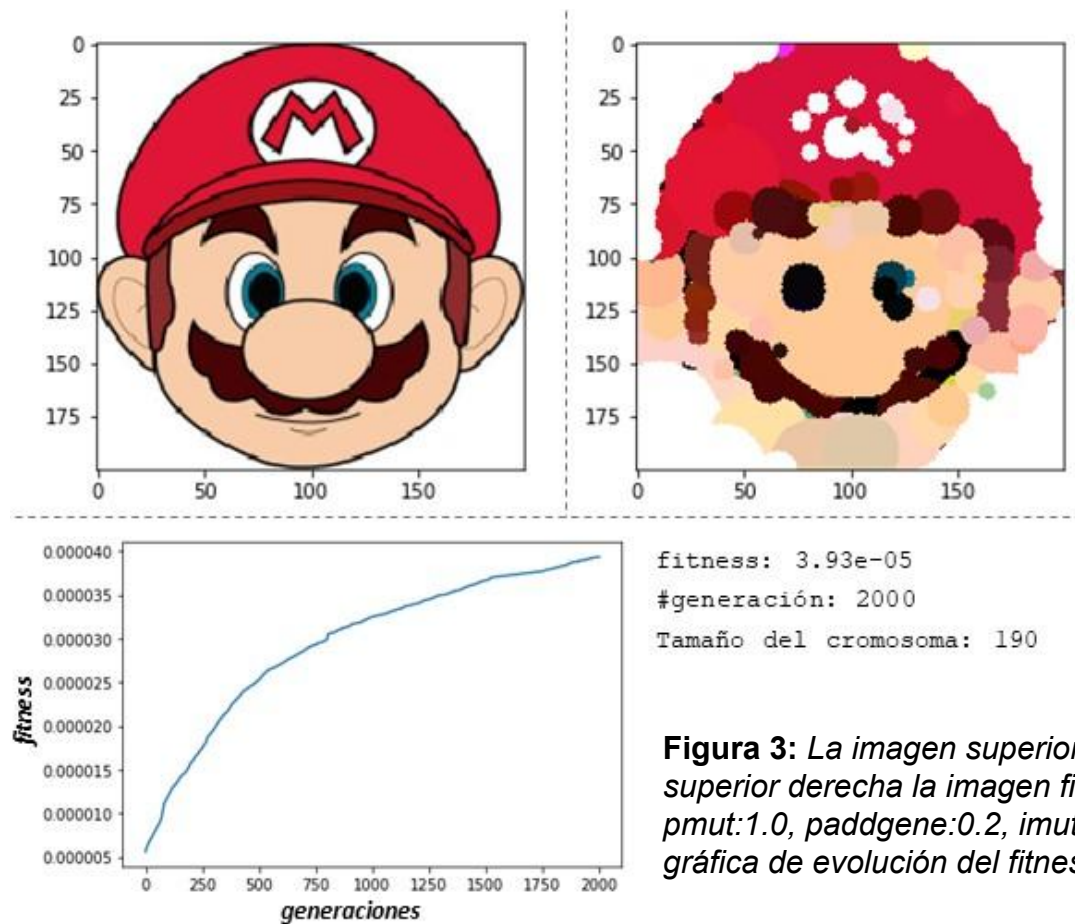


Figura 3: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Uniform+SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:2,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



PUCP

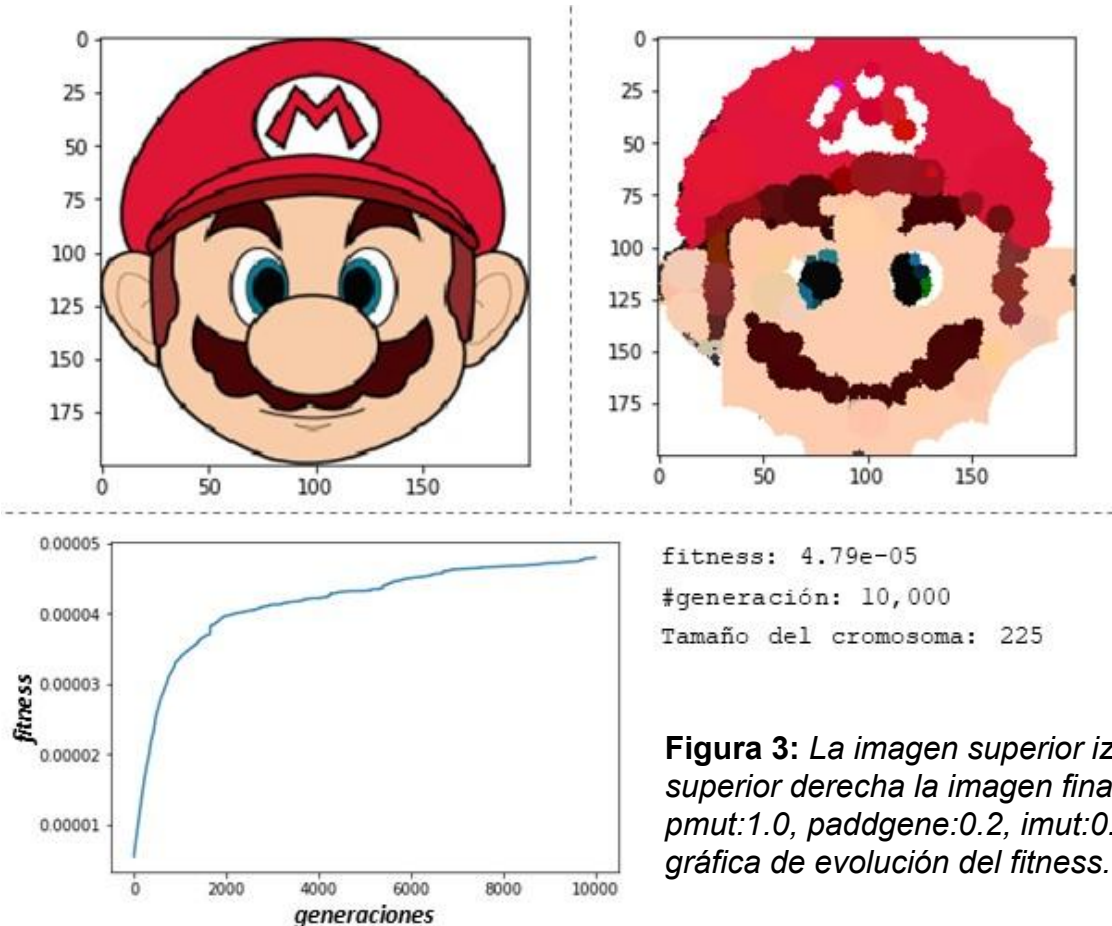


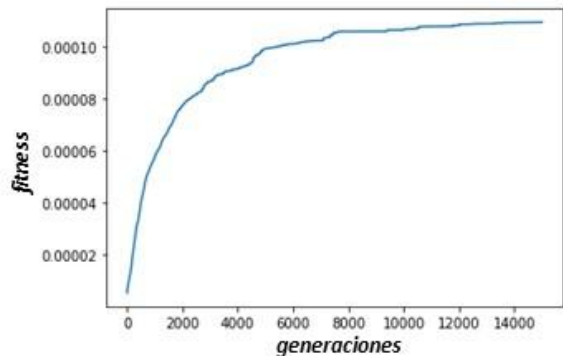
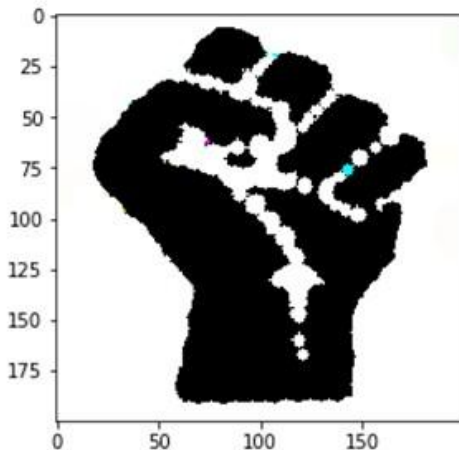
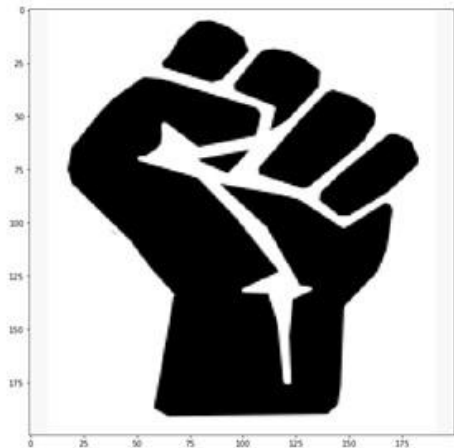
Figura 3: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Uniform+SingleGene, $pmut: 1.0$, $paddgene: 0.2$, $imut: 0.7$, $gen: 10,000$), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



PUCP

Tournament



fitness: 0.000109

#generación: 15,000

Tamaño del cromosoma: 160

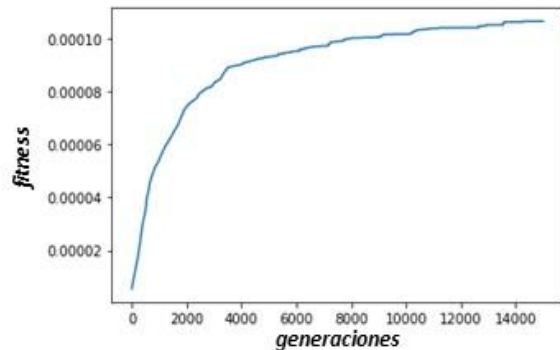
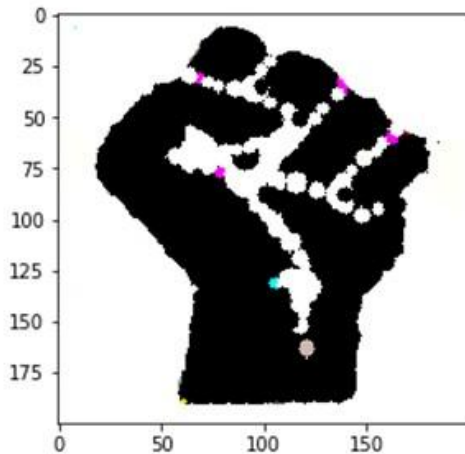
Figura 4: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



PUCP

Roulette



fitness: 0.000107

#generación: 15,000

Tamaño del cromosoma: 160

Figura 5: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Roulette + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados

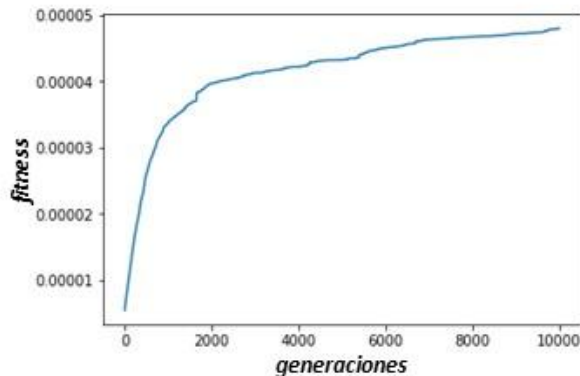
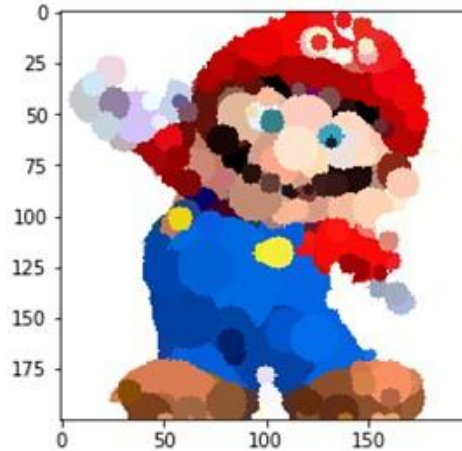
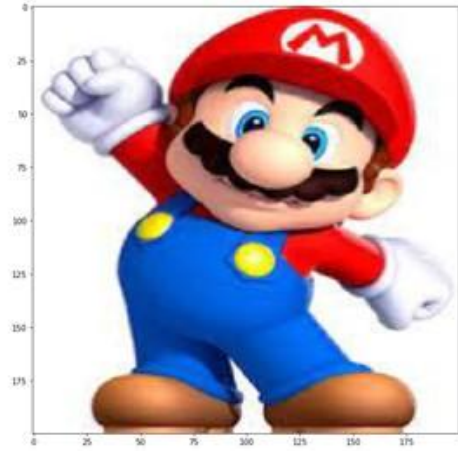


Video 1: BlackHand.jpg (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



PUCP



fitness: 5.73e-05
#generación: 15,000
Tamaño del cromosoma: 249

Figura 6: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados

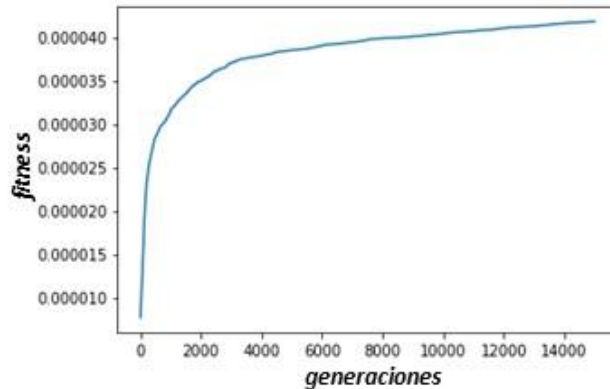
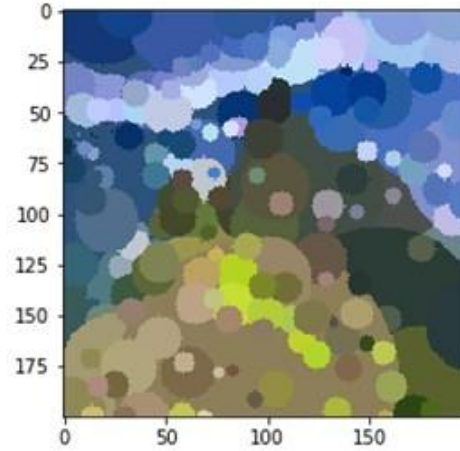


PUCP



Video 2: MarioBros.jpg (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



fitness: 4.18e-05

#generación: 15,000

Tamaño del cromosoma: 231

Figura 7: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



PUCP

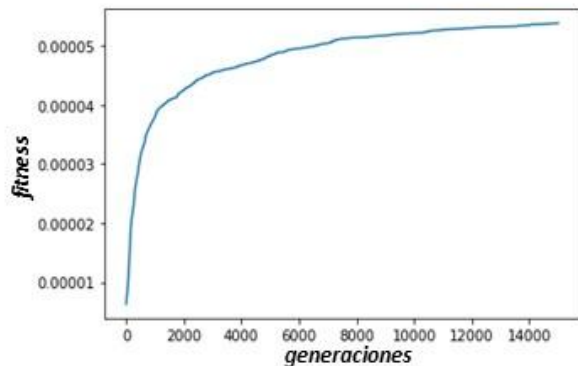
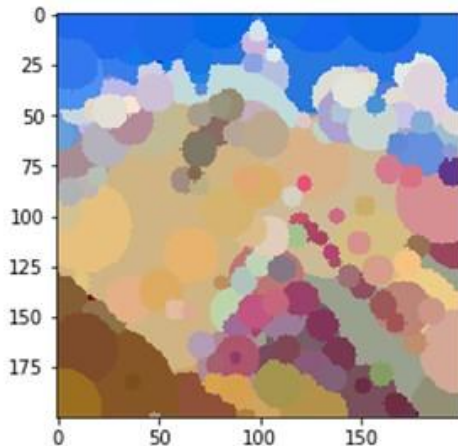
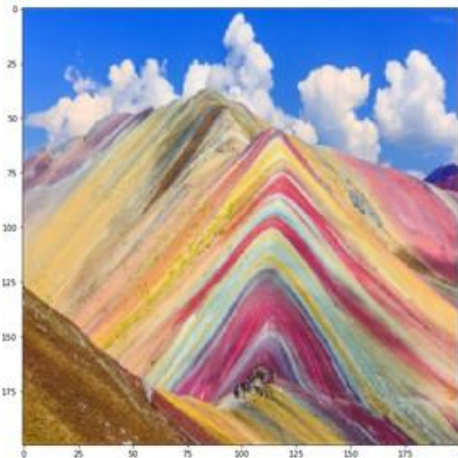


Video 3: MachuPichu.jpg (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



PUCP



fitness: 5.39e-05
#generación: 15,000
Tamaño del cromosoma: 279

Figura 8: La imagen superior izquierda muestra la imagen original, la superior derecha la imagen final reproducida (Tournament + Uniform + SingleGene, pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7, gen:15,000), y la inferior muestra la gráfica de evolución del fitness.

Análisis de Resultados



Video 4: MontañaColores.jpg
(Tournament + Uniform + SingleGene,
pmut:1.0, paddgene:0.2, imut:0.7,
gen:15,000), y la inferior muestra la
gráfica de evolución del fitness.

Conclusiones

1. Los valores de los fitness alcanzados no se acercan al valor óptimo que la Fórmula 4 plantea (fitness=100) para las 15,000 generaciones probadas. Sin embargo, como se mencionó al inicio, **el objetivo del AG con estilo puntillista no es obtener la misma imagen, sino representarla con círculos (al estilo puntillista)**. Con una mayor cantidad de generaciones, es posible aumentar más el valor del fitness y por lo tanto lograr mayor detalle en las imágenes reproducidas.
2. Debido a que la diferencia entre la imagen que define la población inicial y la imagen a replicar es muy grande, **el AG se beneficia mucho de trabajar con la máxima probabilidad de mutación (pmut=1.0)** para realizar un proceso de exploración más fuerte.
3. La mejor combinación de operadores genéticos según las pruebas realizadas son, **cruzamiento “Uniform” junto a mutación “SingleGene”**, con una probabilidad pmut máxima (1.0), una probabilidad de añadir genes menor a 0.5 (0.3-0.2) y una intensidad de mutación elevada entre (0.5 y 0.8).
4. **Trabajando únicamente con operadores de cruzamiento o mutación no se obtuvieron buenos resultados**. El primero debido a que los AGs necesitan de un componente de exploración, y este problema en particular lo demanda especialmente al inicio. El segundo, porque las soluciones encontradas en los mejores individuos no están siendo utilizadas para mejorarlas y en muchos casos se pierde el camino correcto.

Futuros Trabajos

1. Si se desea mejorar la representación de las imágenes en menor tiempo, se puede trabajar en **disminuir el espacio de estados**, acotando los valores de color a escala de grises.
2. Aplicar algoritmos de **Inteligencia Colectiva** para comparar valores de fitness, tiempos de ejecución y resultados visuales.

Gracias.

GITHUB: https://github.com/DavidFosca/Genetic_Algorithm_Painting.git