

# **Trabajo Corto: Algoritmos Genéticos**

## ***Informe de resultados***

Inteligencia Artificial, GR 1

Prof. Ing. Kenneth Obando R.

Instituto Tecnológico de Costa Rica

Julián Rodríguez Sarmiento, c.2019047635

Samuel Valverde Arguedas, c.2022090162

II Semestre 2025

---

## **Índice**

<b>1. Resumen ejecutivo.</b>	<b>2</b>
<b>2. Introducción (motivación, fundamentos de AG).</b>	<b>2</b>
<b>3. Descripción de la modalidad escogida (juego o arte).</b>	<b>2</b>
<b>4. Diseño del cromosoma y función de fitness.</b>	<b>3</b>
<b>5. Parámetros y configuración experimental.</b>	<b>3</b>
<b>6. Resultados y visualizaciones.</b>	<b>4</b>
<b>7. Discusión crítica y análisis.</b>	<b>7</b>
<b>8. Conclusiones y trabajo futuro.</b>	<b>8</b>

## 1. Resumen ejecutivo.

Este trabajo aplica algoritmos genéticos para aprender una política que resuelva el problema de “mountain Car”, un problema clásico de control con recompensas escasas. El objetivo fue evolucionar una política con una capa oculta que, a parte del estado del carro este seleccione acciones efectivas para llegar a los más alto de la montaña en la menor cantidad de pasos.

Se implementó un AG con población de 30 individuos, 50 generaciones, elitismo proporcional, “crossover” de punto, la mutación gaussiana por generación y un “matin pool”. El fitness se definió como el retorno promedio en 3 episodios por individuo.

## 2. Introducción (motivación, fundamentos de AG).

“mountainCar-v0” es un problema clásico de algoritmos genéticos de recompensas escasas y dinámica no lineal, el carro debe retroceder para ganar impulso y luego llegar a la cima de la montaña. Se exploró la búsqueda evolutiva sobre el espacio de políticas esto porque entrenar por gradiente puede ser sensible a la forma de recompensa del problema.

Un Algoritmo Genético mantiene una población de soluciones (cromosomas), evalúa su fitness, y aplica selección, combinación y mutación para generar nuevas soluciones, preservando diversidad mediante mutación y presión selectiva mediante elitismo.

## 3. Descripción de la modalidad escogida (juego o arte).

“MountainCar-v0” es un entorno clásico de control: un carro con motor débil debe subir una colina, pero para lograrlo primero tiene que retroceder y tomar inercia. El estado es continuo y bidimensional la posición y velocidad del carro; en Gymnasium suele estar acotado. El espacio de acciones es discreto con tres opciones: empujar izquierda (0), nada (1) o derecha (2). El episodio termina al alcanzar la meta o al agotar el límite de pasos.

La recompensa es  $-1$  por paso hasta terminar el episodio, lo que incentiva llegar a la meta en el menor número de pasos posible. La dinámica obedece a una física simple: aplicar fuerzas pequeñas sobre el carro influye en su velocidad y,

por la pendiente, el carro puede aprovechar la gravedad para impulsarse. En variantes del entorno puede exigirse una velocidad objetivo mínima al llegar a la meta “goal\_velocity”, lo que incrementa la dificultad. En resumen, resolver “MountainCar-v0” requiere descubrir una estrategia no lineal (oscilar hacia atrás y adelante) más que simplemente “avanzar hacia la cima”.

#### 4. Diseño del cromosoma y función de fitness.

Política  $\pi_{\theta}$ . Con ReLU.

Cromosoma real: concatenación de pesos  $\theta = [\text{vec}(W1) || \text{vec}(W2)]$ .

Longitud:  $2 \times 8 + 8 \times 3 = 40$  genes.

Fitness de un individuo  $\theta$ :  $F(\theta) = \frac{1}{E} \sum_{e=1}^E \sum_{t=1}^{Te} r_t^{(e)}$  con  $E = 3$  episodios.

#### 5. Parámetros y configuración experimental.

El entorno en el que se ejecuta es “mountainCar-v0” de Gymnasium con “goal\_velocity=0.0”. A continuación la configuración del algoritmo genético implementado.

- Población: 30 individuos.
- Generaciones: 50.
- Selección: Torneo binario sobre el mating pool.
- Mating pool: 25% mejores por fitness.
- Crossover: 1 punto, prob. 0.7.
- Mutación: gaussiana  $N(0,0.1)$  por gen con prob. 0.1.
- Elitismo: 5% de mejores pasan intactos.
- Evaluación por individuo: 3 episodios (promedio).

Para la configuración experimental se utilizó una corrida base para ver las diferencias al cambiar ciertos parámetros, los parámetros que se cambiaron fueron, el

tamaño de la población, la mutación y el “crossover rate”. Para el experimento base se utilizó el algoritmo propuesto implementado, entonces para el primer experimento se cambió la población a 15 individuos por generación, el segundo va a variar con una mutación más alta de 0.3 y para el último experimento se va a cambiar el cruce por uno mayor de 0.9.

## 6. Resultados y visualizaciones.

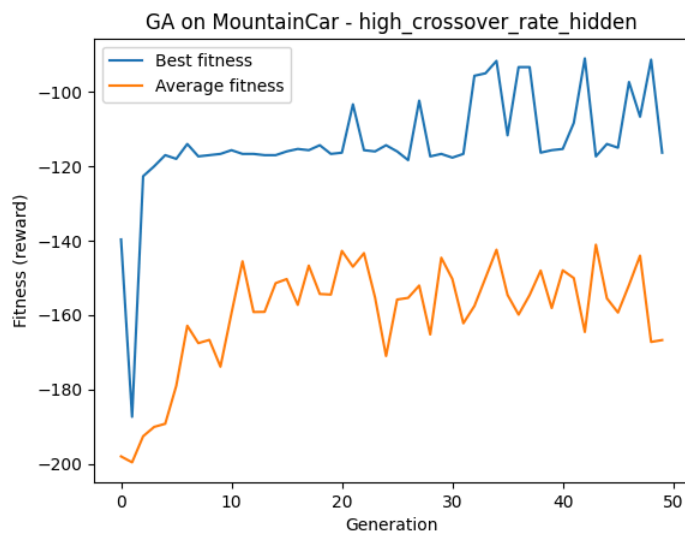
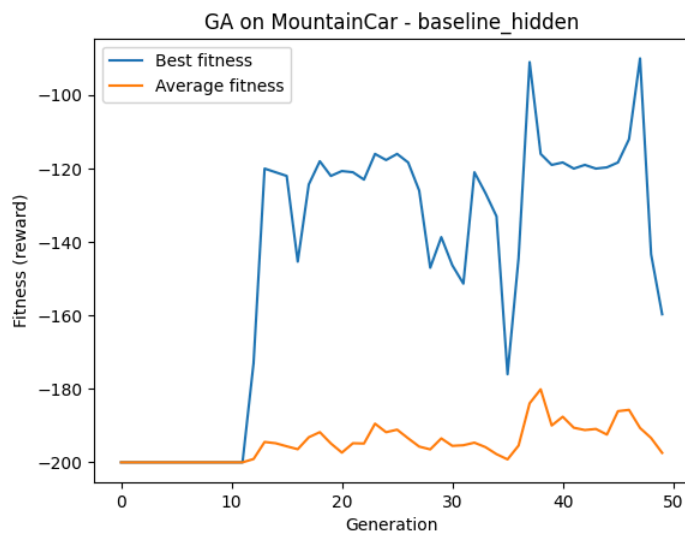
A continuación la tabla de resultados que resume los experimentos y sus respectivas gráficas.

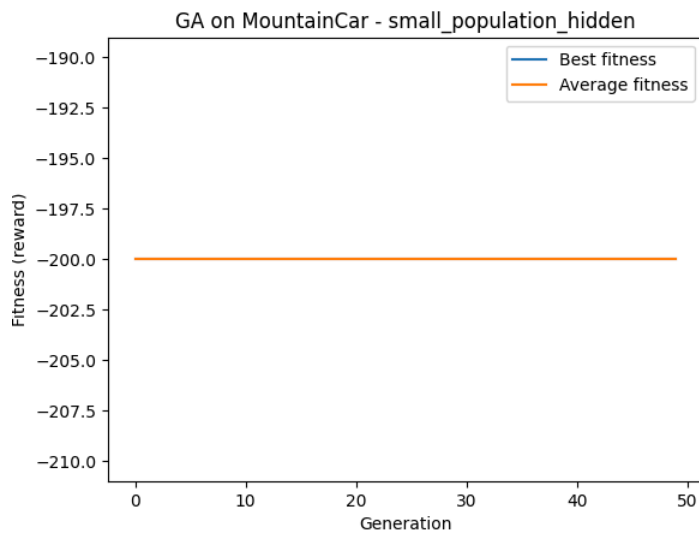
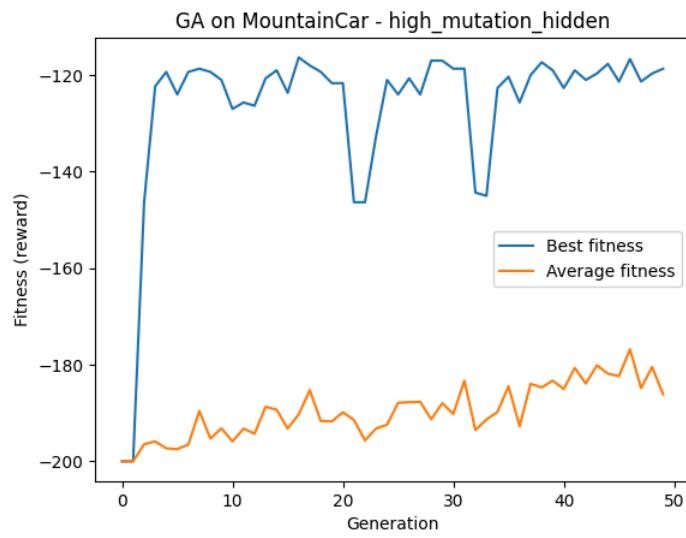
Configuración	Best global	Gen	AVG(mejor)	Gen	Best(Final)	AVG(Final)
Base	-90.00	48	-180.11	39	-159.67	-197.42
Baja población	-200.0		-200.00	--	-200.00	-200.00
Alta mutación	-166.33	17	-176.80	47	-118.67	-186.13
Alto cruce	-91.00	43	-141.09	44	-116.33	-166.71

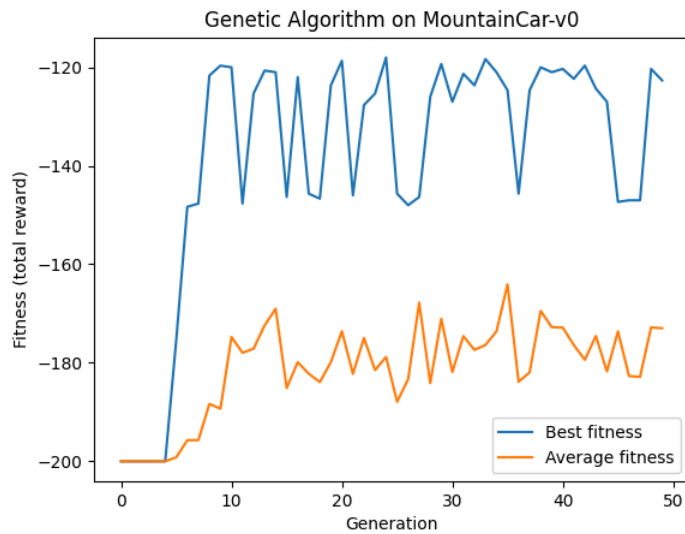
Ejecutamos cuatro configuraciones variando población, tasa de mutación y tasa de *crossover*. En la línea base , tras varias generaciones emergió un individuo destacado (best = -90 en la Gen 48), aunque el promedio poblacional se mantuvo alrededor de -180 y finalizó cerca de -197, reflejando baja consistencia. La configuración con población pequeña no mostró progreso (best y avg en -200 durante toda la corrida), evidenciando que la falta de diversidad impide la exploración efectiva del espacio de políticas. Con mutación alta ( $p=0.3$ ) observamos descubrimiento temprano de buenos individuos (best = -116.33 en Gen 17) y un promedio máximo de -176.80, lo que confirma mayor exploración a costa de mayor varianza.

Incrementar la tasa de cruce a 0.9 elevó notablemente la calidad promedio de la población (mejor Avg = -141.09, Gen 44) y mantuvo un best competitivo (-91.00, Gen 43), cercano al récord de baseline (-90.00). Esto sugiere que la recombinación más frecuente disemina combinaciones útiles de genes por la población, mejorando la robustez global aunque no siempre supere el mejor valor individual absoluto. En conjunto, la evidencia empírica indica que la

combinación de tasa de cruce alta con mutación moderada ofrece un buen compromiso entre exploración poblacional y desempeño final.







## 7. Discusión crítica y análisis.

- El rol de elitismo fue clave, sin elitismo se observó un estancamiento de -200, con este aspecto ( $\geq 1$  o 5%) el progreso se conserva y acelera la convergencia.
- La capacidad de la política con la capa oculta permite estrategias no lineales, esto para hacer retroceder el carro con el fin de ganar impulso, con esto se supera la política lineal que no lograba progresar el “fitness”.
- Para mitigar el ruido estocástico, evaluar cada individuo con el promedio de tres episodios redujo la varianza, más episodios mejoran la estabilidad pero encarecen considerablemente el costo de cómputo.
- Con mutación  $p = 0.1$  y  $\sigma = 0.1$  se observó exploración suficiente, tasas mayores podrían ayudar a escapar óptimos locales, pero tenderían a frenar la explotación.
- Finalmente como limitaciones se cuenta que el “goal\_velocity=0.0” vuelve al entorno menos desafiante, y los resultados pueden ser sensibles a la semilla aleatoria, a la normalización de estados y al “clipping” de pesos.

## 8. Conclusiones y trabajo futuro.

Un AG simple, con elitismo proporcional y política  $2 \rightarrow 8 \rightarrow 3$ , mejora de forma consistente el retorno en “MountainCar-v0” y supera el estancamiento de la variante lineal. El enfoque demuestra que, aun sin gradientes, la búsqueda evolutiva puede encontrar políticas efectivas en control discreto.

Para trabajos futuros se propone dificultar el “goal\_velocity>0” y aplicando límites de tiempo más estrictos, también realizar ablaciones comparando variantes sin elitismo y con diferentes tamaños del “mating pool”, tasas de mutación y esquemas de “crossover”. También se puede incorporar normalización de observaciones junto con escalado o *clipping* de pesos; aumentar los episodios por individuo (p. ej., 5–10) para reducir la varianza del fitness.