

Sistemas de Inteligencia Artificial

Algoritmos Genéticos

Ducret, Argentino - 52194
Prudhomme, Franco - 54263
Gutierrez, Ignacio - 54293

Índice

[Introducción](#)

[Implementación del algoritmo genético](#)

[Función de fitness](#)

[Criterios de corte](#)

[Máxima número de generaciones](#)

[Alcance de un fitness deseado](#)

[Por estructura](#)

[Por contenido](#)

[Métodos de selección](#)

[Elite](#)

[Ruleta](#)

[Universal](#)

[Boltzmann](#)

[Torneo determinístico](#)

[Torneo probabilístico](#)

[Ranking](#)

[Aleatorio](#)

[Métodos de apareamiento](#)

[Alfa](#)

[Random \(shuffle\)](#)

[Métodos de cruce](#)

[Cruce de un punto](#)

[Cruce de dos puntos](#)

[Cruce anular](#)

[Cruce uniforme](#)

[Métodos de mutación](#)

[Clásica](#)

[No uniforme](#)

[Métodos de reemplazo](#)

[Método 1](#)

[Método 2](#)

[Método 3](#)

[Resultados](#)

[Conclusiones](#)

[Anexo](#)

Introducción

El objetivo del trabajo práctico es implementar un motor de algoritmos genéticos para obtener las mejores soluciones de un problema dado. En nuestro caso, buscar las mejores configuraciones de objetos y altura para personajes de un juego estilo RPG, utilizando las fórmulas dadas en el enunciado del trabajo práctico para calcular el desempeño del personaje.

Implementación del algoritmo genético

El algoritmo genético fue implementado en el lenguaje de programación Java. El algoritmo sigue la siguiente estructura:

```
Generar una población inicial
while No se cumpla la condición de corte do
    Seleccionar individuos para la reproducción
    Cruzar dichos individuos
    Mutar o no a aquellos hijos
    Generar nueva población mediante reemplazo
end
```

Función de fitness

Como se mencionó en la introducción se va a utilizar las fórmulas brindadas por la cátedra. Las cuales en caso de ser necesario consultarlas se encuentran en las Figuras 1 y 2 del anexo.

Criterios de corte

Los criterios de corte son cuatro, y basta con que uno se cumpla para dar por terminado la ejecución del algoritmo. Los mismos son los siguientes:

Máxima número de generaciones

En este criterio de corte se tiene en cuenta el número de generaciones transcurridas y se decide cortar en el caso de alcanzar el número de generaciones deseadas (Este número se indica en el archivo de configuración).

Alcance de un fitness deseado

Similar al caso anterior al alcanzar, se indica mediante el archivo de configuración una cota la cual se desea alcanzar. En caso de alcanzarla se detiene el algoritmo indicando la solución obtenida.

Por estructura

Se verifica que a medida que transcurren las generaciones las poblaciones vayan evolucionando, es decir que cambien su estructura. En el archivo de configuración se puede setear el porcentaje de la población que en caso de que no cambien su estructura, de una generación a otra, el algoritmo se detiene.

Por contenido

Se mantiene el mejor desempeño que se logró alcanzar, para terminar el algoritmo si durante n generaciones no se logra superarlo. Este valor n se puede configurar en el archivo de configuración.

Métodos de selección

Dentro de la implementación del algoritmo se puede decidir utilizar un método de selección compuesto, es decir que se permite realizar la selección con dos métodos distintos definiendo un porcentaje para el primer método elegido y luego

lo que resta para el segundo. Todo método recibe una lista de individuos junto con un valor k , retornando k individuos seleccionados. Los métodos de selección son los detallados a continuación.

Elite

Consiste en seleccionar los k individuos con mayor fitness y retornarlos. Éste método no devuelve individuos repetidos si la población no tiene individuos repetido.

Ruleta

Consiste en calcular las aptitudes relativas acumuladas de cada individuo (ver fórmulas en Figura 3). Luego generar k randoms y elegir los k “ganadores” que verifiquen que su aptitud relativa acumulada es la menor en superar el valor del k -esimo número random.

Universal

Similar al método ruleta, pero solo se utiliza un número random y se generan k números random a partir de este (utilizando la fórmula de la Figura 4). Luego se procede de la misma forma que en el método anterior para seleccionar los individuos.

Boltzmann

Este método utiliza la fórmula indicada en la figura 5 para calcular el valor esperado de cada individuo. Además se utiliza una función decreciente para indicar el valor actual de la temperatura T , en nuestro caso se decrementa en uno la temperatura por cada generación transcurrida. El valor inicial de la temperatura se puede indicar en el archivo de configuración.

Luego se calcula los valores esperados acumulados y se procede de la misma forma que en los métodos anteriores para buscar los individuos seleccionados.

Torneo determinístico

Se realizan pequeños torneos entre grupos de m individuos elegidos al azar, el ganador es el de mayor rendimiento. Este proceso se repite k veces.

Torneo probabilístico

Similar al torneo determinista pero los grupos son de dos individuos y es 0.75 probable que gane el individuo de mayor rendimiento. También se repite el procedimiento k veces.

Ranking

Se ordenan de menor a mayor por desempeño los individuos a seleccionar, luego se calcula los ranking relativos acumulados para cada individuo. Para calcularlo se utilizó la fórmula que se indica en la figura 6, donde i es la posición del individuo y n es la cantidad de individuos. Luego se seleccionan k individuos utilizando números random igual que en el método de ruleta.

Aleatorio

Como el nombre lo indica se seleccionan k individuos al azar.

Métodos de apareamiento

Para seleccionar a los pares de padres para luego realizar la cruce, la cátedra lo dejo a criterio nuestro, por lo que se definieron los siguientes métodos detallados a continuación:

Alfa

Consisten en tomar al individuo más apto (de mayor fitness) de la población y luego tomar otro individuo al azar diferente al individuo alfa, formando k parejas. De esta forma, asegurándonos de que en toda pareja de padres se tenga al individuo más apto de la población, los hijos resultantes tienen altas probabilidades de poseer los genes del mejor individuo de dicha generación.

Notamos con este método que no da buenos resultados ya que la mayoría de los hijos van a ser similares a el individuo alfa lo cual nos lleva a tener convergencia prematura. Por lo cual decidimos implementar un algoritmo para armar parejas de forma random.

Random (shuffle)

Este método simula un shuffle, ya que arma parejas de forma aleatoria pero sin repetir los individuos seleccionados. En otras palabras todas las parejas van a ser diferentes y sin individuos en común.

De esta forma se evitó tener convergencia prematura ya que se van a elegir individuos random de los individuos ya seleccionados por los métodos de selección. Se decidió usar este método para las pruebas porque lo importante es tener buenos métodos de selección y de los padres ya seleccionados cualquiera podría ser candidato para la crusa.

Métodos de crusa

Los métodos de crusa implementados fueron los visto en clase, a continuación los detallamos brevemente.

Cruce de un punto

Dados dos individuos se elige un locus al azar y se intercambian los alelos a partir de este locus.

Cruce de dos puntos

Similar al método anterior pero en este caso se seleccionan al azar dos locus y se intercambian los alelos pertenecientes a este intervalo.

Cruce anular

Se elige al azar un locus y una longitud L entre $[1, N/2]$ donde N es la cantidad de alelos. A partir de el locus seleccionando se intercambian L alelos, en caso de llegar al final del cromosoma se siguen intercambiando los alelos iniciales.

Cruce uniforme

Se elige una probabilidad en el archivo de configuración, la cual indica la probabilidad de intercambiar un alelo. Es decir que todos los alelos tienen la probabilidad p de ser intercambiado.

Métodos de mutación

Se implementaron los métodos de mutación indicados en el enunciado del trabajo práctico.

Clásica

Dada una probabilidad p_m de mutación mediante el archivo de configuración, se muta un alelo con una probabilidad p_m cambiandolo por otro alelo posible.

No uniforme

Se utiliza la probabilidad p_m antes mencionada, en el caso de realizar la mutación se elige un alelo al azar y se lo cambia por otro alelo válido.

Métodos de reemplazo

Se implementaron los métodos de reemplazo indicados.

Método 1

Intercambia la generación actual por los hijos generados (en este método se utiliza $k = N$).

Método 2

Se selecciona utilizando alguno de los métodos de selección mencionados anteriormente $N - k$ individuos de la generación actual y los k hijos generados pasan directamente a siguiente generación.

Método 3

Al igual que en el método 2 se utilizan métodos de selección para seleccionar $N - K$ individuos de la generación actual y también se seleccionan k individuos de la generación actual con los k hijos generados.

Resultados

Debido a la gran cantidad de métodos tanto de selección, apareamiento, cruza, mutación y reemplazo, existen muchas combinaciones posibles de prueba del algoritmo genético. Por lo cual se hicieron la mayor cantidad de pruebas manteniendo la modalidad de dejar la mayoría de los parámetros fijos y variando solo en los que se están realizando pruebas.

Utilizando un tamaño de población n igual a 100 y un k igual a 45 y la configuración de la figura 11 se comenzó a variar la probabilidad de mutación, fijando el resto de los parámetros. Con esto queríamos ver cómo afectaba dicha probabilidad en sus distintos valores, obteniendo como resultado que para valores altos de la probabilidad de mutación, la diversidad de la población siempre cambia, sin poder tender a un individuo bueno, haciendo que la aptitud promedio por generación oscile, tal como se muestra en la figura 8, mientras que con una probabilidad de mutación nula dicha curva tiende a crecer, pudiéndose observar en la figura 7. Además, podemos ver que se alcanza la condición de corte en menos generaciones que el de probabilidad de mutación 1, obteniendo una aptitud mucho mayor. Luego, se realizó una búsqueda binaria con respecto a dicha probabilidad pudimos obtener que para una probabilidad de 0.125 obtenemos la mejor aptitud (ver figura 9 y 10). Esto nos dice que es necesaria una mutación, a pesar de que dicha probabilidad sea baja.

Luego, con un tamaño de población n igual a 100 y un k igual a 45 y la configuración de la figura 12 se comenzó a variar la probabilidad de cruza tomando el promedio de los resultados, obteniendo los resultados de la figura 13. Se puede observar que para valores superiores a 0.5 se obtienen mejores resultados en cuanto a la mejor aptitud, en nuestro caso con una probabilidad de 0.7. De todas maneras se tuvo en cuenta que dicho análisis se hizo sobre un único método de cruza.

Otro prueba realizada fue con un tamaño de población n igual a 100 y un k igual a 45 y la configuración de la figura 14 comenzamos a variar los tipos de cruza, obteniendo como resultado los valores de la figura 15. Con estos datos pudimos observar que dieron resultados similares, por lo que se decidió en las pruebas siguientes tomar el método de cruza uniforme, con una probabilidad de 0.5.

Otro prueba que se realizó fue con un tamaño de población n igual a 100 y un k igual a 45 y la configuración de la figura 16, teniendo en cuenta que de utilizar tanto para la cruza como para el reemplazo el método de selección aleatorio en un 100%, y compararlo con los parámetros de la figura 17, que básicamente tienen como diferencia el método de selección para el reemplazo, siendo éste 100% elite. Los resultados se pueden ver al comparar las figuras 18 y 19, las cuales el de 100% aleatorio muestra cómo oscila su máxima aptitud a medida que avanzan las generaciones, mientras que el de élite podemos observar cómo mantiene una curva ascendente al seleccionar siempre los mejores.

Si intercambiamos los selectores para el reemplazo con los de la cruza, es decir utilizamos selección élite en la cruza y selección aleatoria en el reemplazo también se obtienen buenos resultados como se ve en la figura 20, ya que se está generando casi el 50% de la población cruzando los individuos más aptos.

Se hicieron pruebas con selectores compuestos utilizando un porcentaje del 30% con selección élite, ya que dieron muy buenos resultados como se mostró en las figuras 19 y 20. El porcentaje restante comenzamos utilizando un selector aleatorio y se obtuvieron los resultados similares a los antes mencionados, como era de esperar (ver figura 21).

Luego se fueron cambiando los selectores RandomSelector por los otros vistos en clase. Todos dieron muy buen resultado en general, pero se optó por utilizar Elite + Boltzmann para la selección debido a que con la temperatura se tiene control sobre la velocidad de convergencia, es decir que se van a filtrar los individuos que menos rinden en generaciones avanzadas (dependiendo de la temperatura inicial) y en las generaciones iniciales se pueden seleccionar cualquier individuo. Se eligió Elite + Ruleta para el reemplazo para siempre tener un filtro fuerte sobre qué individuos se dejan pasar a la siguiente generación, ya que elite elige los mejores y ruleta si bien es un método estocástico que permite el paso de individuos poco aptos va a seleccionar con más frecuencia a los individuos más aptos.

Para la configuración mencionada en el párrafo anterior se hicieron tres pruebas cambiando el método de reemplazo en todos los casos se logró obtener al individuo con la mejor configuración pero utilizando el método de reemplazo 1 se vio que la convergencia al máximo deseado fue más lenta, debido que al generar una nueva generación se pierde la generación actual para ser reemplaza por los N hijos generados. Es importante mencionar que en el gráfico en la época 150 aproximadamente se llegó al punto de corte por objetivo pero se dejó avanzar el algoritmos para ver como evoluciona y se noto que no logró mantener el máximo alcanzado por lo mencionado anteriormente. En cambio para el método de reemplazo 2 y 3 se vieron muy buenos resultados encontrando el máximo en aproximadamente 20 generaciones. (Ver figuras 22, 23 y 24)

Conclusiones

- A medida que aumenta la probabilidad de mutación deja de aprovecharse la base genética de la generación anterior (En caso de usar mutación clásica). De esta forma, cruzar 2 individuos con un alto valor de fitness deja de tener sentido porque la mutación termina convirtiéndolo en un nuevo individuo por completo.
- Una probabilidad de cruza baja tiene como resultado un rápido corte por estructura debido a que disminuye la brecha generacional considerablemente (la mayoría de la generación pasa intacta a la próxima, salvo por aquellos hijos que son mutados).
- Cruza uniforme se mostró superior al resto y esto se debe a la naturaleza del algoritmo. Con cruza uniforme, a diferencia de los otros algoritmos de cruza, es posible cruzar cualquier subconjunto de genes de un individuo, mientras que con los otros existen ciertas limitaciones. Dado un individuo con los genes $I = [A \ B \ C \ D]$, es imposible cruzar solamente los genes B y D si no se utiliza cruza uniforme.
- Es importante que se use selección élite tanto en la cruza como en el reemplazo. Elite funciona como un filtro perfecto para tomar solo aquello que es bueno. Tener un porcentaje de élite para la selección garantiza que los individuos más representativos siempre van a estar presentes de generacion en generacion.
- El método de reemplazo 1 tarda en converger a comparación del resto. Esto se debe a que no se aprovecha la base genética de la generación anterior y al solo dejar hijos en la próxima generación se pierden potenciales individuos.
- Combinar elite con ruleta o con boltzmann dan muy buenos resultados. La naturaleza del algoritmo de selección de boltzmann permite ser más laxo a la hora de seleccionar individuos al principio, pero cerca del final cuando ya se tienen individuos de mayor fitness boltzmann selecciona de forma más estricta.
- A mayor N aumenta la probabilidad de tener individuos cercanos al óptimo desde la primer generación. Esto se debe a que cada individuo que se crea en la población inicial tiene cada uno de sus genes creados de forma aleatoria. Por una cuestión de probabilidad, mientras más individuos creados aleatoriamente tenga, mayor va a ser la probabilidad de obtener un buen individuo desde el principio.

$$\begin{aligned} \text{Desempeño Guerrero} &= 0.6 * \text{Ataque} + 0.4 * \text{Defensa} \\ \text{Desempeño Arquero} &= 0.9 * \text{Ataque} + 0.1 * \text{Defensa} \\ \text{Desempeño Defensor} &= 0.1 * \text{Ataque} + 0.9 * \text{Defensa} \\ \text{Desempeño Asesino} &= 0.7 * \text{Ataque} + 0.3 * \text{Defensa} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Fuerza}_{\text{personaje}} &= 100 * \tanh(0,01 * \sum \text{Fuerza}_{\text{item}} * \text{Multiplicador}_{\text{fuerza}}) \\ \text{Agilidad}_{\text{personaje}} &= \tanh(0,01 * \sum \text{Agilidad}_{\text{item}} * \text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}}) \\ \text{Pericia}_{\text{personaje}} &= 0.6 * \tanh(0,01 * \sum \text{Pericia}_{\text{item}} * \text{Multiplicador}_{\text{Pericia}}) \\ \text{Resistencia}_{\text{personaje}} &= \tanh(0,01 * \sum \text{Resistencia}_{\text{item}} * \text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}}) \\ \text{Vida}_{\text{personaje}} &= 100 * \tanh(0,01 * \sum \text{Vida}_{\text{item}} * \text{Multiplicador}_{\text{Vida}}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ATM} &= 0,5 - (3h-5)^4 + (3h-5)^2 + h / 2 \\ \text{DEM} &= 2 + (3h-5)^4 - (3h-5)^2 - h / 2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Ataque} &= (\text{Agilidad}_{\text{personaje}} + \text{Pericia}_{\text{personaje}}) * \text{Fuerza}_{\text{personaje}} * \text{ATM} \\ \text{Defensa} &= (\text{Resistencia}_{\text{personaje}} + \text{Pericia}_{\text{personaje}}) * \text{Vida}_{\text{personaje}} * \text{DEM} \end{aligned}$$

Figura 1: Fórmulas desempeño.

Multiplicadores:

◆ *Guerrero₁:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 1.2$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 0.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.0$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 0.9$$

◆ *Guerrero₂:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 1.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 0.5$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 0.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.1$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 0.8$$

◆ *Guerrero₃:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 1.1$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 0.5$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.2$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 1.1$$

◆ *Asesino₁:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 1.5$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 1.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.2$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 0.2$$

◆ *Asesino₂:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 0.7$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 1.1$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 1.5$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.1$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 0.7$$

◆ *Arquero₁:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 1.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 1.2$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 0.5$$

◆ *Arquero₂:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 0.5$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 1.2$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 1.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 0.7$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 0.6$$

◆ *Defensor₁:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 1.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 0.7$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 0.4$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.4$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 1.2$$

◆ *Defensor₂:*

$$\text{Multiplicador}_{\text{fuerza}} = 1.3$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Agilidad}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Pericia}} = 0.6$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Resistencia}} = 1.2$$

$$\text{Multiplicador}_{\text{Vida}} = 1.1$$

Figura 2: Multiplicadores.

$$p_i = \frac{f(i)}{\sum_{i=1}^n f(i)}$$

$$q_0 = 0$$

$$q_i = \sum_{j=1}^i p_j$$

Figura 3: Fórmulas aptitud relativa y método de selección ruleta.

$$r_j = \frac{r + j - 1}{k}, j \in [1, k]$$

Figura 4: Fórmula método de selección uniforme.

$$f(i, t) = \frac{e^{f(i)/T}}{\langle e^{f(i)/T} \rangle^t}, \text{ donde } \langle \rangle^t \text{ denota acumular los valores de la poblacion } t$$

Figura 5: Fórmula método de selección Boltzmann.

$$r(i, n) = \frac{i}{(n * (n+1)) / 2}$$

Figura 6: Fórmula método de selección por ranking.

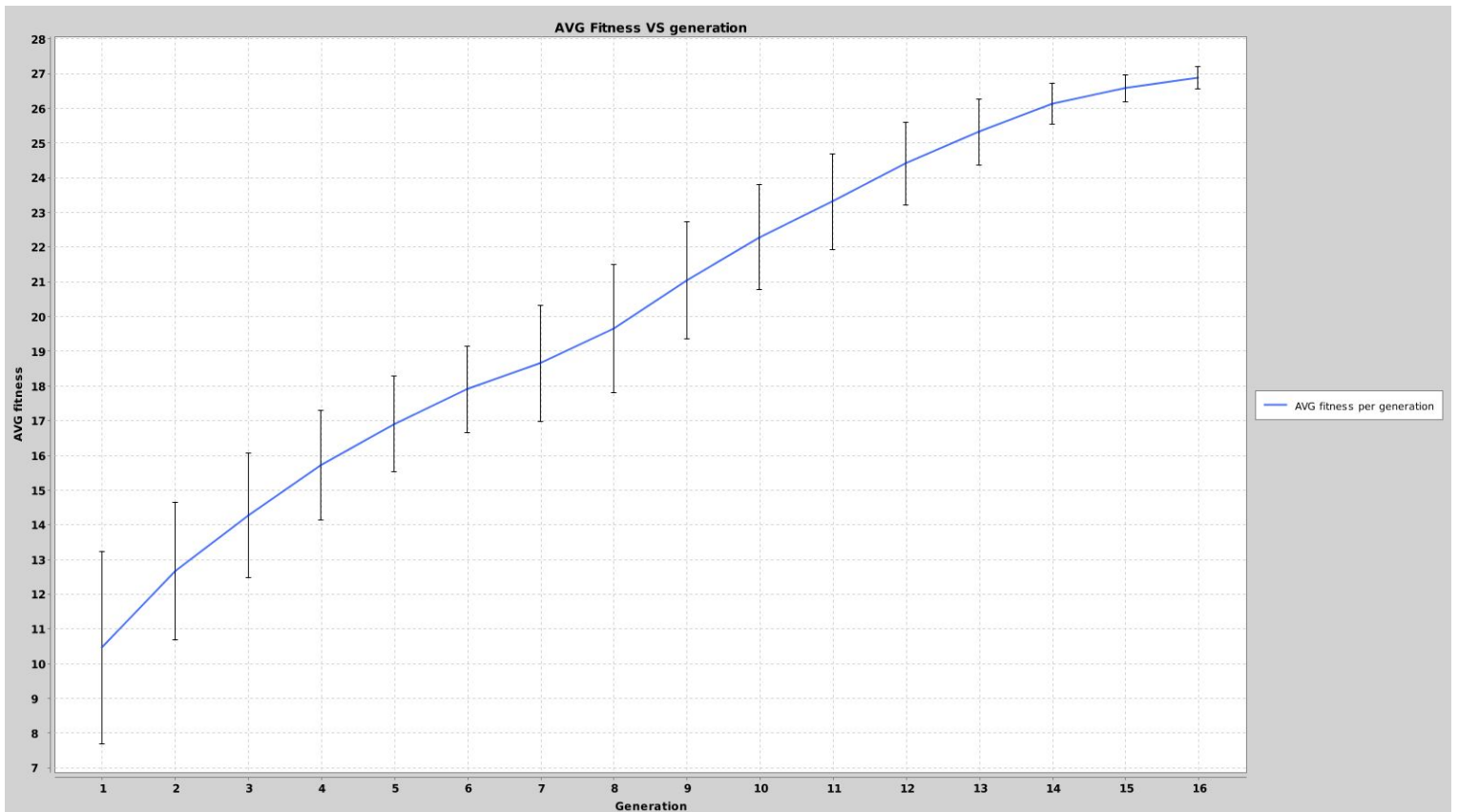


Figura 7

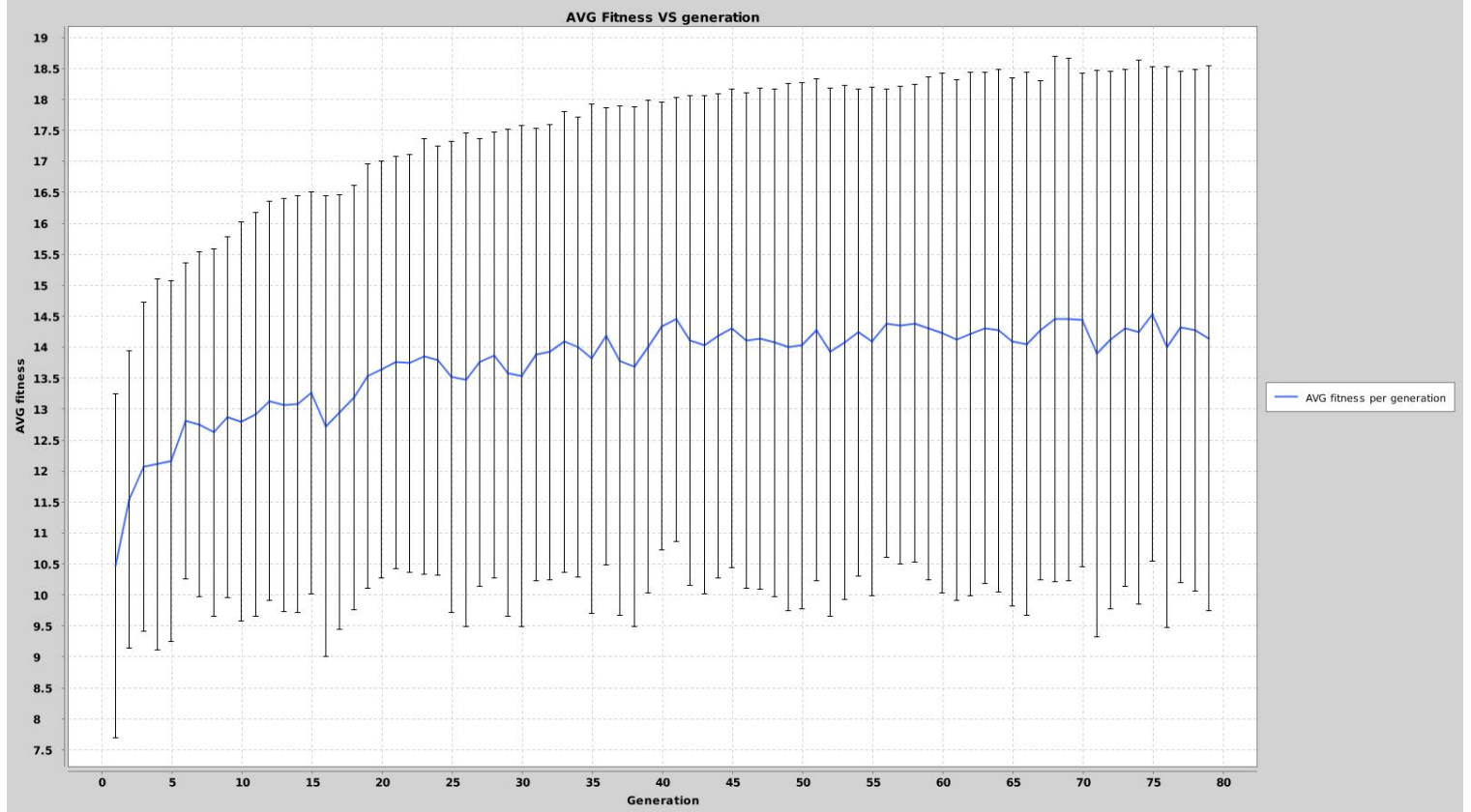


Figura 8

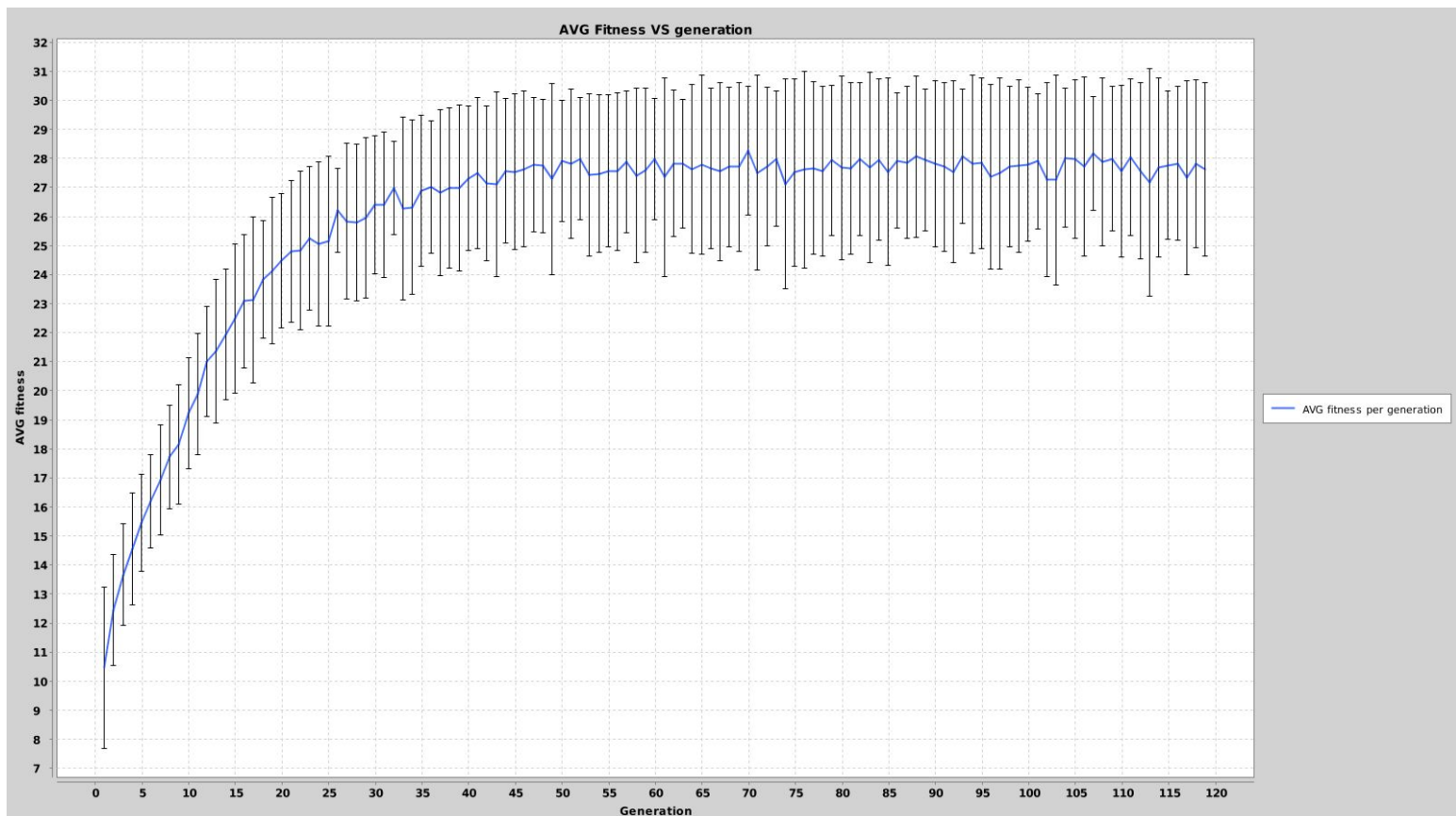


Figura 9

pm_mutación	Promedio
0	25.7671601
0.05	28.84167094
0.1	29.0511805
0.125	29.10664982
0.15	28.96506356
0.3	28.93484841
1	21.79578305

Figura 10

Selección para la crusa = Elite 100%
Cruza = Uniforme, pc = 0.75, pUniforme = 0.25
Selección para la reemplazó = Elite 100%
Reemplazo = Método 2
Mutación = Clásica

Figura 11

Selección para la crusa = Elite 100%
Cruza = Uniforme, pUniforme = 0.5
Selección para la reemplazó = Elite 100%
Reemplazo = Método 2
Mutación = Clásica, pm = 0.125

Figura 12

Pc	Promedio
1	29.0700171
0.9	28.85932978
0.8	29.0232818
0.7	29.11572923
0.6	28.99520809
0.5	28.8397739

Figura 13

Selección para la crusa = Elite 100%
Probabilidad de crusa = 0.7, pUniforme = 0.5
Selección para la reemplazó = Elite 100%
Reemplazo = Método 2
Mutación = Clásica, pm = 0.125

Figura 14

Tipo de cruza	Fitness promedio
un_punto	29.13764236
dos_puntos	28.93794384
uniforme	29.11572923
anular	28.84256732

Figura 15

Selección para la cruza = Random 100%
Cruza = Uniforme, pUniforme = 0.5
Selección para la reemplazó = Random 100%
Reemplazo = Método 2
Mutación = Clásica, pm = 0.125

Figura 16

Selección para la cruza = Random 100%
Cruza = Uniforme, pUniforme = 0.5
Selección para la reemplazó = Elite 100%
Reemplazo = Método 2
Mutación = Clásica, pm = 0.125

Figura 17

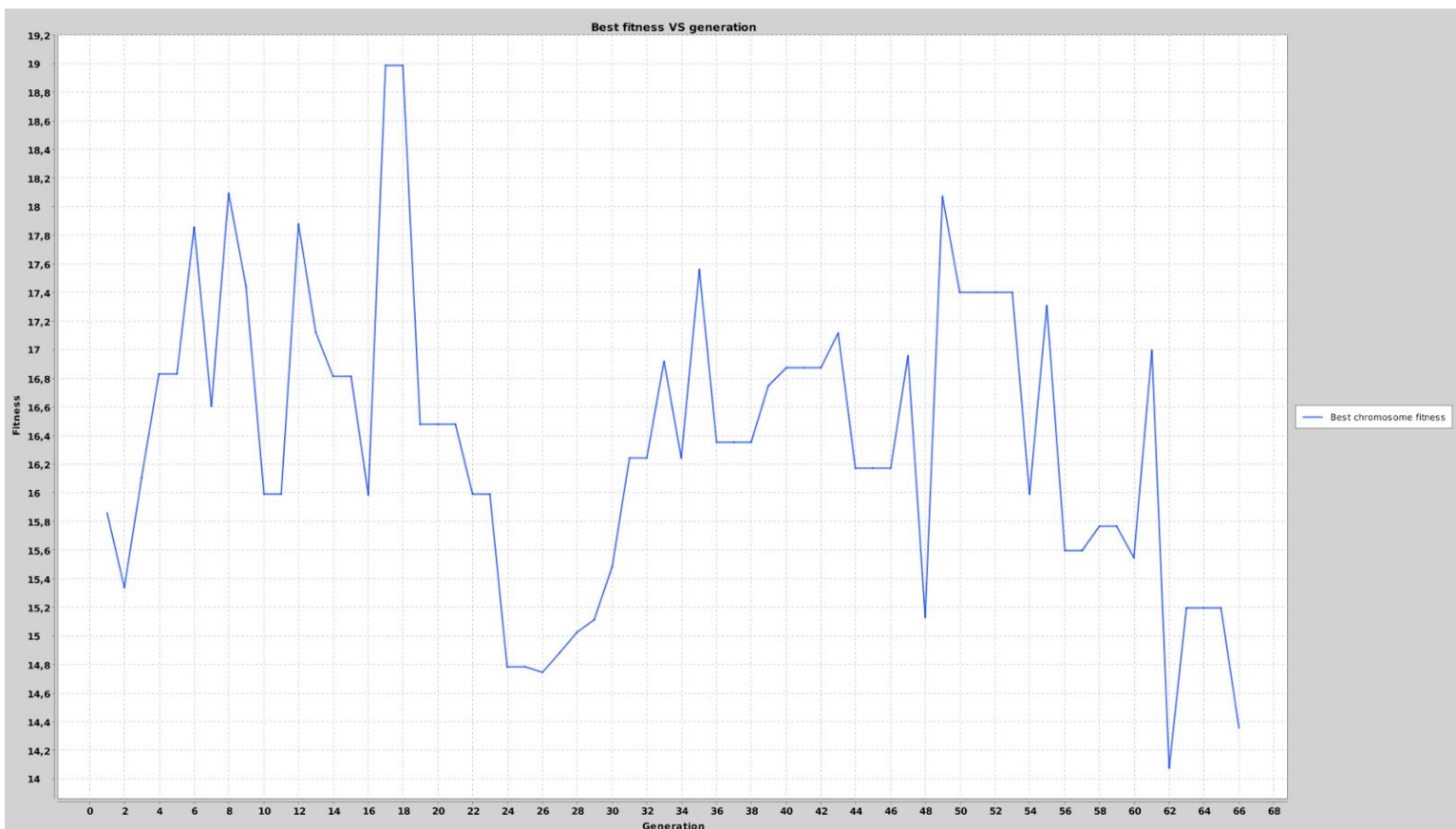


Figura 18: Correspondiente a la configuración de la figura 15

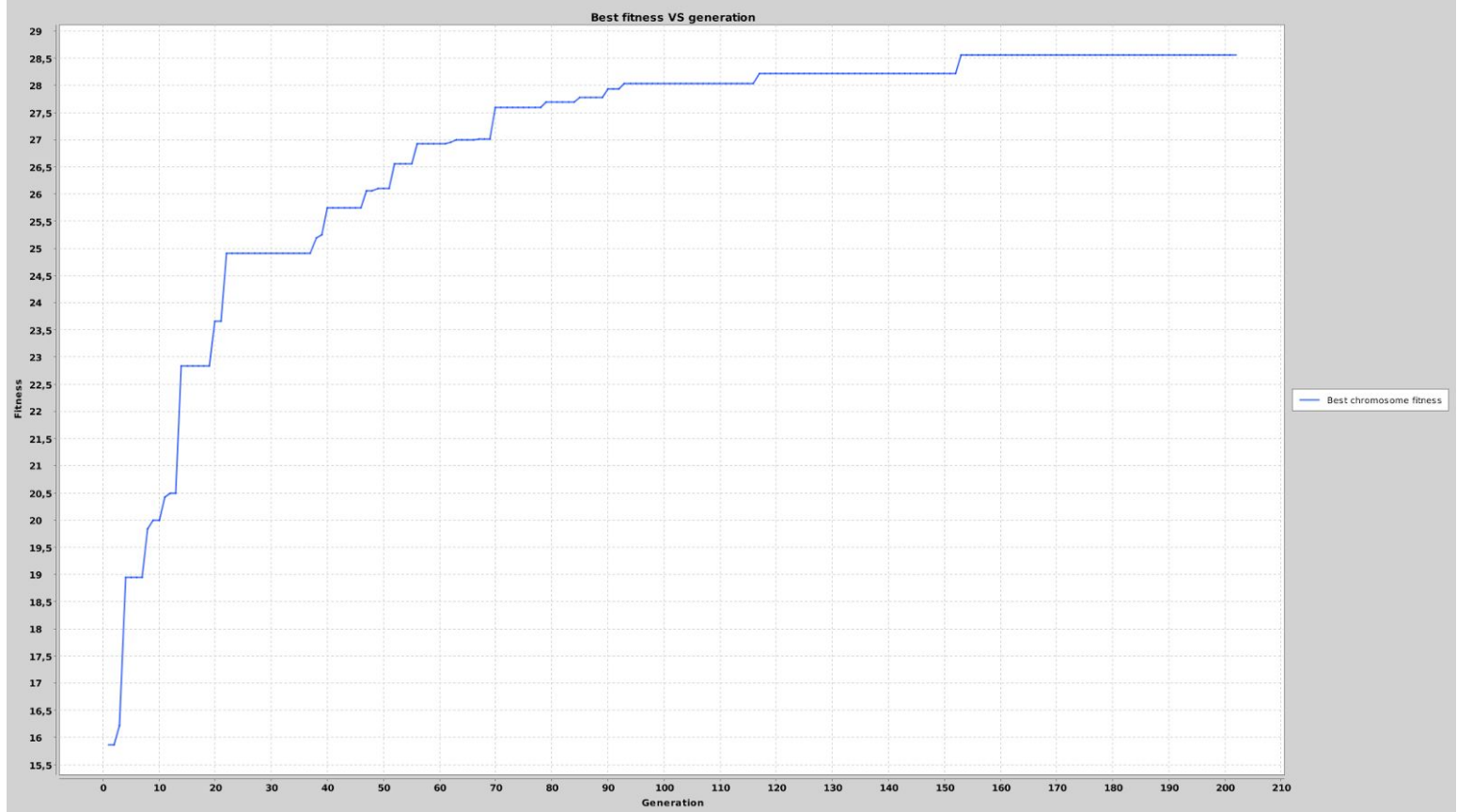


Figura 19: Correspondiente a la configuración de la figura 16

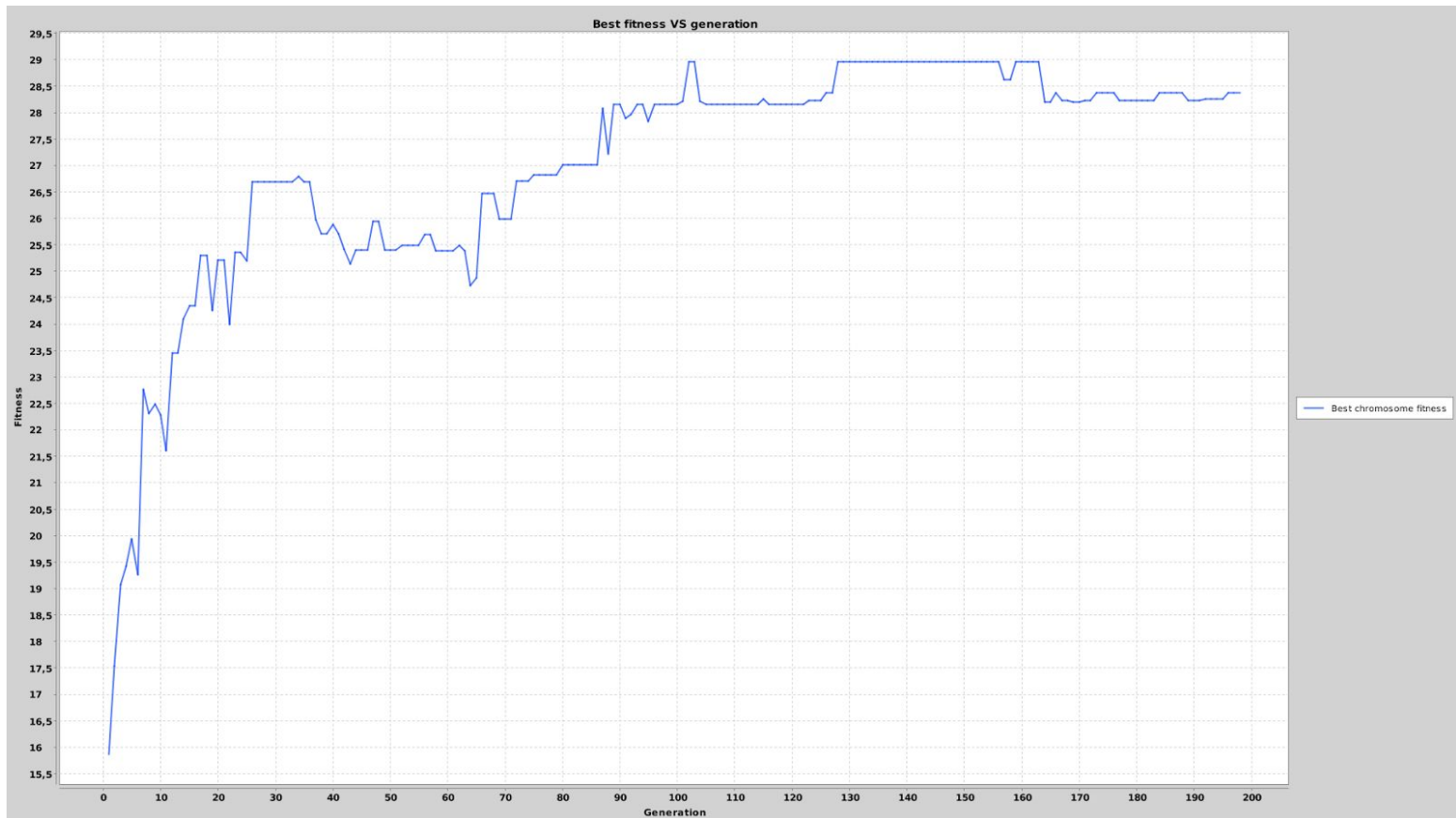


Figura 20: Selección élite y reemplazo random

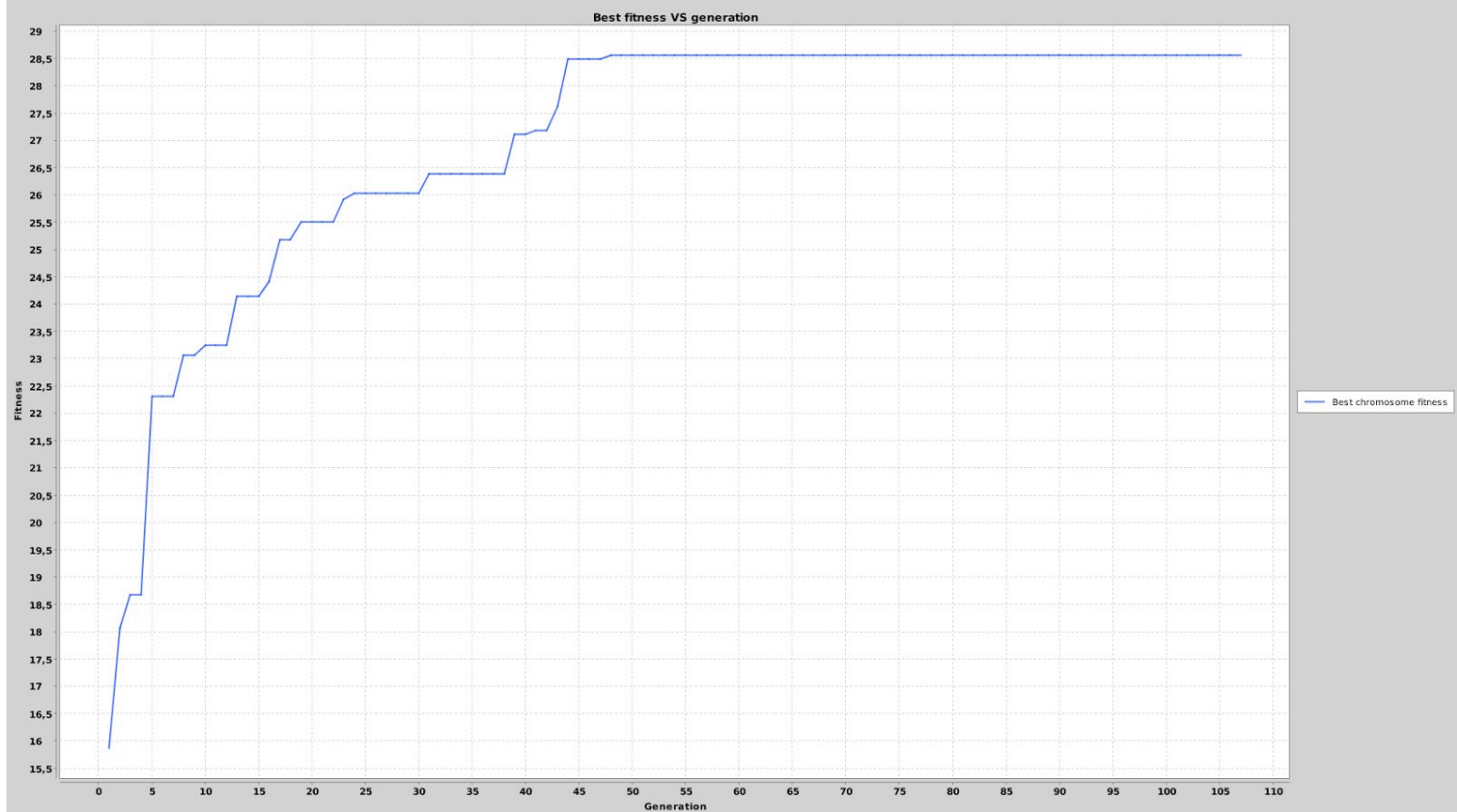


Figura 21: Selección y reemplazo compuesto (30% elite y 70% random)

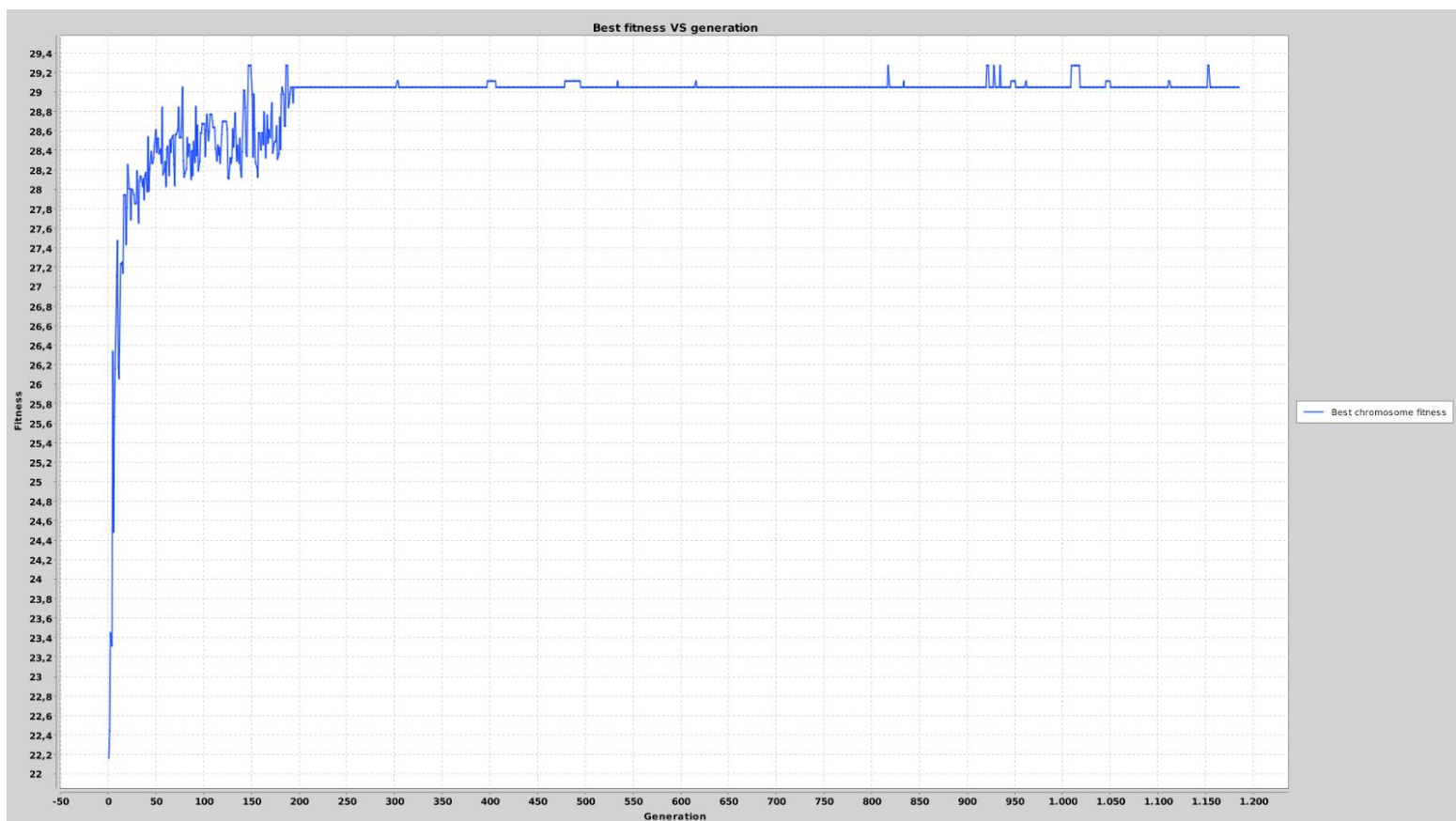


Figura 22: Selección cruza 30% elite y 70% Boltzmann, Selección reemplazo 30% elite y 70% ruleta, metodo reemplazo 1

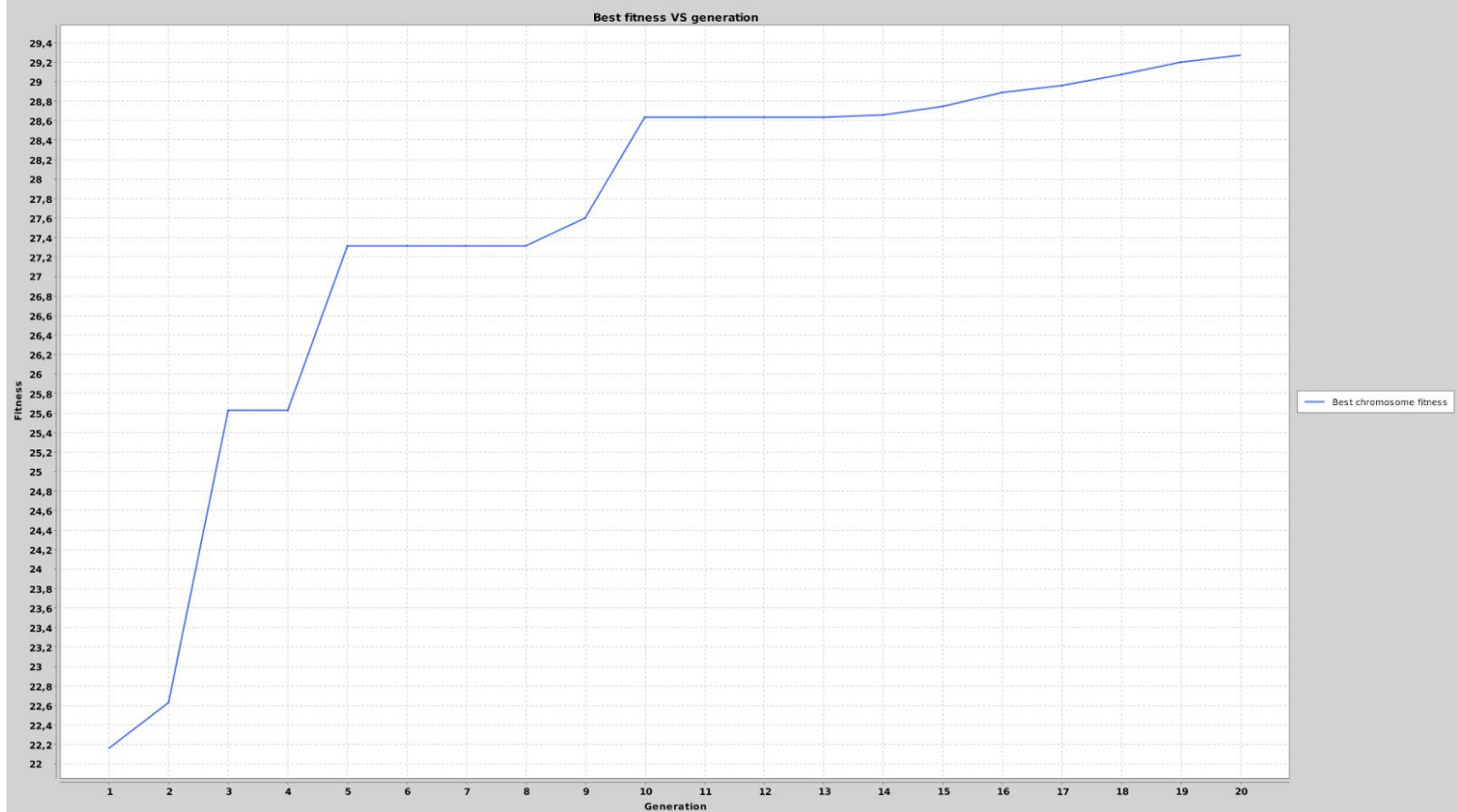


Figura 23: Selección cruza 30% elite y 70% Boltzmann, Selección reemplazo 30% elite y 70% ruleta, metodo reemplazo 2

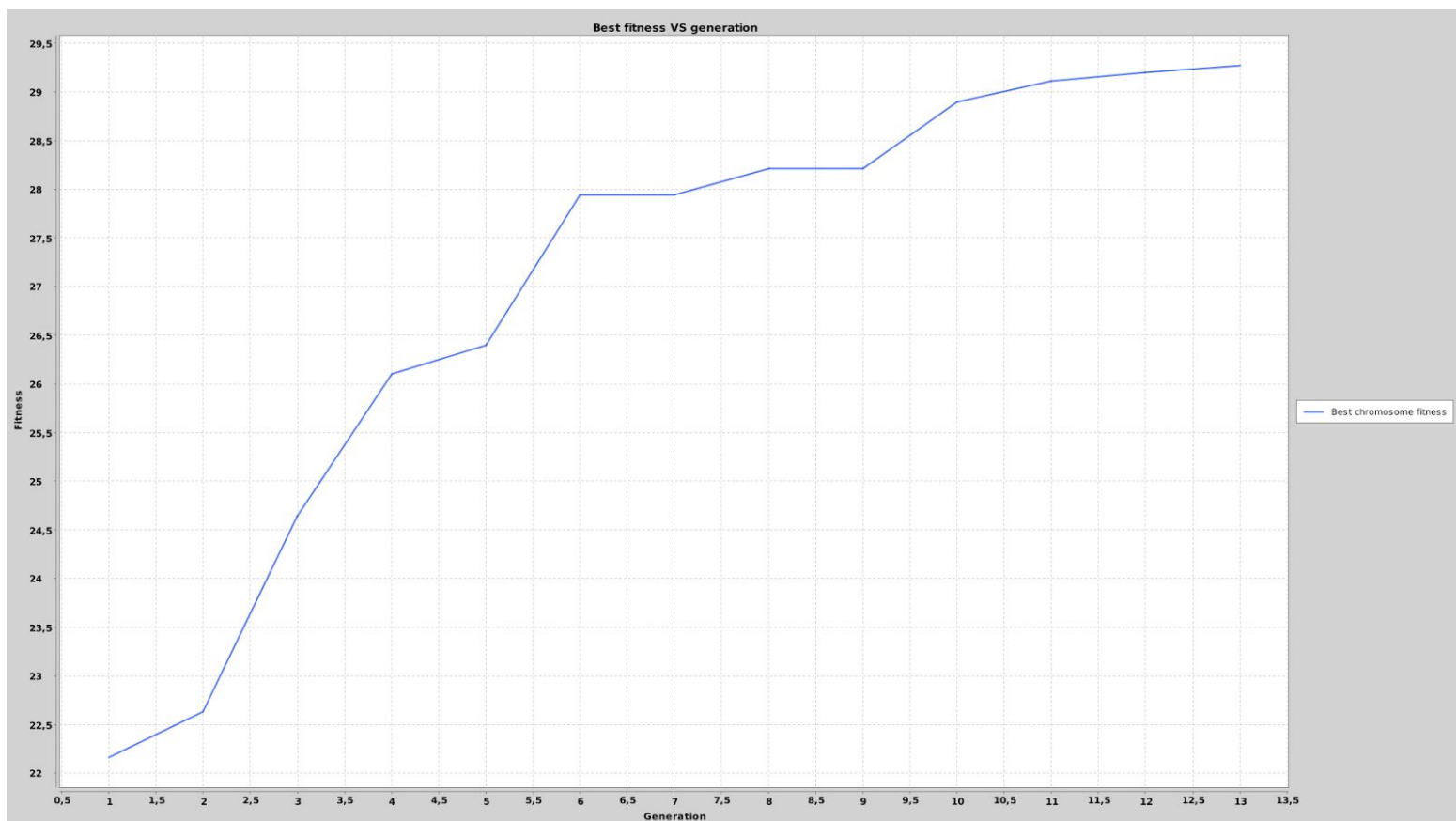


Figura 24: Selección cruza 30% elite y 70% Boltzmann, Selección reemplazo 30% elite y 70% ruleta, metodo reemplazo 3