SISTEMAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Trabajo Práctico Nro. 3

Algoritmos Genéticos

Grupo Nro. 5

- Ma. Florencia Besteiro (51117)
- Matias Leandro Rivas (51274)
- Maximiliano J. Valverde (51158)

Indice

Objetivo	2
Personaje asignado	2
mplementación	2
Selección	
Ranking	
Boltzmann	
Cruza	
Mutación	
Clásica	
No uniforme	
Resultados y Conclusiones	
ANEXO	ε
Predominancia de métodos de selección: Torneos	ε
G alto, pm bajo	8
Elite (<50%) + método aleatorio	
Tabla de resultados N = 50 y N = 200	10

Objetivo

Implementar un motor de algoritmos genéticos, para obtener las mejores configuraciones de personajes de un juego de rol.

Personaje asignado

El personaje que nos fue asignado por la cátedra, es el Defensor 2. Los defensores deben ser resistentes y poseer una vida extensa de manera que pueda resistir los ataques enemigos y así proteger a su equipo. Es por esto que los atributos que se consideran deseables, en el equipamiento, son aquellos que poseen altos valores de resistencia, vida y pericia.

Implementación

Como se explicó anteriormente, los atributos de mayor importancia para nuestro defensor, son la resistencia, vida y pericia. Estos atributos son obtenidos a través de su equipamiento (casco, pechera, guantes, armas y botas)

Elegimos como valor de fitness (rendimiento) el propuesto por la cátedra en el enunciado

Consideramos que refleja de manera correcta, la distribución de importancia de las características del personaje, en cuanto a la función que cumple el mismo en el juego.

Los cromosomas de nuestro personaje son sus items y su altura. Al momento de la cruza y la mutación, estos son los afectados.

Selección

Se implementaron los métodos

• Elite

- Ranking
- Boltzmann
- Universal
- Torneo Determinístico
- Torneo Probabilístico
- Ruleta

Ranking

En este método de selección no se hace uso del valor de fitness de cada uno de los individuos, sino que lo que importa es la ubicación de cada uno de ellos en la lista. Primero se los ordena de modo que el primero en la fila sea el de menor fitness y el último sea el de mayor fitness. Un vez hecho esto, a cada uno se le asigna un valor de *fitness lineal*, basado en su posición. Este valor de fitness linear se escribe de la siguiente manera:

$$fitness\ lineal(i) = (2 - SP) + 2 * (SP - 1) * (\frac{(i - 1)}{N - 1})$$

Siendo pos la posición, N la cantidad de individuos, SP la precisión de selección. SP es un valor que se encuentra entre [1.0, 2.0]. Una vez obtenidos los fitness lineales, los individuos son seleccionados al igual que en el método de la ruleta.

Boltzmann

Se utiliza un método similar al de ruleta para seleccionar a los individuos en base a su valor esperado. El mismo lo calculamos con la aclaración por parte de la cátedra, quedando:

$$ExpVal(i,t) = \frac{e^{(\frac{fitness(i)}{T})}}{\sum_{k} ExpVal(k,t)}$$

Donde T es la temperatura que se disminuye en un 5% en cada generación.

Se calcula un acumulado de los valores esperados y con el mismo, se calcula el valor esperado relativo del individuo.

Se genera un número al azar (rj) entre (0,1) y selecciona aquellos individuos (x_i) en los que se cumple

$$q_{i-1} < r_i < q_i$$

Donde q_i es el acumulado relativo de la posición i.

Los métodos de selección restantes se implementaron como se detalla en la teórica.

Cruza

- Cruza por un punto
- Cruza por dos puntos
- Cruza anular
- Cruza uniforme

Dichos métodos se implementaron en base a las clases provistas por la cátedra. La probabilidad utilizada para decidir si un locus se cruza en el método uniforme, es p = 0.5

Mutación

- Clasica
- No uniforme

Clásica

Es aquella en la que por cada posición del cromosoma, se muta si se cumple cierta probabilidad. Para nuestras pruebas, dicha probabilidad es 0.5.

No uniforme

Muta un cromosoma, obteniendo su posición (locus) al azar.

Resultados y Conclusiones

A medida que realizamos las pruebas pudimos notar que, aquellas combinaciones en las que predominaba la selección (tanto para recombinar como para reemplazar) mediante torneos (métodos estocásticos) obtenía mejores resultados en su generación final, donde el método de corte no era en torno a un óptimo. Creemos que esto se debe a que estos métodos al combinar tanto el fitness como el azar, selecciona a los más óptimos mientras mantienen la diversidad en la población.

Ver ejemplos de corridas con predominancia de torneos en anexo

A su vez, al utilizar como método de corte un óptimo deseable, con una brecha generacional alta y una probabilidad de mutación baja, se requiere de muchas generaciones para poder alcanzar el objetivo. Esto se debe que al mantener un porcentaje alto de individuos sin modificar entre generación y generación, y tener una probabilidad muy baja de mutación, la población demora mucho en poder evolucionar y así conseguir mejores rendimientos en sus individuos.

Ver ejemplos de corridas con valores de G altos y bajos de pm en anexo

Si bien el método de selección Elite tiene altas probabilidades de caer en la convergencia prematura, notamos que utilizando un porcentaje menor al 50% al momento de seleccionar individuos para su transformación, en combinación con un método basado en el azar, se obtienen buenos resultados.

Ver ejemplos de Elite (< 50%) + método aleatorio en anexo

A medida que subimos el valor de N (cantidad de individuos) para nuestras pruebas, pudimos ver que el mejor fitness de la última generación superaba, en la mayoría de los casos, el valor de 35 puntos. Sin embargo, en las pruebas con menor cantidad de individuos, el mejor fitness rondaba aproximadamente entre los 20 y 30 puntos. Al tener más individuos la posibilidad de diversidad es mayor promoviendo una mejor evolución. Esto no significa que no haya casos en donde al momento de repartir el equipamiento al principio de la corrida, se entreguen los mejores ítems para nuestro problema.

Ver ejemplos de corridas con N = 50 y N = 200 en anexo

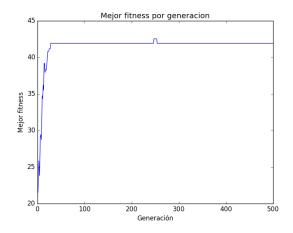
ANEXO

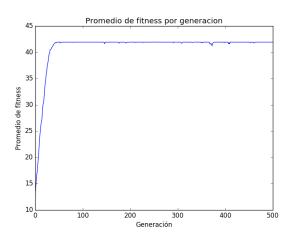
Predominancia de métodos de selección: Torneos

N	Pm	Pc	G	SP	Т	m
150	0.001	0.7	0.6	1.3	200	2

Selección: Torneo Det. (100%) // Cruza: 1 punto // Mutación: No uniforme // Reemplazo: 1

Mejor fitness: 41.9284774308683 (Generación 500)



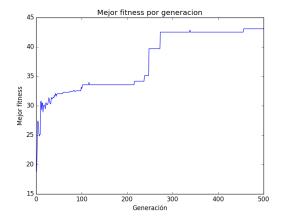


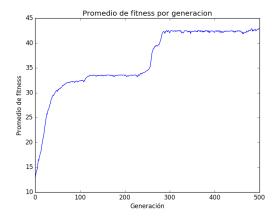
N	Pm	Pc	G	SP	Т	m
150	0.01	0.8	0.95	1.1	150	3

 $Selecci\'on: Boltzmann (40\%) + Tor. \ Prob (60\%) \ // \ Cruza: Anular \ // \ Mutaci\'on: No \ uniforme \ // \ Anular \ // \ Mutaci\'on: No \ uniforme \ // \ Mu$

Reemplazo: 1

Mejor fitness: 43.0892677997533 (Generación 500)



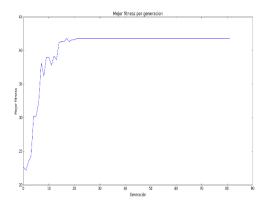


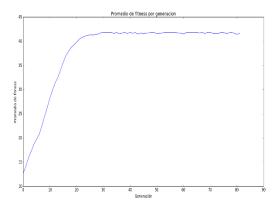
N	Pm	Рс	G	SP	T	m
200	0.005	0.8	0.6	1.5	150	2

Selección : Torn. Prob (10%) + Torn. Det (90%) // Cruza : 2 puntos // Mutación : Clásica //

Reemplazo : 2 – Torn. Prob (10%) + Roulette (90%) // Corte : Contenido

Mejor fitness: 41.7625366379299 (Generación 81)



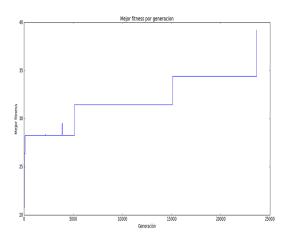


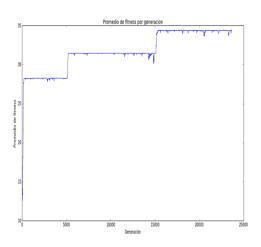
G alto, pm bajo

N	Pm	Pc	G	SP	Т	m
50	0.005	0.8	0.95	1.3	200	3

Selección : Universal (20%) + Boltzmann (80%) // Cruza : Uniforme // Mutación : No uniforme // Reemplazo : Brecha generacional – Ruleta (20%) + Elite (80%) // Corte : Optimo = 35

Mejor fitness: 39.1999467240403 (Generación 23657)

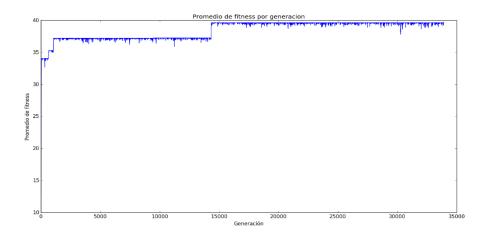




N	Pm	Рс	G	SP	Т	m
200	0.001	0.7	0.8	1.5	200	2

Selección : Ranking (10%) + Elite (90%) // Cruza : 1 punto // Mutación : Clásica // Reemplazo : Brecha generacional — Universal (10%) + Ruleta (90%) // Corte : Optimo = 40

Mejor fitness: 40.7111014935947 (Generación 33924)

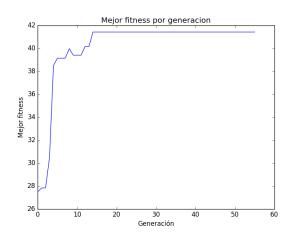


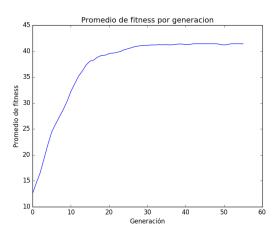
Elite (<50%) + método aleatorio

N	Pm	Pc	G	SP	Т	m
150	0.005	0.8	0.7	1.1	200	3

Selección : Elite (40%) + Ranking (60%) // Cruza : Anular // Mutación : No uniforme // Reemplazo : 3 - Ruleta (40%) + Ruleta (60%) // Corte : Estructura = 90%

Mejor fitness: 41.4268904206229 (Generación 55)

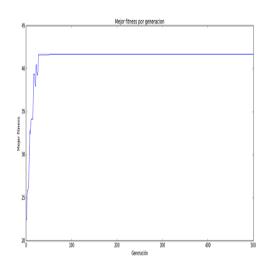




N	Pm	Рс	G	SP	T	m
200	0.001	0.7	0.95	1.5	200	2

Selección : Elite (10%) + Ruleta (90%) // Cruza : 1 punto // Mutación : No uniforme // Reemplazo : 1 – Ranking (10%) + Torn. Prob (90%)

Mejor fitness: 41.6679239398502 (Generación 500)



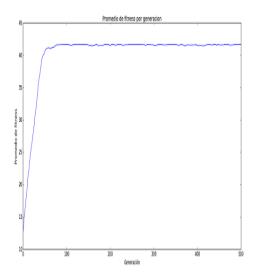


Tabla de resultados N = 50 y N = 200

Métodos:

 ${\sf RA:Ranking-RU:Ruleta-E:Elite-TP:Torneo\ Probabilístico-TD:Torneo\ Determinístico}$

B: Boltzmann – U: Universal

N	SEL. A	SEL. B	CRUZA	MUT	REEMP.	REEMP.A	REEMP.B	FITNESS
50	E	RO	AN	NU	3	TD	TD	19.76586143
50	TP	RA	U	С	3	В	RA	27.28226316
50	TP	U	2P	С	1	TP	E	27.6196933
200	RO	TP	2P	С	1	RO	Е	43.73261352
200	RO	RA	1P	С	2	RO	В	43.02860581
200	E	RA	2P	NU	BG	E	U	41.9454128