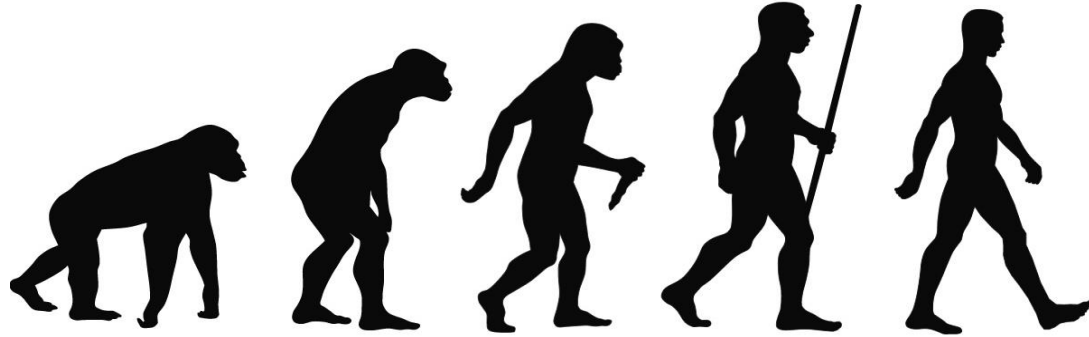


Algoritmos genéticos

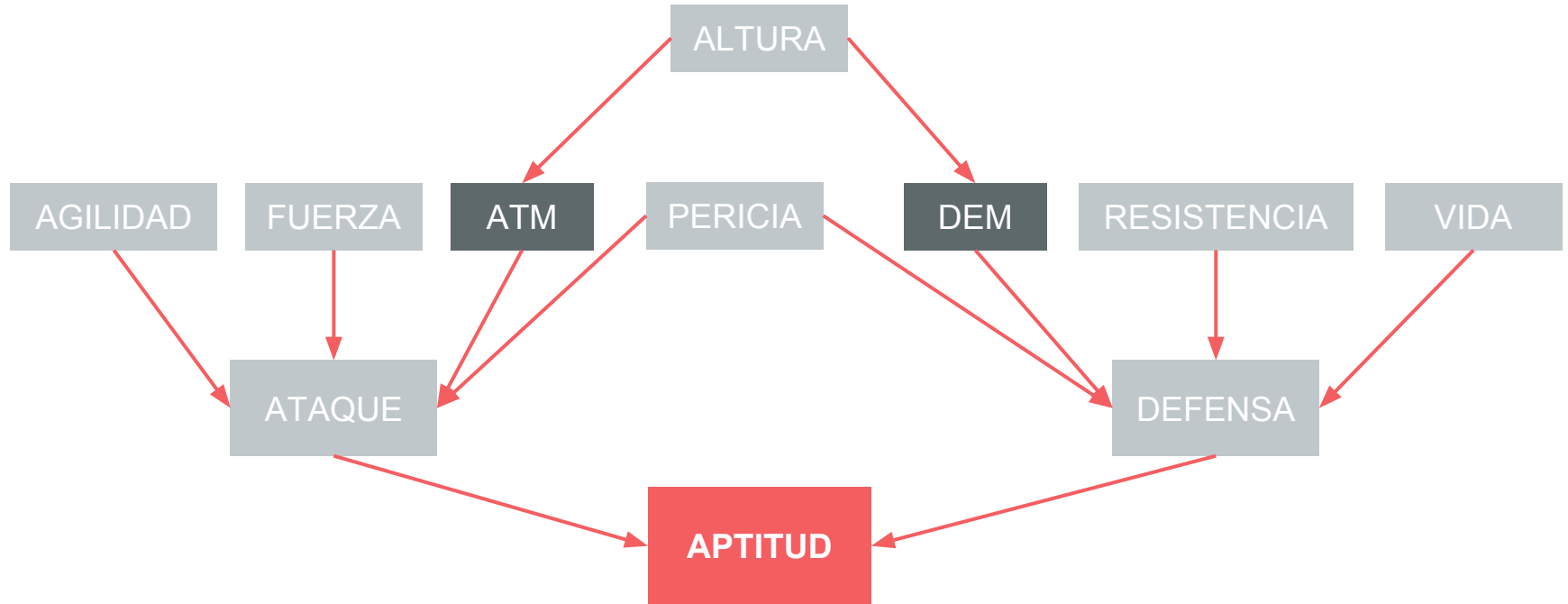
Introducción

Objetivo



Implementar un motor de algoritmos genéticos para encontrar el equipamiento óptimo para un personaje de un juego.

Función de Fitness



Función de Fitness

$$Fuerza_{personaje} = 100 * \tanh(0,01 * Fuerza_{item})$$

$$Agilidad_{personaje} = \tanh(0,01 * Agilidad_{item})$$

$$Pericia_{personaje} = 0,6 * \tanh(0,01 * Pericia_{item})$$

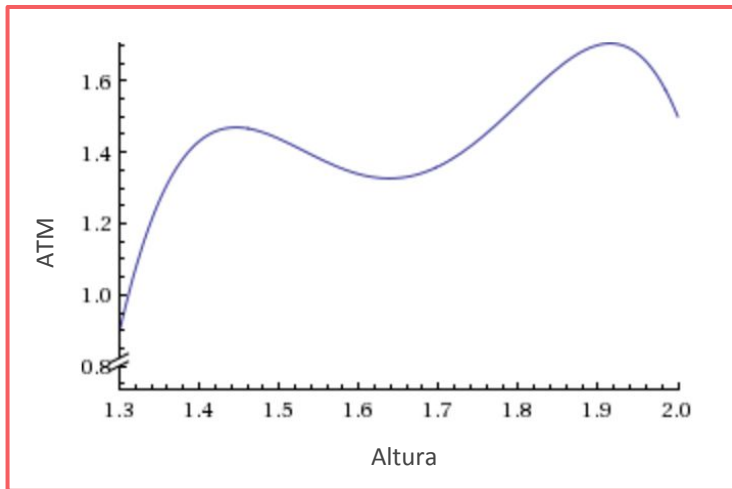
$$Resistencia_{personaje} = \tanh(0,01 * Resistencia_{item})$$

$$Vida_{personaje} = 100 * \tanh(0,01 * Vida_{item})$$

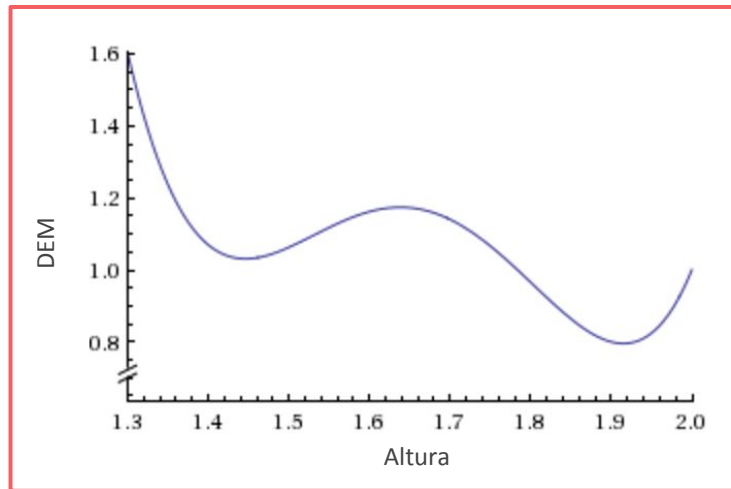
¡Por el uso de la tangente hiperbólica puede haber saturación! Cuando una de las propiedades llega a la saturación, no hay que seguir intentando incrementarla.

Función de Fitness

ATM vs Altura



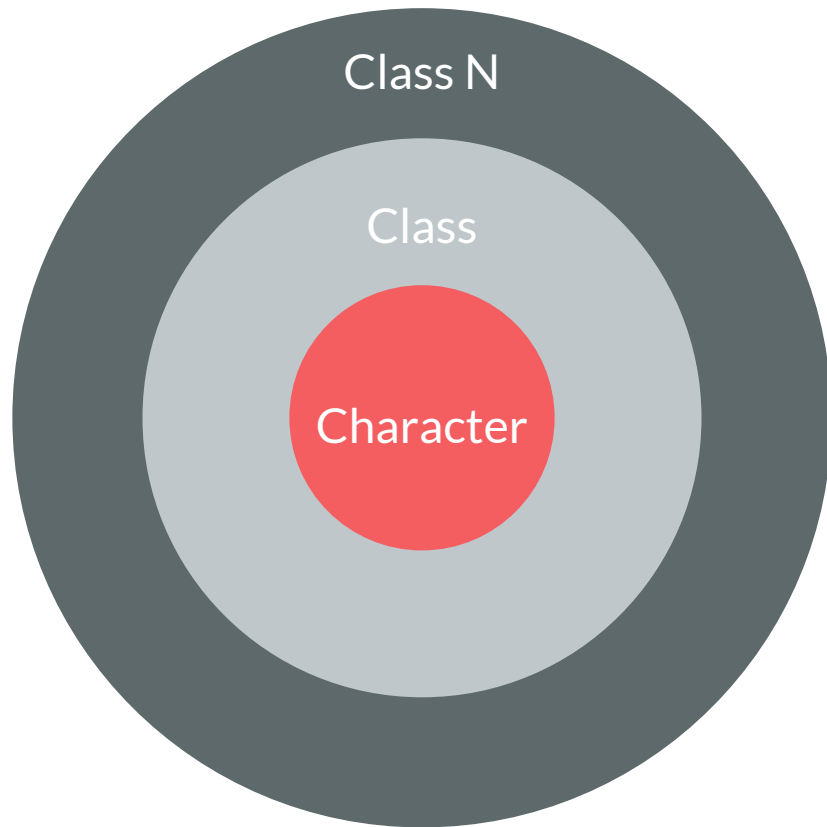
DEM vs Altura



- ❖ La altura de los defensores debería rondar el valor 1.3
- ❖ La altura de los arqueros debería rondar el valor 1.9
- ❖ Difícil de predecir para guerreros y asesinos

Implementación

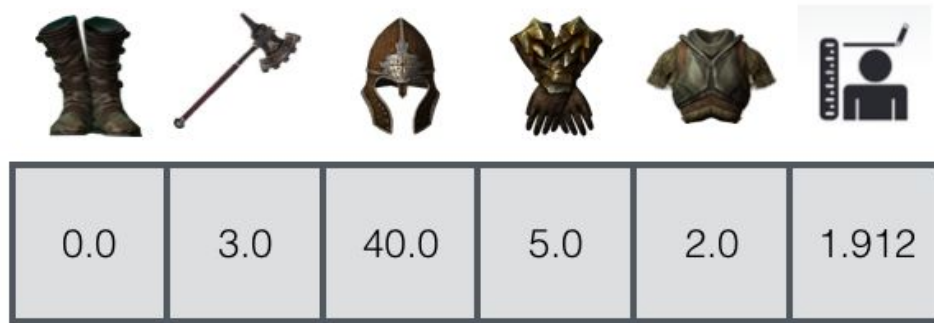
Representación de los personajes



Representación del individuo

La estructura del cromosoma es una **cadena de doubles**, que representan el equipamiento del personaje y su altura.

El equipamiento del personaje está representados por los id de las botas, arma, casco, guantes y pechera respectivamente.



Diversidad

Se implementaron tres formas de definir la diversidad:

- ❖ Diversidad por aptitud
- ❖ Diversidad por equipamiento
- ❖ Diversidad por características

Diversidad por Aptitud

Dada una población P , definimos la **diversidad por aptitud** como:

$$diversity_P = \frac{\sigma(F_P)}{\overline{F_P}}$$

Siendo $\sigma(F_P)$ el desvío estándar y $\overline{F_P}$ la media de la aptitud (fitness) de la población P .

Diversidad por características

Dada una población P , definimos la diversidad de la característica X como:

$$diversity_{X_P} = \frac{\sigma(X_P)}{\overline{X_P}}$$

Siendo $\sigma(X_P)$ el desvío estándar y $\overline{X_P}$ la media de la característica X de la población P .

Y definimos la **diversidad por características** de la población P como el **promedio** de la diversidad de las características correspondientes, siendo estas la fuerza, agilidad, pericia, resistencia y vida.

Diversidad por características

$$diversity_P = \frac{diversity_{A_P} + diversity_{R_P} + diversity_{V_P}}{3}$$

$$diversity_{A_P} = \frac{\sigma(A_P)}{\overline{A_P}} \quad diversity_{R_P} = \frac{\sigma(R_P)}{\overline{R_P}} \quad diversity_{V_P} = \frac{\sigma(V_P)}{\overline{V_P}}$$

	Población			
	I1	I2	I3	
Agilidad				A_P
Resistencia				R_P
Vida				V_P

Diversidad por equipamiento

Dada una población P , definimos la diversidad del equipamiento Q como la fracción entre la cantidad de ítems usados únicos de este tipo de equipamiento menos uno, y la cantidad de ítems distintos que existen, es decir:

$$diversity_{Q_P} = \frac{\#Q_P Usados - 1}{\#Q}$$

Es decir que si hay 200 cascos y en la población sólo se utilizan 11 distintos, la diversidad de cascos es de 0.05.

Y definimos la **diversidad por equipamiento** de la población P como el **promedio** de la diversidad de los equipamientos correspondientes.

Diversidad de equipamiento

Dada una población P de 3 individuos, un conjunto de 45 botas, uno de 10 Armas y otro de 8 cascos.

	Población			
	I1	I2	I3	
Botas	10	10	10	→ $\#B_P Usados = 1$
Armas	110	20	110	→ $\#A_P Usados = 2$
Casco	8	7	45	→ $\#C_P Usados = 3$

$$diversity_{B_P} = \frac{1 - 1}{45}$$

$$diversity_{A_P} = \frac{2 - 1}{10}$$

$$diversity_{C_P} = \frac{3 - 1}{8}$$

$$diversity_P = \frac{0 + 0.1 + 0.25}{3} \cong 0.1167$$

Condiciones de Corte

- ❖ Estructura
- ❖ Cantidad de generaciones
- ❖ Contenido
- ❖ En torno a un óptimo

Métodos de Selección

- ❖ Ruleta
- ❖ Boltzmann
- ❖ Torneo : Determinístico y Probabilístico
- ❖ Ranking
- ❖ Elite
- ❖ Universal
- ❖ Compound (combina dos métodos de selección)

Métodos de Mutación

- ❖ Clásica
- ❖ No uniforme

Métodos de Cruza

- ❖ Anular-Crossover
- ❖ OnePoint-Crossover
- ❖ TwoPoint-Crossover
- ❖ Uniform-Crossover

Algoritmo

```
while(!condicion de corte){  
    Selección  
    Cruza {  
        Creación de hijos  
        Mutación  
    }  
    Reemplazo  
}
```

Las partes de **color** se pueden intercambiar para usar cualquiera de las distintas implementaciones

Pruebas y Resultados

Prueba de corte por contenido

Se busca ver cuál sería un buen parámetro de corte para el corte por contenido, se utiliza una configuración probada previamente.

Se sabe que el máximo está alrededor de 30,94. Se quiere saber para qué N se puede conseguir algo parecido, se hacen 10 pruebas y se toma el promedio.

Prueba de corte por contenido

- ❖ Tamaño de la población: 20
- ❖ Selección: 80% Ruleta - 20% Elite
- ❖ Mutación: No uniforme con probabilidad $p_m=0.01$
- ❖ Cruza: Uniforme con probabilidad $p_c=0.5$
- ❖ Condición de corte: Contenido, N generaciones
- ❖ Reemplazo: Método 2 (80% Boltzmann con $t_0=400$ - 20% Elite)

Prueba de corte por contenido

N	Mejor aptitud
5	18.3562
10	21.2164
50	25.3922
100	26.9686
500	30.8935
1000	30.9424
5000	30.9427

Prueba de corte por cantidad

Se busca ver cuál sería un buen parámetro de corte para el corte por cantidad, se utiliza una configuración probada previamente.

Se sabe que el máximo está alrededor de 30,94. Se quiere saber para qué N se puede conseguir algo parecido, se hacen 10 pruebas y se toma el promedio.

Prueba de corte por cantidad

- ❖ Tamaño de la población: 20
- ❖ Selección: 80% Ruleta - 20% Elite
- ❖ Mutación: No uniforme con probabilidad $p_m=0.01$
- ❖ Cruza: Uniforme con probabilidad $p_c=0.5$
- ❖ Condición de corte: Cantidad de Generaciones, N generaciones
- ❖ Reemplazo: Método 2 (80% Boltzmann con $t_0=400$ - 20% Elite)

Prueba de corte por cantidad

N	Mejor aptitud
5	17.6170
10	18.5901
50	21.2269
100	24.5442
500	28.6186
1000	29.3421
5000	30.6306

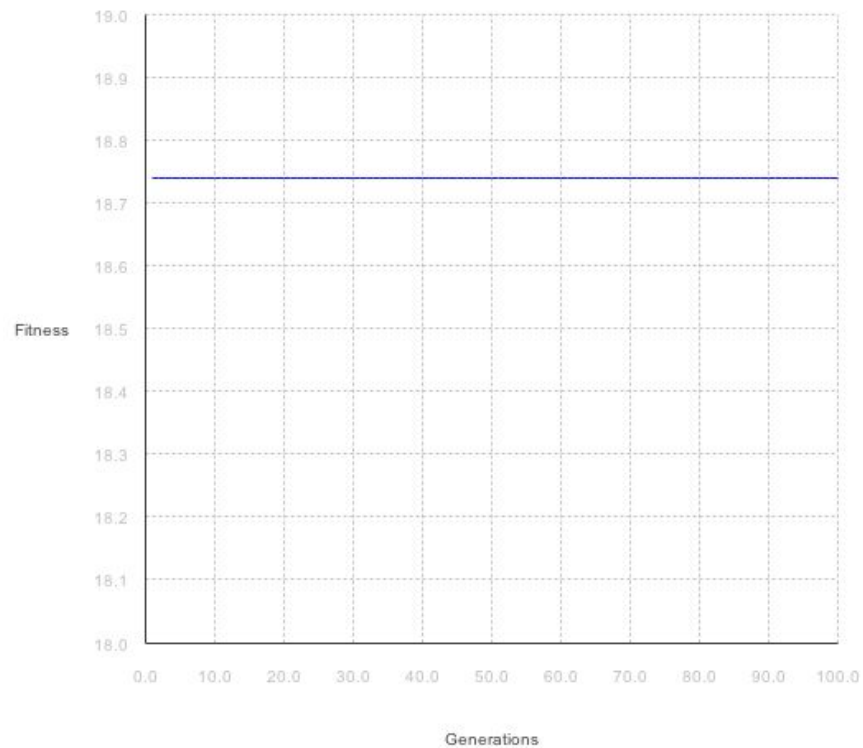
Variación de P_m en la siguiente configuración

- ❖ Tamaño de la población: 150
- ❖ Selección: 80% Ruleta - 20% Elite
- ❖ Mutación: No uniforme
- ❖ Cruza: Uniforme con probabilidad $p_c=0.5$
- ❖ Condición de corte: 100 generaciones
- ❖ Reemplazo: Método 1

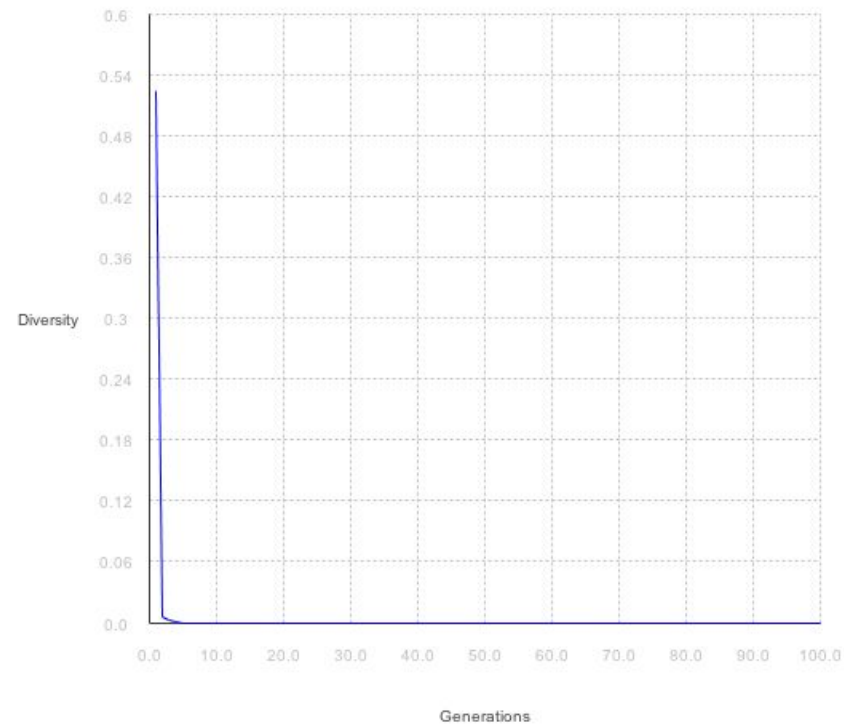
Nota: se realizaron 10 pruebas con cada p_m y se seleccionó para mostrar las de mejor fitness.

$p_m=0$
Best Fitness = 18.7391

Best chromosome fitness

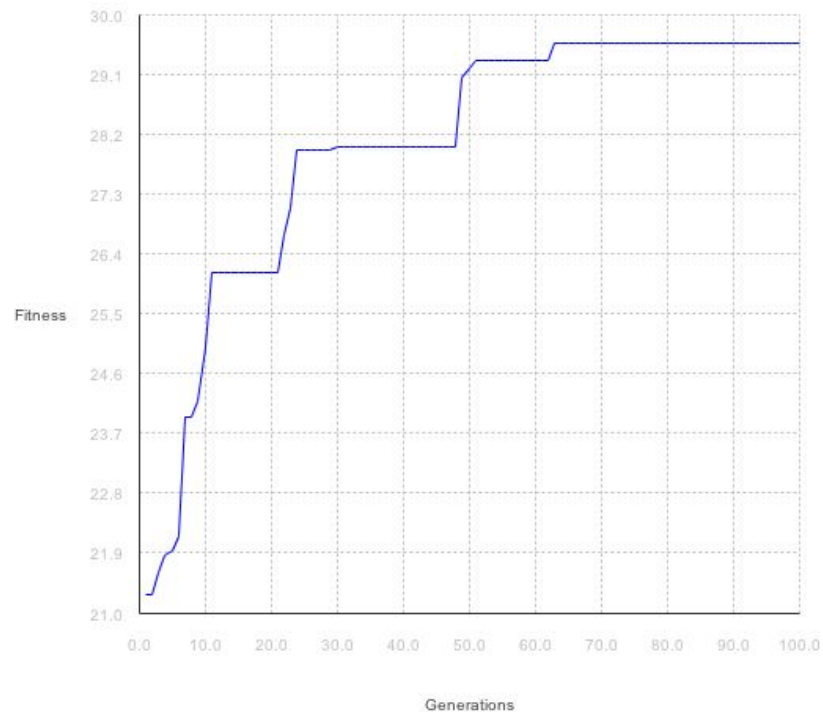


Diversity

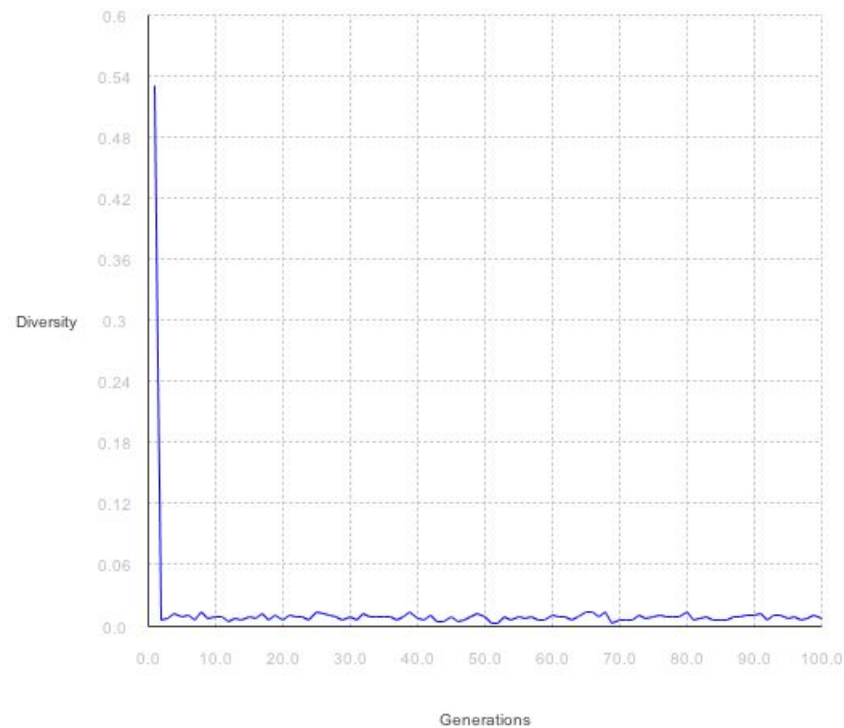


$p_m=0.1$
Best Fitness = 29.5649

Best chromosome fitness

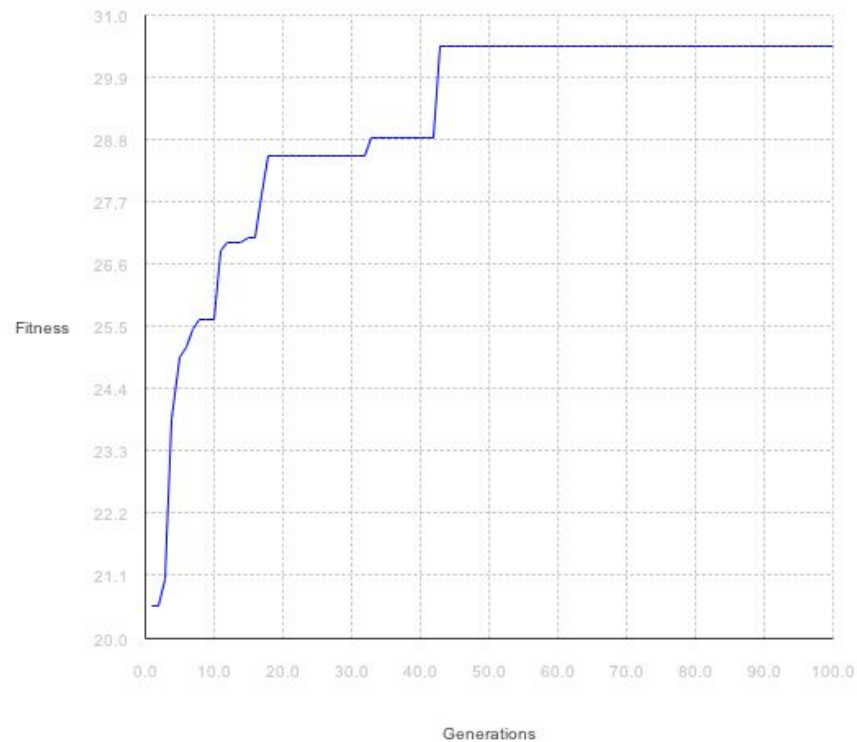


Diversity

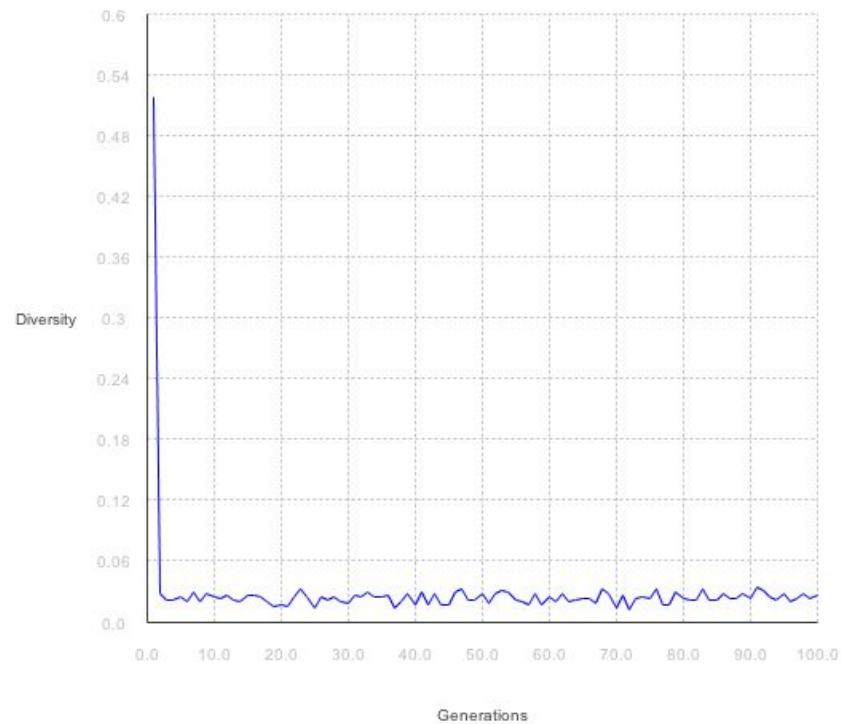


$p_m=0.3$
Best Fitness = 30.4334

Best chromosome fitness



Diversity



Prueba de mejores configuraciones para cada clase

- ❖ Tamaño de la población: 200
- ❖ Selección: 80% Ruleta - 20% Elite
- ❖ Mutación: No uniforme con probabilidad $p_m=0.01$
- ❖ Cruza: Uniforme con probabilidad $p_c=0.5$
- ❖ Condición de corte: Contenido , 1000 generaciones
- ❖ Reemplazo: Método 2 (80% Boltzmann con $t_o=400$ - 20% Elite)

Nota: se realizaron 10 pruebas con cada clase y se seleccionó para mostrar las de mejor fitness.

Prueba de mejores configuraciones para cada clase

	Arquero1	Arquero2	Guerrero1	Guerrero2	Guerrero3	Defensor1	Defensor2	Asesino1	Asesino2
Botas	130	130	130	130	130	68	68	130	130
Armas	110	110	110	110	110	0	0	110	110
Casco	13	13	18	18	18	23	23	154	13
Guantes	11	11	11	11	11	48	48	11	11
Pechera	190	190	190	190	190	65	65	169	190
Altura	1.9152	1.9154	1.9151	1.9152	1.9156	1.3000	1.3000	1.9152	1.9152

	Arquero1	Arquero2	Guerrero1	Guerrero2	Guerrero3	Defensor1	Defensor2	Asesino1	Asesino2
Agilidad Ítem	0.6044	0.5579	0.3506	0.2921	0.3506	0.0558	0.0478	0.6467	0.5114
Fuerza Ítem	0.3422	0.2852	0.6115	0.6625	0.5606	0.0924	0.1092	0.3664	0.3993
Pericia Ítem	0.2835	0.3071	0.0536	0.0536	0.0893	0.0779	0.1169	0.2791	0.3544
Resistencia Ítem	0.0194	226	0.0429	0.0471	0.0515	0.6859	0.5879	0.0478	0.0355
Vida Ítem	0.0481	0.0577	0.0761	0.0676	0.0930	0.6619	0.6067	0.0207	0.0673
Ataque	39.6390	32.4293	34.2932	31.2652	33.8260	0.8452	1.1458	43.8141	43.6549
Defensa	0.7071	0.9226	0.4530	0.4258	0.7736	59.6884	51.9905	0.3481	1.2810
Aptitud	35.7458	29.2786	20.7571	18.9294	20.6051	53.8041	46.9060	30.7743	30.9427

Conclusiones

Conclusiones

- ❖ Mejor tipo de diversidad , por ítems.
- ❖ Salieron beneficiadas las clases defensivas. Debido a la importancia de la Fuerza para el ataque y la falta de ítems que la provean en cantidad alta.
- ❖ Vemos como las clases híbridas tendieron a apuntar a enfocarse sólo en ataque o en defensa (no hay una combinación híbrida que pueda competir).
- ❖ Vemos que existe una altura óptima dependiendo de si el personaje se enfoca en ataque o en defensa.
- ❖ Vemos que la mejor combinación encontrada para cada clase es casi igual , dependiendo si se enfoca en el aspecto ofensivo o defensivo.

¡Muchas gracias!

