

# Trabajo Práctico Especial 3 - Algoritmo Genético

Sistemas de Inteligencia Artificial



Grupo 12

Pedro Balaguer - 55795  
Alexander Dryselius - 60649  
Agustín Izaguirre - 57774  
Juan Li Puma - 55824

# Índice

<b>Índice</b>	<b>2</b>
Trabajo Realizado	5
Notas sobre la ejecución	5
Mejor Desempeño Obtenido Analíticamente (Master Race)	5
Operadores Genéticos	6
Selección	6
Boltzmann	6
Lineal:	6
Lineal partida:	6
Inversa:	6
Exponencial negativa:	6
Cruza	7
Mutación	7
Métodos de Reemplazo	7
Condiciones de Corte	7
Métricas Utilizadas	7
Índice de Simpson ( <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Diversity_index#Simpson_index">https://en.wikipedia.org/wiki/Diversity_index#Simpson_index</a> )	7
Índice de biodiversidad	7
Altura promedio	7
Fitness promedio y máximo	8
Probabilidad de mutación	8
Item medio y más común	8
Resultados	8
Variando la Población	8
Variando Gap Generacional	8
Usando Único Método de Selección	9
Elite	9
Torneos Determinísticos	9
Torneos Probabilísticos	9
Ruleta	9
Universal	10
Ranking(con Ruleta)	10
Ranking(con Universal)	10
Boltzmann(con Ruleta)	10
Boltzmann(con Universal)	10
Combinando Métodos de Selección	10
Ronda 1	11
Ronda 2	11

Ronda 3: Tutti Frutti	11
Variando Algoritmos de Reemplazo	12
Para este experimento se utilizó una población de 2000, con una probabilidad de mutación de 0.1, métodos de selección de un 0.2 élite y un 0.8 Boltzmann (con ruleta y función exponencial) métodos de reemplazo de un 0,25 élite y un 0.75 Boltzmann(con ruleta y función exponencial). Se probaron con los tres tipos de Algoritmos de Reemplazo(mencionados en las teóricas como métodos de reemplazo)	12
Variando los tipos de Cruza	12
Variando las funciones de Modificación de la probabilidad de mutación	12
Variando la Función de Temperatura de Boltzmann	13
Arquero 3 Óptimo	13
<b>Conclusiones</b>	<b>15</b>
<b>Anexo</b>	<b>15</b>
Búsqueda del Guerrero Óptimo	16
Variando la Población	16
5 % de ítems	16
10% de Items	20
25 % de ítems	24
Variando Gap Generacional	28
G = 0.1	28
G = 0.2	29
G = 0.3	30
G = 0.4	31
G = 0.5	32
G = 0.6	33
G = 0.7	34
G = 0.8	35
G = 0.9	36
G = 1.0	37
Usando Único Método de Selección	38
Elite	38
Torneo Determinístico	40
Torneo Probabilístico	41
Ruleta	42
Universal	43
Ranking(con Ruleta)	44
Ranking(con Universal)	45
Boltzmann(con Ruleta)	46
Boltzmann(con Universal)	50
Combinando Métodos de Selección	53
Ronda 1	53
#1: Universal + Torneo determinístico, A=0.5, B=0.75	55

#2: Ranking (+ruleta) + Boltzmann (+ ruleta), A=0.25, B=0.5	56
#3: Ranking (+ ruleta) + Boltzmann (+ ruleta), A=0.5, B=0.75	57
#4: Universal + Torneo Determinístico, A=0.25, B=0.5	58
#5: Elite + Ruleta, A=0.25, B=0.75	59
Ronda 2	59
#1: Elite + Ruleta, A=0.25, B=0.75 (#5 de ronda 1)	60
#2: Ranking (+ ruleta) + Boltzmann (+ ruleta) A=0.25, B=0.5 (#2 de ronda 1)	61
#3: Ranking (+ ruleta) + Boltzmann (+ ruleta), A=0.5, B=0.75 (#3 de ronda 1)	62
#4: Universal + Torneo Determinístico, A=0.5, B=0.75 (#1 de ronda 1)	63
#5: Universal + Torneo Determinístico, A=0.25, B=0.5 (#4 de ronda 1)	64
Ronda 3	64
Variando Algoritmos de Reemplazo	66
Método de Reemplazo 1	66
Método de Reemplazo 2	67
Método de Reemplazo 3	68
Variando los tipos de Cruza	68
Cruza de Un Punto	68
Cruza de Dos Puntos	69
Cruza Anular	71
Cruza Uniforme	74
Variando las funciones de Modificación de la probabilidad de mutación	77
Mutación decreciente	77
Mutación creciente	78
Sin Mutación	79
Variando las funciones de Temperatura Boltzmann	80
Temperatura Exponencial	80
Temperatura Inversa	81
Temperatura Lineal	82
Temperatura Lineal Partida	83

## Trabajo Realizado

El problema modelado es el de la búsqueda de un personaje para un juego con el mejor desempeño posible, para esto podrán modificarse el casco, los guantes, las botas, la pechera, el arma y la altura. Para realizarlo se utiliza un algoritmo genético que busca el personaje con el mejor desempeño.

Para modelar a los personajes (Cromosomas) utilizamos una clase abstracta Warrior donde cada Warrior tenía multiplicadores usados para los stats de los ítems y los ítems que llevaba. Luego, para especificar el tipo de personaje (Guerrero, Defensor, Arquero o Asesino) se extiende una clase con el nombre correspondiente (en nuestro caso arquero) que tiene los multiplicadores de ataque y defensa específicos de la clase. Nuestro grupo se centró en un tipo especial de Arquero, Arquero 3. Sin embargo la implementación se realizó de manera genérica con el objetivo de poder reutilizarse para cualquier otro tipo de personaje.

## Notas sobre la ejecución

Las instrucciones para ejecutar el programa se encuentran en el archivo README.md. El programa genera dos archivos de salida: `out.m` y `data.p5`. Se pueden ver los gráficos de las métricas ejecutando `out.m` con Octave y otros datos relevantes abriendo una visualización `frontend/index.html` en el navegador.

## Mejor Desempeño Obtenido Analíticamente (Master Race)

Para tener una referencia de cuál es un fitness óptimo utilizamos un método para aproximar (generalmente con un error casi nulo) la mejor combinación de ítems dado un arquero (cabe notar que el método es extensible a cualquier tipo de guerrero).

Por un lado, por la forma en que están definidas las funciones ATM y DFM, es posible determinar la altura óptima de los guerreros analíticamente. En nuestro caso, el fitness se calcula como  $0.9 * Ataque + 0.1 * Defensa$ . *Ataque* y *Defensa* son funciones que dependen de ATM y DFM respectivamente multiplicados por las estadísticas e los ítems, pero como no existe dependencia cruzada de ATM y DFM (por ejemplo que a mayor DFM mayor *Defensa* y menor *Ataque*) siempre estaremos interesados en maximizarlos de forma independiente. Dados los factores fijos 0.9 y 0.1, la función que debemos maximizar es  $0.9 * ATM + 0.1 * DFM$ . En [esta página](#) se puede ver la forma de esta función y jugar con los parámetros 0.9 y 0.1 para obtener la curva resultante para otros guerreros. Calculando la derivada e igualándola a 0, obtenemos que el máximo se encuentra en  $h=1.91519m$  y un máximo local en  $h=1.44632m$ . Por lo tanto la altura ideal para los arqueros es de 1.91519m y trataremos de validarla en los análisis (Ver gráfico en el anexo).

Por otro lado, se debe encontrar la mejor combinación de ítems. En este punto, como las funciones de características de los ítems (ej: fuerza, agilidad, ...) son crecientes se pueden evaluar los ítems de forma independiente, y luego calcular el fitness del guerrero con sólo ese ítem (la altura es irrelevante para estos cálculos siempre que se mantenga constante, tomaremos la altura óptima de 1.91591m). Sin embargo, como la derivada de tanh es decreciente entre 1.3 y 2.0, a medida que una característica crece, le resulta más complicado seguir creciendo; decimos en esta situación que la característica del ítem *satura*. Por lo tanto, eligiendo de forma independiente los ítems puede pasar que resulte mejor elegir un ítem con peor performance individual que otro ya que aumenta una característica que hasta el momento tiene un valor bajo. Elegir este ítem en principio inferior tiene un impacto mayor porque el ítem superior impactará menos

en el fitness total porque sólo aumenta una característica ya saturada. Por esta razón el guerrero “óptimo” resultante no es exactamente el mejor, pero sí es una muy buena aproximación con un error muy bajo.

## Operadores Genéticos

### Selección

Los métodos de selección implementados fueron Elite, Ruleta, Universal, Boltzmann (versión con Ruleta y versión con Universal), Torneos (determinístico y probabilístico) y Ranking (versión con Ruleta y versión con Universal).

#### Boltzmann

Para Boltzmann se eligieron distintas funciones de temperatura, probamos con distintas funciones:

Lineal:

$$f(x) = \frac{-x}{20} + 10000$$

donde  $x$  es la cantidad de generaciones.

Lineal partida:

$$f(x) = \max(-x * 3 + 1000, \frac{-x}{12} + 240)$$

donde  $x$  es la cantidad de generaciones.

Inversa:

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

donde  $x$  es la cantidad de generaciones.

Exponencial negativa:

$$f(x) = \exp\left(\frac{-(x - 10000)}{1900}\right)$$

donde  $x$  es la cantidad de generaciones.

Se agregó a todas salvo para la lineal una cota mínima a las funciones porque a partir de cierto valor de temperatura (menores al 0.4) la exponencial crece mucho y da overflow. Para solucionar este problema una vez alcanzado este valor crítico, en lugar de seguir decreciendo se establece ese valor como cota mínima y poder correr el algoritmo sin límites en la cantidad de generaciones. La lineal en cambio al no tener la cota sí está limitada en cuanto a las generaciones, ya que a partir de cierta generación dejará de funcionar.

## Cruza

Los métodos de cruce implementados fueron cruce de un punto, de dos puntos, anular y uniforme.

## Mutación

Los métodos de mutación implementados fueron mutación de gen (uniforme y no uniforme) y mutación multigen (uniforme y no uniforme).

Para la mutación no uniforme se utilizaron dos funciones distintas para modificar la probabilidad, una siempre decreciente (recomendada por la cátedra) y una que modifica de manera random ya sea aumento o decremento pero de valores pequeños la probabilidad de mutación.

## Métodos de Reemplazo

Los métodos de reemplazo utilizados fueron los tres métodos de reemplazo explicados en clase.

## Condiciones de Corte

Las condiciones de corte utilizadas fueron corte por máxima cantidad de generaciones, estructura, contenido, entorno a un óptimo y una que combina las 4 anteriores y corta cuando cualquiera de las anteriores cortaría.

## Métricas Utilizadas

### Índice de Simpson ([https://en.wikipedia.org/wiki/Diversity\\_index#Simpson\\_index](https://en.wikipedia.org/wiki/Diversity_index#Simpson_index))

De 0 a 1. Más cerca de 1 indica mayor diversidad

$$D = 1 - \sum_{i=1}^s \left( \frac{\# \text{ ind}_i}{\# \text{ ind}_{\text{TOT}}} \right)^2$$

### Índice de biodiversidad

Es la cantidad de individuos distintos en cada generación. Más cercano a la población total indica mayor diversidad.

### Altura promedio

$$H = \frac{\sum_i h_i}{poblacion\_total}$$

## Fitness promedio y máximo

$$F = \frac{\sum_i f_i}{poblacion\_total} \quad max(f_i)$$

## Probabilidad de mutación

Evolución de la probabilidad de mutación a lo largo de las generaciones.

## Ítem medio y más común

La evolución a lo largo de las generaciones de:

- un promedio de las características de cada ítem: casco, armadura, guantes, arma y botas.
- las características del ítem más presente en cada generación

# Resultados

## Variando la Población

Se realizaron varias pruebas con alta población. Los tests corrieron con 5%, 10% y 25% de la población máxima, 50000, 100000 y 250000 por generación, con Boltzmann exponencial y Elite como métodos de selección a un ratio de 80/20%, y un valor delta de 4.0. En este entorno en un principio se observaba una gran diferencia entre el valor medio y el valor máximo. Dentro de pocas generaciones se notó como la curva del valor medio se estancaba mientras que la biodiversidad y el índice Simpson mostraba valores cada vez más bajas, indicando que un arquero campeón se había destacado.

## Variando Gap Generacional

La variable G, del Generation Gap, determina la proporción de individuos de generaciones anteriores que son pasados directamente sin modificar a la próxima generación. Como este valor incide directamente sobre la diversidad de la población, se probaron varios valores entre 0.1 y 0.9 con paso 0.1, con una población de 2000, 50/50% universal y torneo determinístico tanto para cruce como para reemplazo, con un límite de 10000 generaciones y un delta de 4.0. En un principio la hipótesis era que se encontraría un fitness máximo con un G pequeño (menos de 0.5), ya que fomentaría la diversidad de la población, así dando más lugar a combinaciones nuevas superadoras. Sin embargo, se encontró el fitness máximo con G = 0.9. Los resultados y gráficos con el detalle adecuado se encuentran en el Anexo.

## Usando Único Método de Selección

Quería observarse los efectos de un único método de selección tanto en la selección como en el reemplazo en cada generación.

Para este experimento se utilizó el algoritmo de reemplazo 2, 0.1 para la probabilidad de mutación(mutación multigen uniforme) y para la condición de corte la condición combinada, donde cortaría a las 10000 generaciones, al tener el mismo mejor fitness 6000 generaciones seguidas o al estar cerca del óptimo calculado (distancia menor a 2.0 de fitness)

### Elite

Como se puede ver en Elite Imagen 1 del anexo, en esa corrida elite converge rápidamente a un valor próximo al óptimo y por eso corta. Mientras que como se observa en Elite Imagen 2 del anexo, en esa corrida no converge tan rápido, esto puede deberse a que inicialmente iba a un subóptimo y luego por mutaciones que fueron favorables logra ir mejorando más lentamente hasta un valor cercano al óptimo esperado. Una vez que converge a un valor subóptimo elite es más lento en ir mejorando y depende de las mutaciones.

Esto puede observarse en el índice de Simpson donde los picos representan las mutaciones favorables, en el primer caso hubo pocas ya que convergia a un valor mejor, mientras que en el otro requirió de muchas para mejorar.

### Torneos Determinísticos

Como se puede ver en la imagen del anexo, converge tan rápido como el elite, pero su biodiversidad da menor a elite, esto puede deberse a que si en varios torneos está el mejor este se elegirá repetidamente y no una única vez como en elite.

### Torneos Probabilísticos

Como se puede ver en la imagen del anexo, llega a un valor cercano al óptimo pero se demora más que el determinístico, también tiene mayor biodiversidad que el determinístico. Esto puede deberse a que depende del azar si se elige el mejor de los dos, esto favorece la diversidad y hace que converja más lento si es que el mejor tiende al óptimo y no a un subóptimo. Si el mejor convergiera a un subóptimo este método ayudaría a poder salir de ese subóptimo.

### Ruleta

Como se puede ver en la imagen del anexo ruleta no llega a cortar por un valor cercano al óptimo aunque su mejor fitness no está muy lejos, sin embargo la biodiversidad de ruleta es mayor a la de los demás métodos.

## Universal

Como se puede ver en la imagen del anexo Universal es el que más biodiversidad tiene de todos y logra llegar a un buen fitness, aunque más lento que los otros métodos de selección.

## Ranking(con Ruleta)

Como se observa en el gráfico del anexo, el mejor fitness se mantiene constante pero con mucho ruido rondando valores de 10. Por sí solo, este método no resulta muy efectivo para encontrar un guerrero óptimo.

## Ranking(con Universal)

Como se puede ver en la imagen del anexo, al usarse ranking con ruleta varia muchísimo el mejor fitness, pero la media de fitness se mantiene bastante pareja. La diversidad tampoco es muy alta. No se puede apreciar una tendencia creciente en el fitness.

## Boltzmann(con Ruleta)

Como se puede ver en la imágen del anexo, converge rápido. En todas las corridas realizadas se observa que el algoritmo corta por llegar a un End Condition acceptable.

## Boltzmann(con Universal)

Tal como en el caso con Boltzmann/Ruleta en todas las corridas se cortó por End Condition. La gran diferencia entre los dos métodos se ve bien en la distinción entre los gráficos del índice Simpson. El método universal elige los dos padres para cruzar a la vez, resultando en los picos del gráfico que aparecen cuando sale un individuo menos común para cruzarse.

## Combinando Métodos de Selección

El programa permite también combinar dos métodos de selección, tanto para la fase de cruce como para la fase de reemplazo (si el algoritmo contiene esa fase, que no ocurre para el algoritmo 1). Esto permite combinar las fortalezas de dos métodos de selección distintos, o por lo menos combatir los problemas que surgen de usar un sólo algoritmo exclusivamente. Esto se configura con dos coeficientes A y B para las fases de cruce y reemplazo respectivamente. Una proporción A de los padres a seleccionar para cruzar se seleccionarán con un método, y la restante (1-A) con otro método. Análogamente se usa B para proporcionar la selección de individuos en la fase de reemplazo. Por la gran variedad de combinaciones posibles, este análisis se realizó en varias etapas, detalladas a continuación. Para todas estas corridas la población fue de 2000.

## Ronda 1

Para esta ronda tanto cruza como reemplazo usaban los mismos pares de métodos de selección, pero con distintos A y B. Los pares de métodos combinados fueron los siguientes:

- Elite con Ruleta
- Universal con Torneo Determinístico
- Ranking (más Ruleta) con Boltzmann (más Ruleta)

Se probaron todas las combinaciones de A y B cada uno con valores posibles 0.1, 0.25, 0.5 y 0.75. Las totales 48 corridas están detalladas en el Anexo y se muestran los gráficos de las cinco mejores corridas. Todas corrieron con condiciones de límite compuestas (10000 generaciones, delta 0.4 o 6000 generaciones similares consecutivas para corte por estructura).

## Ronda 2

Luego de un análisis de los numerosos resultados de la ronda 1, se observó que un gran número de las corridas terminaron por delta (es decir por proximidad configurada al óptimo). Sospechando que se podía “sacar más provecho” de estas corridas (es decir acercarse más al óptimo global), se hizo una segunda ronda con las cinco mejores corridas de la ronda 1, cambiando la condición de corte a exclusivamente por límite de generaciones en 25000, que era más del doble del límite de generaciones de la ronda 1 (sólo una corrida llegó a cortar por ese límite de generaciones).

Los resultados mostraron una mejora respecto de la ronda 1, ya que la mejor corrida de la ronda 2 llegó a un fitness de 36.121 en su límite de generaciones. La corrida correspondió a Elite con Ruleta, con A=0.25 y B=0.75. El gráfico se encuentra en el Anexo.

## Ronda 3: Tutti Frutti

Para llevar la combinación de métodos de selección al extremo, se realizó una corrida con todos métodos distintos, con A=B=0.5, haciendo una especie de “tutti frutti” de métodos de selección. Para la cruza se utilizó 50% Elite, 50% Torneo probabilístico, y para el reemplazo se usó 50% Universal, 50% Ranking con Ruleta. Con única condición de corte 25000 generaciones, se llegó a un fitness máximo de 35.921, mejor que cualquier combinación de la ronda 1, con una diversidad notablemente alta respecto a las demás corridas. El gráfico se encuentra en el Anexo.

## Variando Algoritmos de Reemplazo

Para este experimento se utilizó una población de 2000, con una probabilidad de mutación de 0.1, métodos de selección de un 0.2 élite y un 0.8 Boltzmann (con ruleta y función exponencial) métodos de reemplazo de un 0.25 élite y un 0.75 Boltzmann (con ruleta y función exponencial). Se probaron con los tres tipos de Algoritmos de Reemplazo (mencionados en las teóricas como métodos de reemplazo)

Como se puede ver en el anexo tanto el algoritmo de reemplazo 1 como el algoritmo de reemplazo 2, llegaron a resultados muy parecidos, el algoritmo de reemplazo 1 tiene el fitness un poco peor y mayor la biodiversidad, esto se debe a que no se mantienen los de las generaciones anteriores, perdiendo los mejores fitness si sus hijos no los alcanzan y favoreciendo la diversidad, mientras que el algoritmo de reemplazo 2, tiene un poco menos de biodiversidad pero llega a un fitness mejor.

El algoritmo de reemplazo 3 en cambio alcanza un fitness cercano al óptimo y lo hace mucho antes que los otros. También puede observarse que el mismo tiene menos biodiversidad que los otros dos algoritmos.

## Variando los tipos de Cruza

Se realizaron corridas con los cuatro métodos de cruce presentadas en clase para ver el impacto que tienen a la diversidad. En todos los casos se utilizó el método ruleta para la selección con una probabilidad de cruce de 95%. Se observa que en todos los casos los índices de diversidad se estancan o bajan, ésto se debe a que las mutaciones buenas hacen que la diversidad baje. Como el índice de Simpson es relativo, se ve notar más los efectos de las mutaciones positivas que en los gráficos de los de índice de biodiversidad, que son absolutos. De los métodos utilizados se obtuvo mejores resultados utilizando:

- Cruce Anular: 7114 generaciones
- Cruce Uniforme: 9307 generaciones

## Variando las funciones de Modificación de la probabilidad de mutación

Existe la posibilidad de que varíe la probabilidad de mutación dinámicamente durante la ejecución del programa. Se puede usar una función decreciente  $m = m * 0.99$  y otra creciente  $m = m * 1.1$ . Podemos ver la comparación de ambos métodos en el anexo junto con un ejemplo de una simulación sin mutaciones. Cuando no hay mutaciones la población converge a un único individuo y no puede seguir mejorando. Sin embargo, cuando sí hay mutaciones (ya sea variando de forma creciente o decreciente) se da lugar a la aparición de nuevos individuos y, en caso de ser una mutación positiva, el resto de la población adopta las nuevas características y por eso se ve un aumento momentáneo de la diversidad con el índice de Simpson.

## Variando la Función de Temperatura de Boltzmann

Para este experimento se utilizó una población de 2000, Boltzmann tanto como método de selección como método de reemplazo y una mutación uniforme con probabilidad 0.2

Como se discute en el anexo, las funciones de temperatura tienen distintos efectos en cómo se va comportando el algoritmo aunque son muy parecidas entre sí. Basándonos en los resultados podemos concluir que la mejor elección para una función de temperatura es la de lineal partida.

## Arquero 3 Óptimo

Para encontrar el arquero óptimo se utilizó la siguiente configuración.

Se utilizó el algoritmo de reemplazo 2, con 20% élite y 80% boltzmann con ruleta para la selección y con un 25% élite y 75% boltzmann con ruleta para el reemplazo y con una probabilidad de mutación de 0.25 multigen. Con una población de 2000 y un gap generacional de 0.3. Como condición de corte se estableció corte por generación con un máximo de 25000 generaciones

Justificación de la configuración:

Se utilizó élite tanto en la selección como en el reemplazo para que se elegieran los de mejor fitness en alguna crusa y no se pierdan de una generación a la otra, pero se eligió un porcentaje bajo para evitar la convergencia prematura a un subóptimo.

Elite se combinó con boltzmann con ruleta debido a que ruleta tiene mucha biodiversidad y al usarlo con boltzmann nos permite explorar más al principio donde la presión es baja(temperatura alta) y explotar más cerca del final con presiones altas(temperaturas bajas). De esta manera al principio se explorará mucho tratando de evitar subóptimos y a medida pasan las generaciones se va explotando más(convirtiéndose en un elite).

También para evitar subóptimos en la parte de explotación se eligió una probabilidad de mutación constante de 0.25 multigen.

Por último se tomaron 25000 generaciones puesto que después de esta cantidad de generaciones el IDE se quedaba sin memoria con la configuración default.

El resultado obtenido en este experimento fue un Arquero 3 con una performance de: **37.867914174536466**

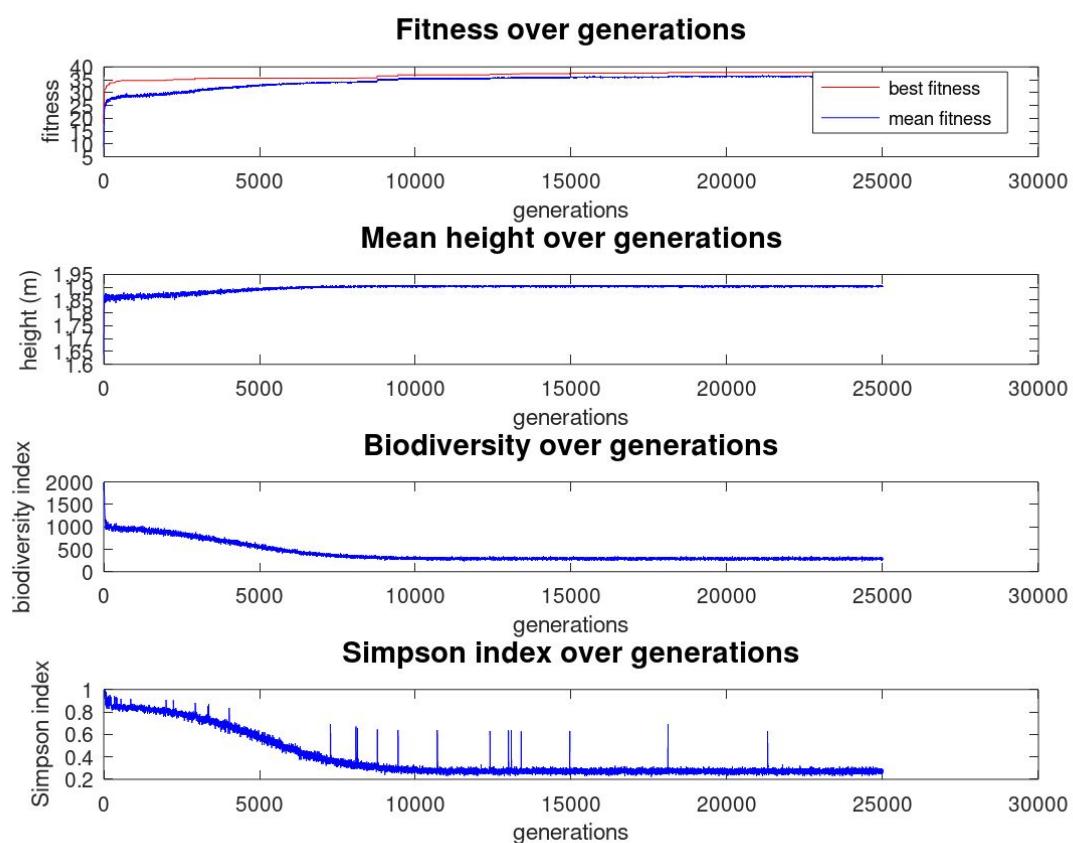
No alcanzo el mismo fitness que el obtenido analíticamente, pero estuvo muy cerca.

Los ítems y la altura del mejor arquero obtenido fueron:

	Fuerza	Agilidad	Pericia	Resistencia	Vida
Casco	18.27	9.92	0.02	1.08	0.05

Armadura	14.38	19.06	1.96	3.06	0.25
Guanteros	3.80	4.17	1.30	0.28	0.02
Arma	24.02	17.46	5.91	0.98	0.16
Botas	3.70	4.07	1.16	0.67	0.06

Altura	1.9045211394476331
--------	--------------------



# Conclusiones

Confirmamos que la altura óptima obtenida analíticamente: los arqueros con mayor fitness tienden a tener una altura dentro de un rango cercano a 1.91519m.

A mayor cantidad de población, más *rápido* se llega a un resultado cercano al óptimo. En este caso, cuando se refiere a más rápido significa en menos cantidad de generaciones, no en menor tiempo de ejecución. Esto se debe principalmente a que como se tiene un mayor porcentaje de los ítems en la situación inicial, la probabilidad de tener comenzar con los ítems cercanos a los óptimos es mayor y hay menos dependencia de mutaciones. En corridas con altas poblaciones, la diversidad se mantiene relativamente alta. El lado negativo de utilizar poblaciones demasiado grandes es que representa un costo computacional y de memoria muy alto.

Las mutaciones juegan un rol fundamental a la hora de mantener la diversidad de la población y evitar quedar atrapados en una solución prematura. Además, sin mutaciones la cantidad de ítems posibles a combinar queda restringida a los que están presentes inicialmente, por lo que se necesita una población muy grande para cubrir la máxima cantidad posible (lo cual representa un costo muy grande de procesamiento, a pesar de necesitar menos cantidad de generaciones para llegar a un individuo con alto fitness). Con las mutaciones, se puede comenzar con poblaciones más pequeñas y aún así tener tener la posibilidad de incorporar nuevos ítems a la población a lo largo de las generaciones.

## Anexo

### Búsqueda del Guerrero Óptimo

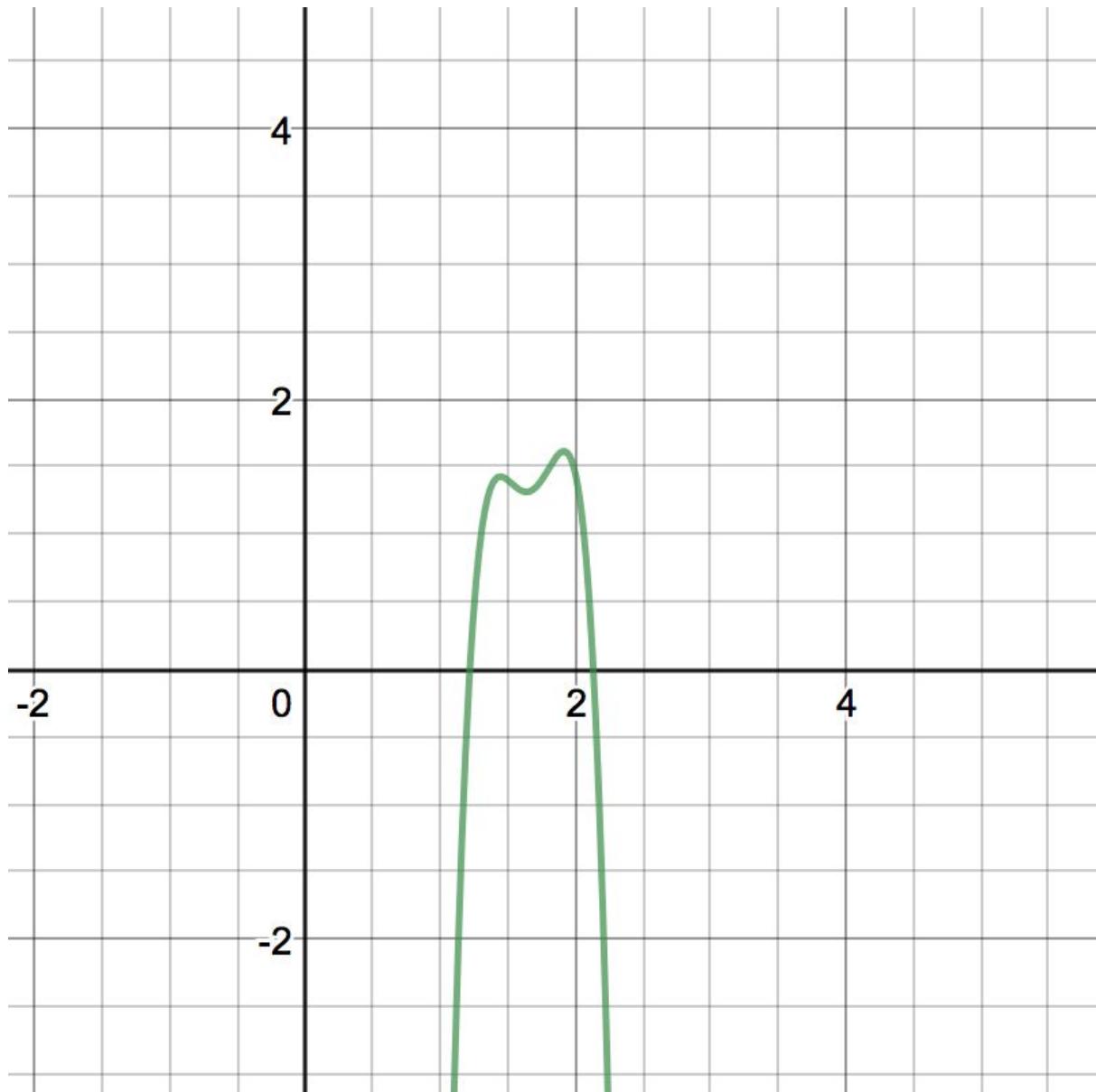
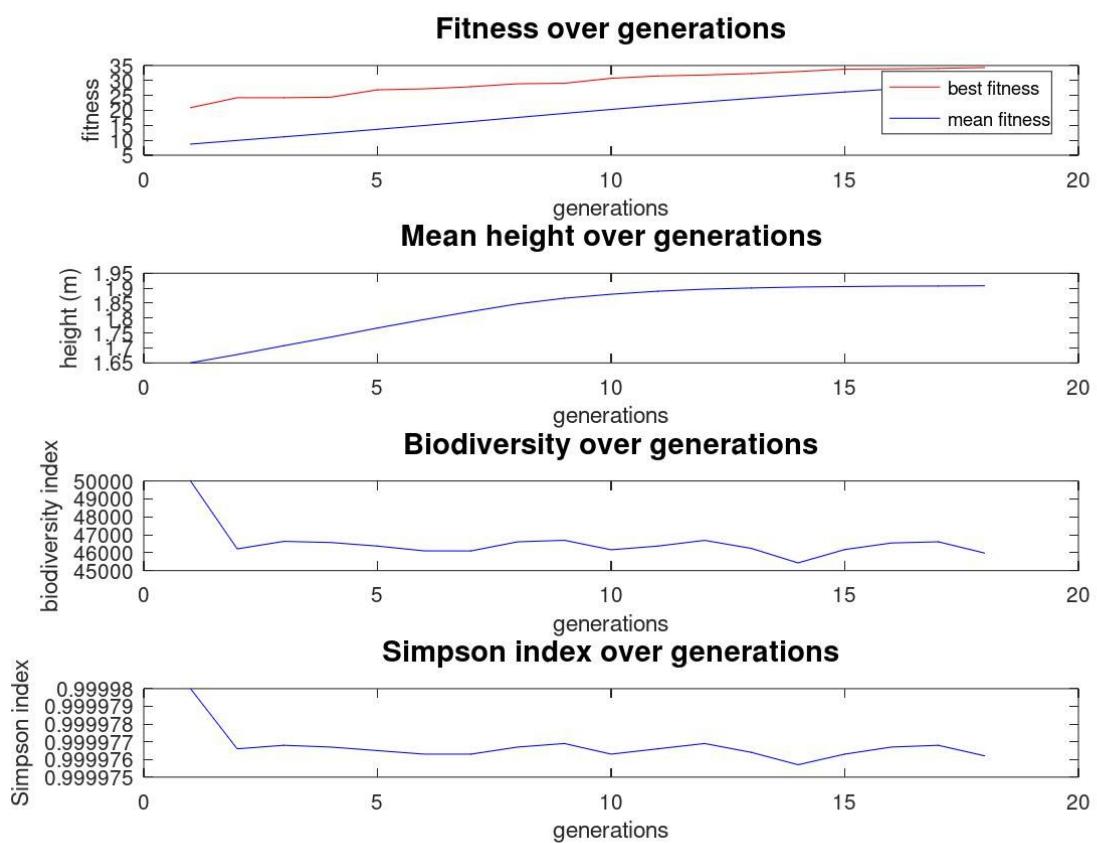
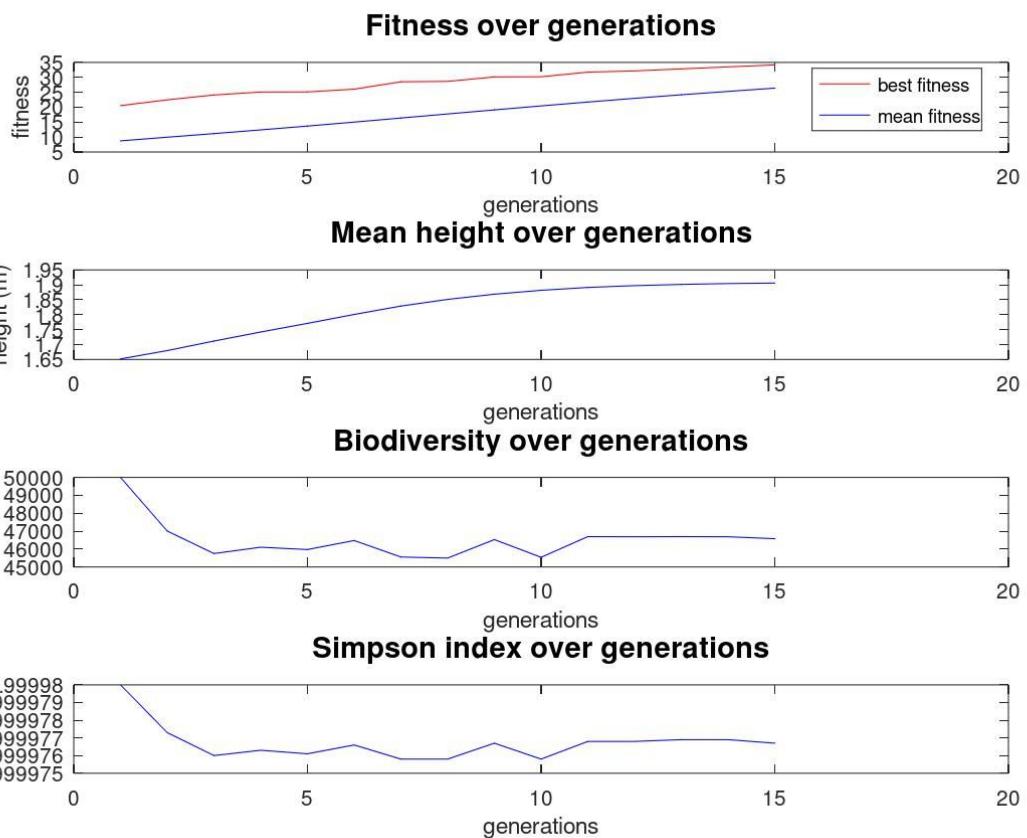
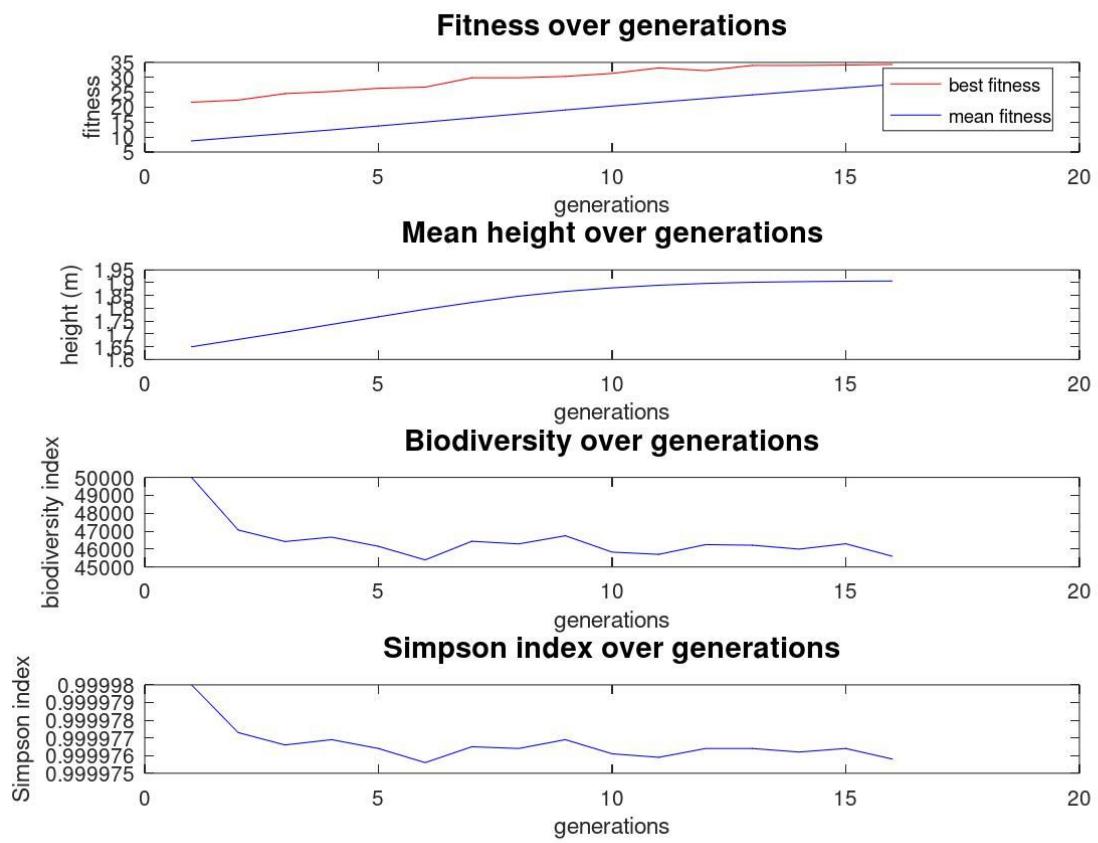


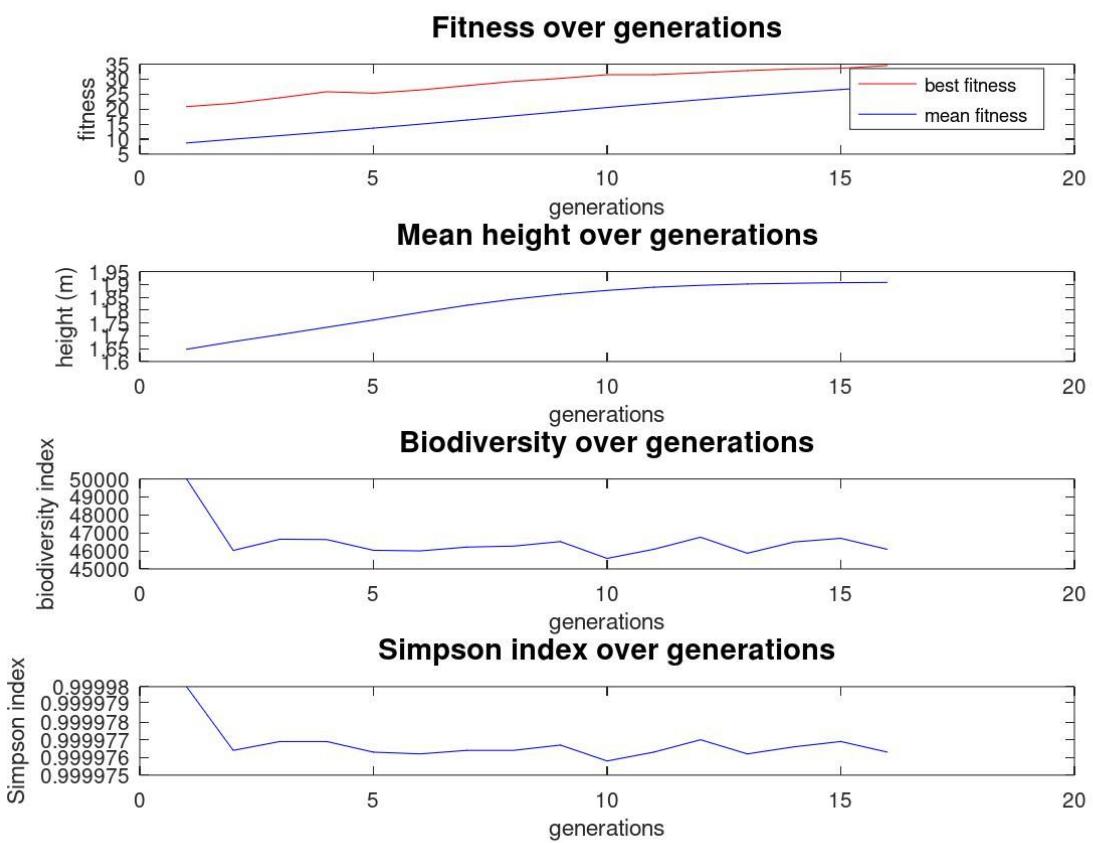
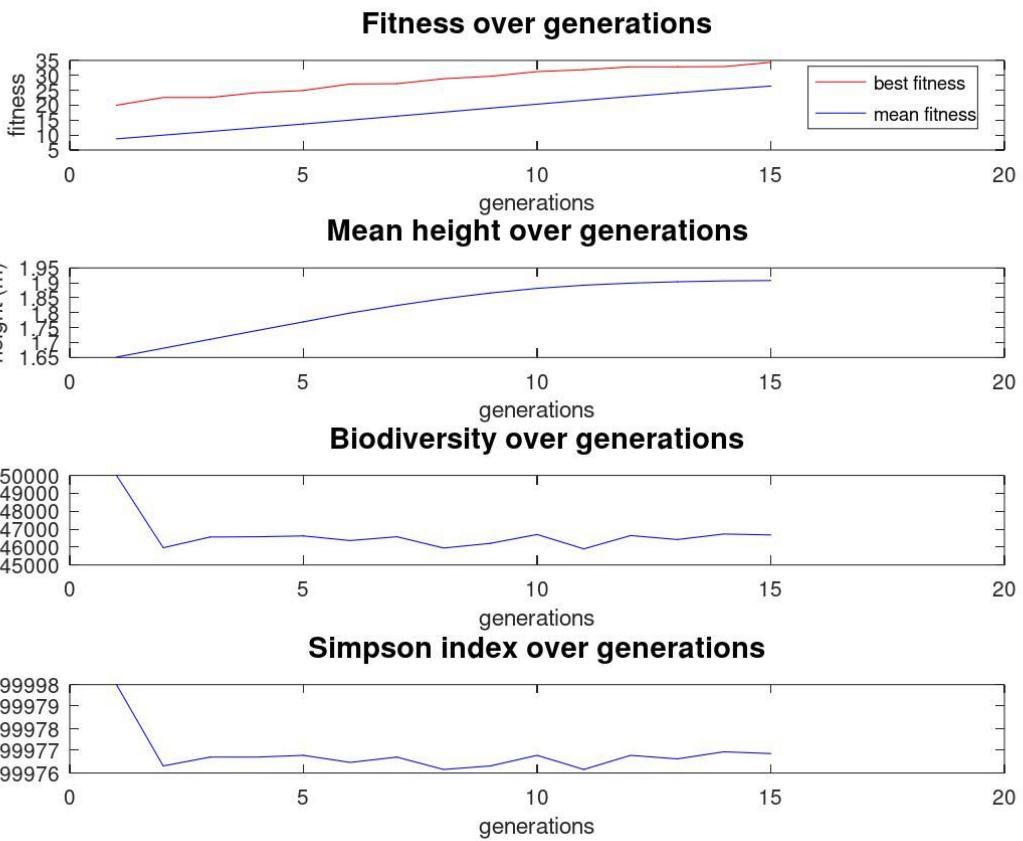
Gráfico de  $0.9 * ATM + 0.1 * DFM$  (altura en el eje X). Se observa que la altura máxima ronda los 1.9m

### Variando la Población

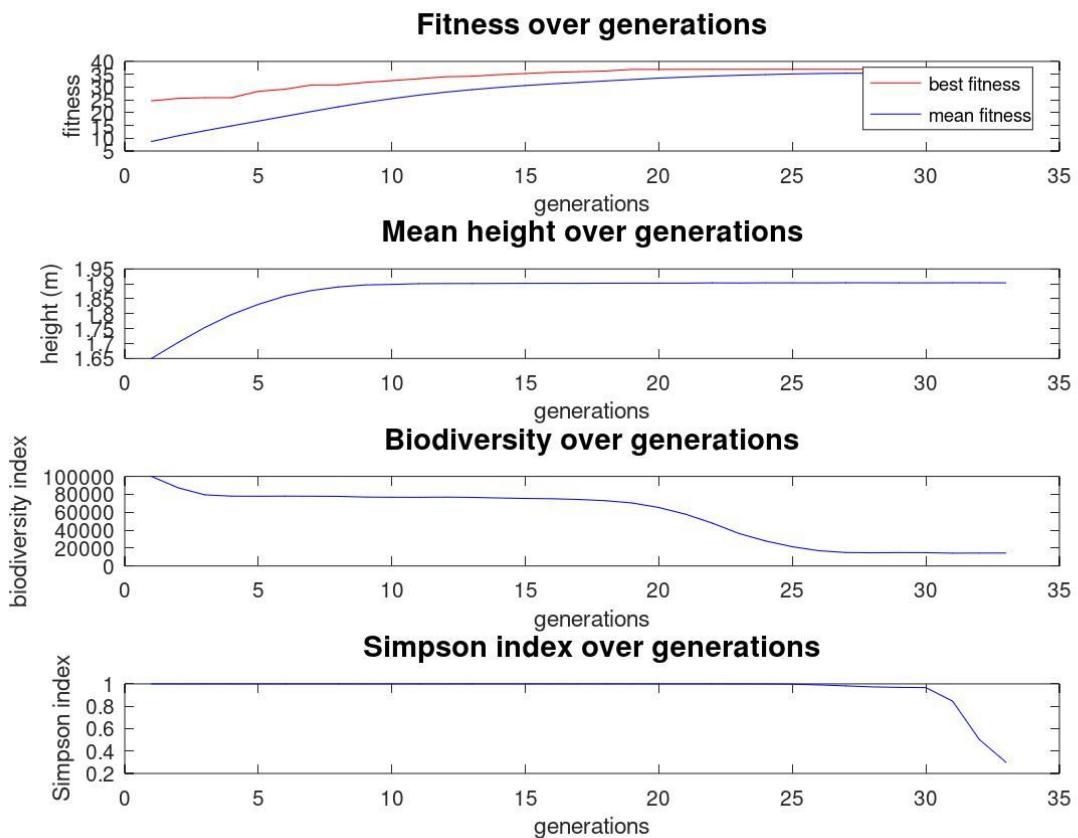
5 % de ítems

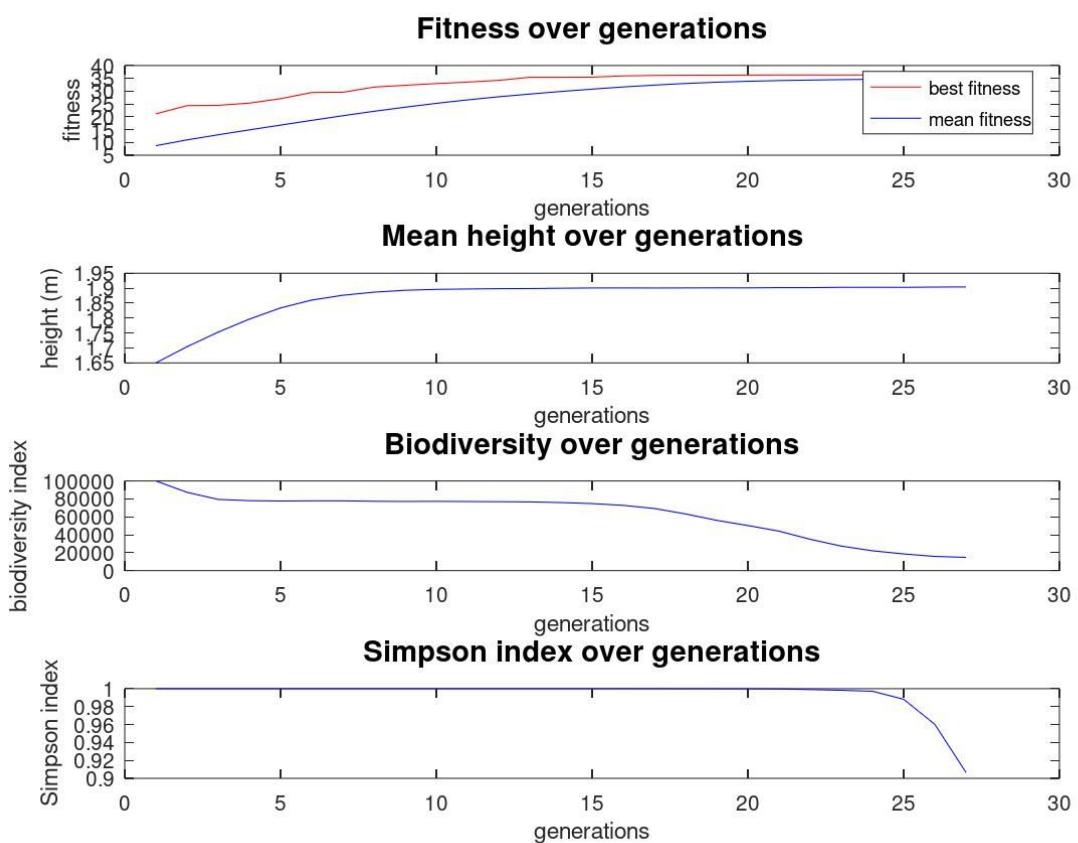
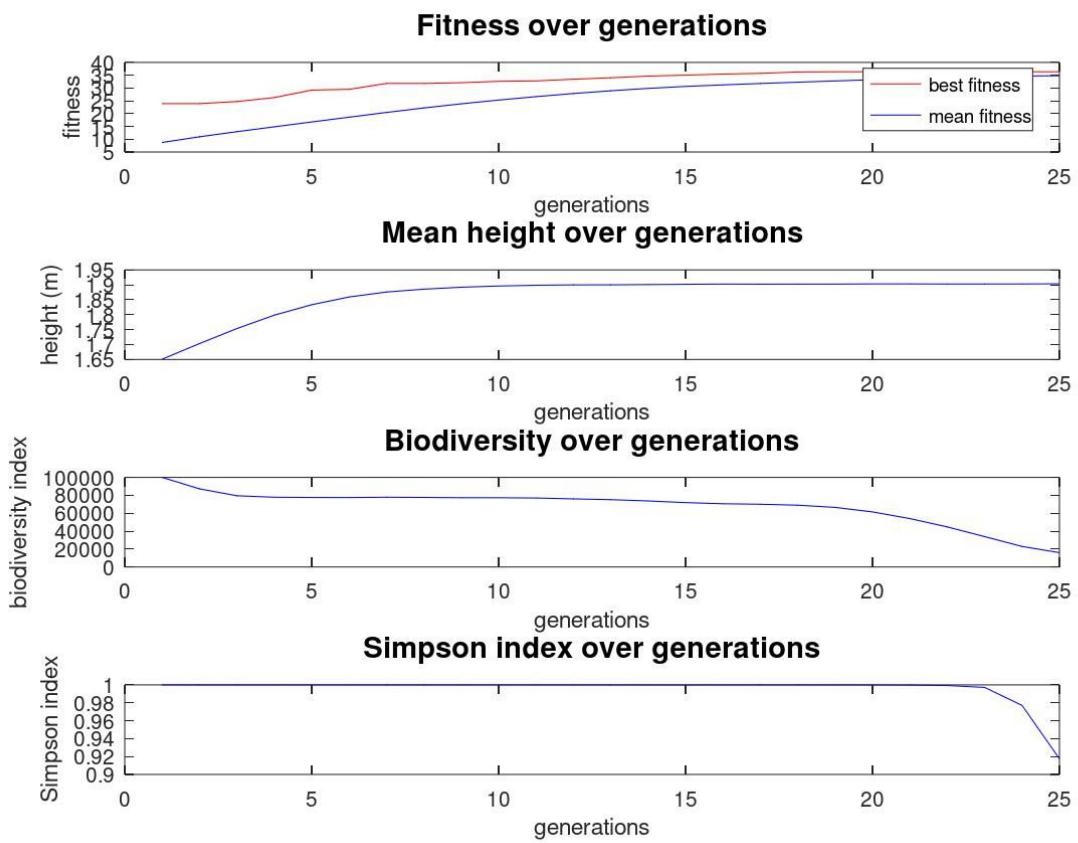


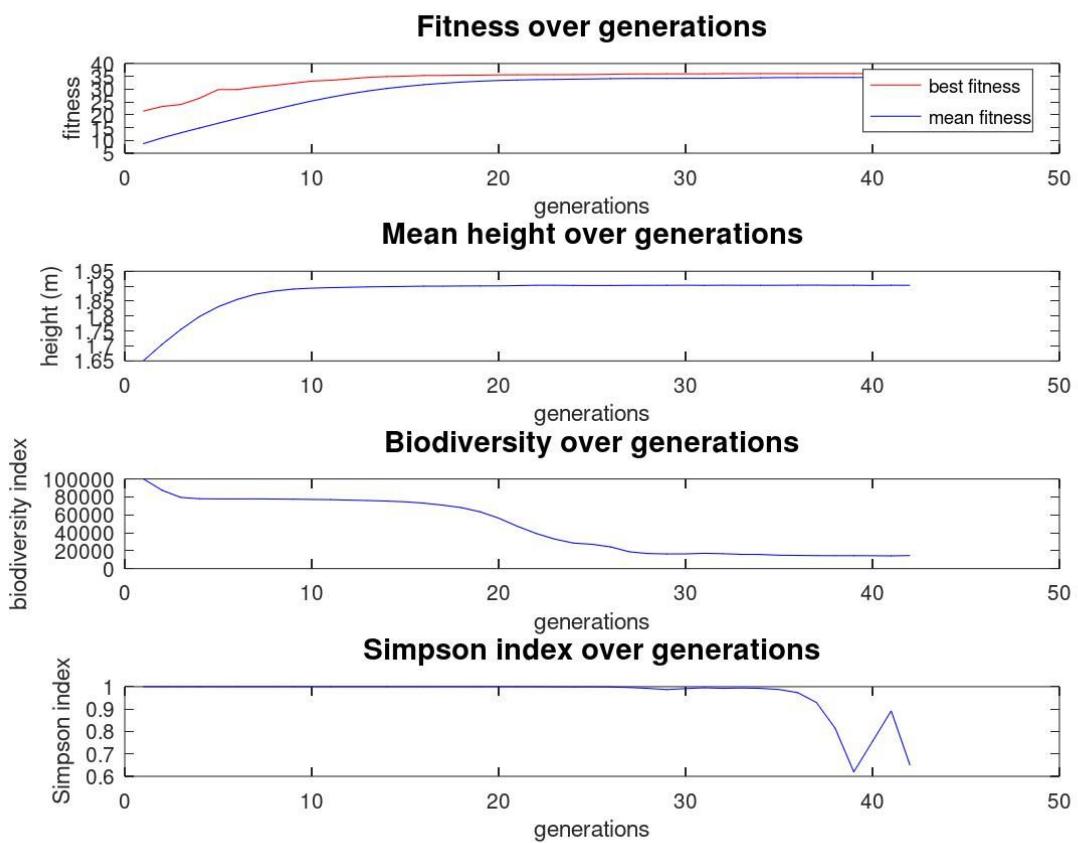
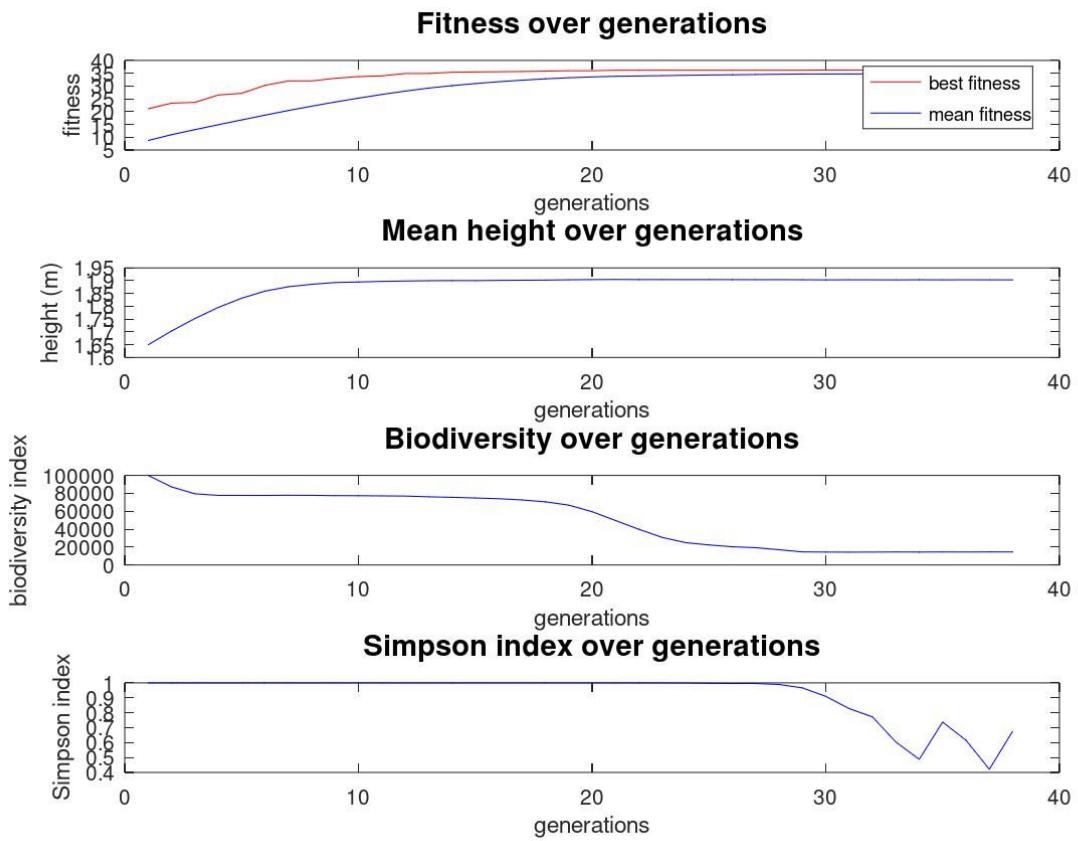




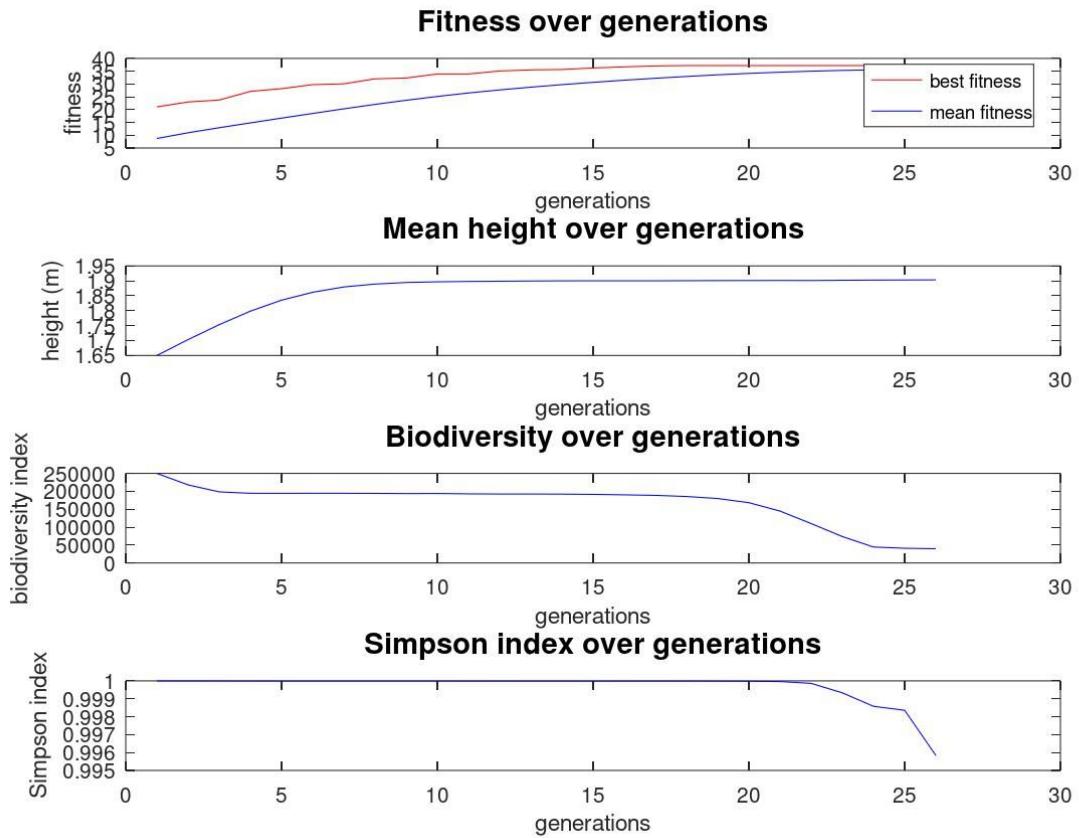
10% de Items

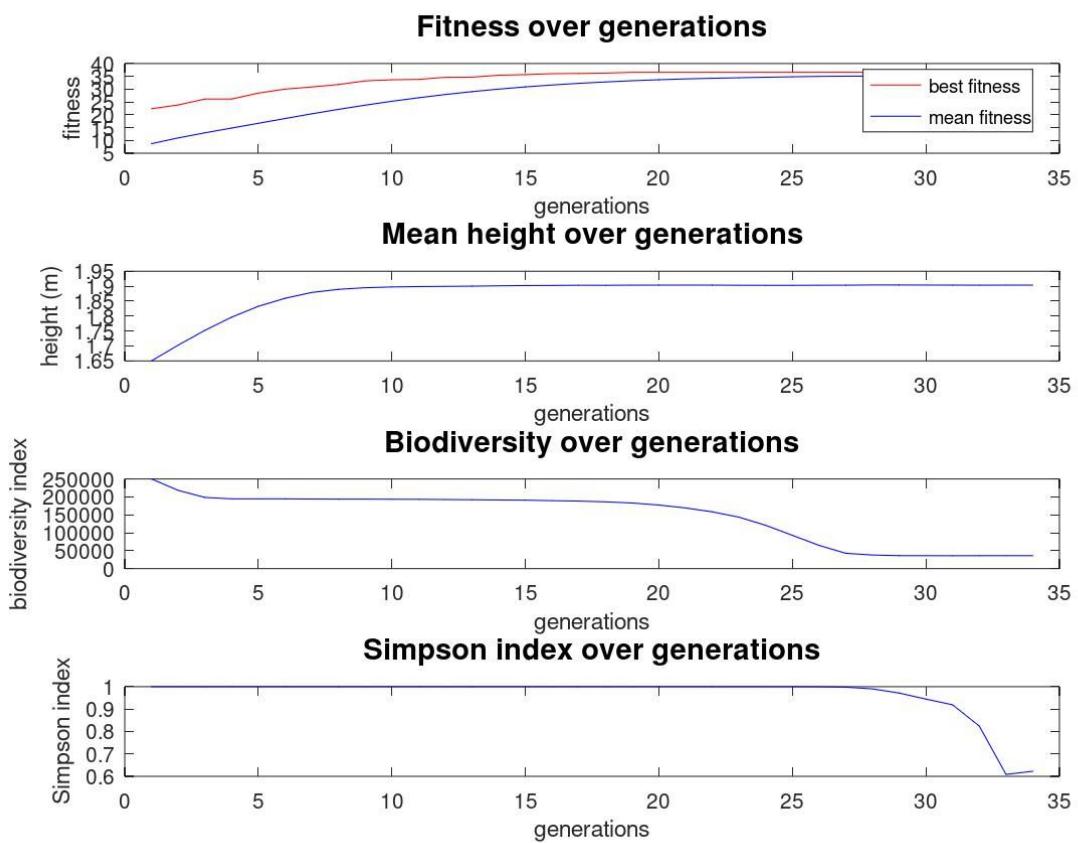
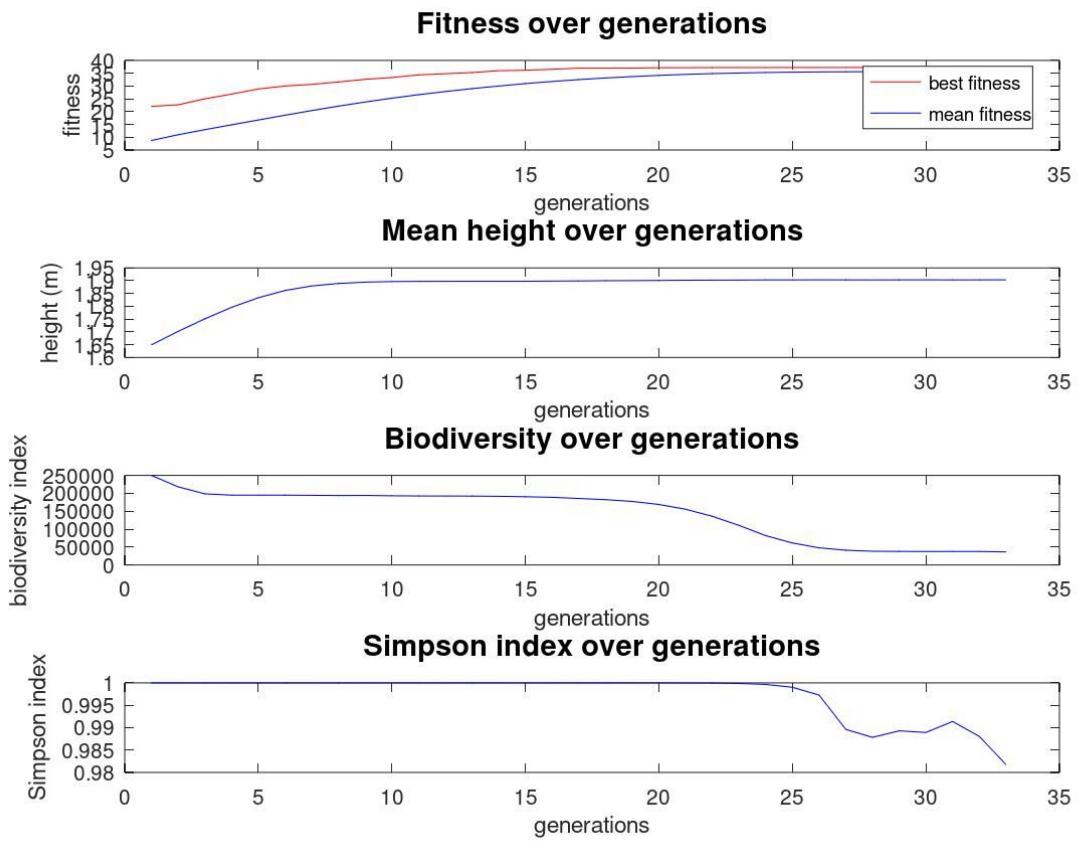


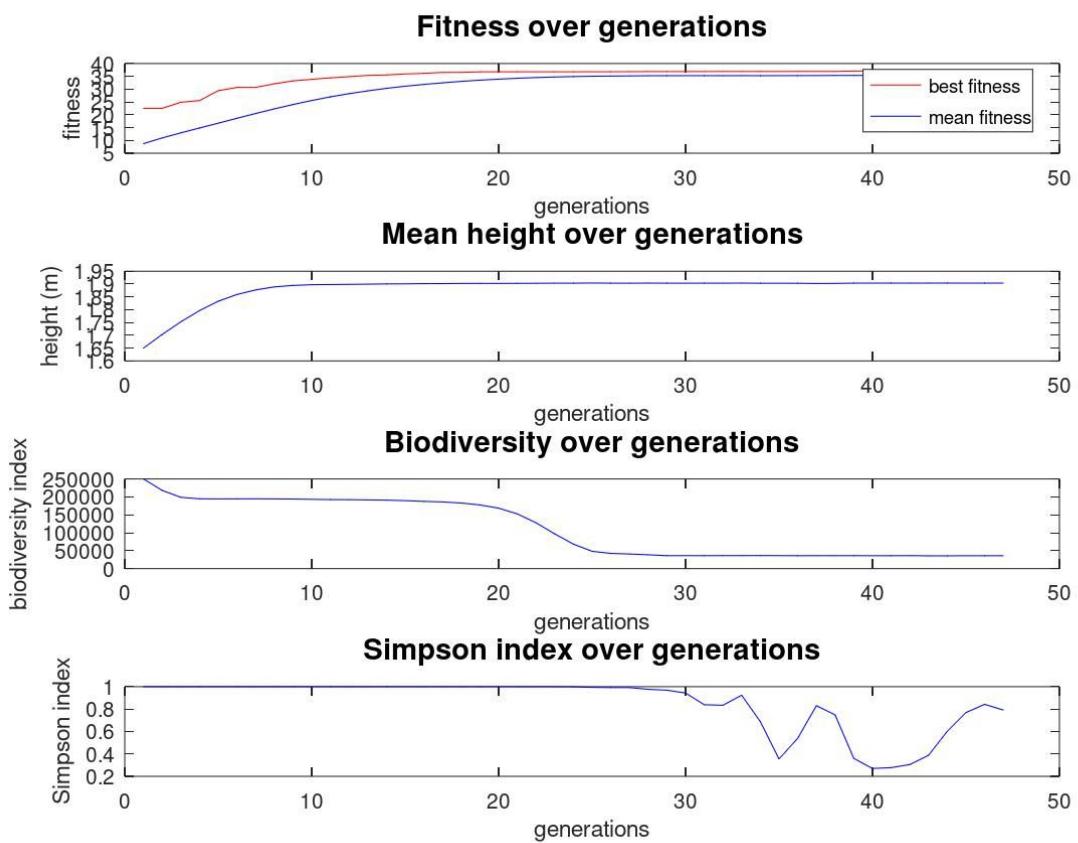
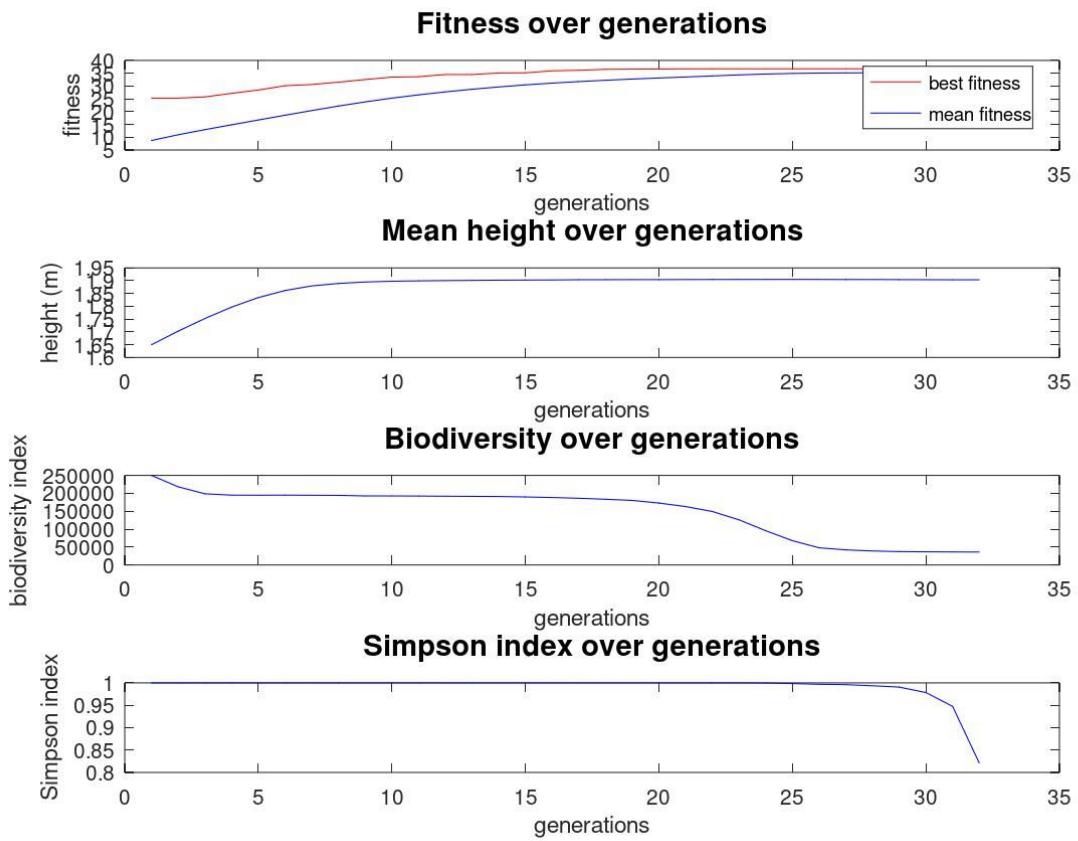




25 % de ítems



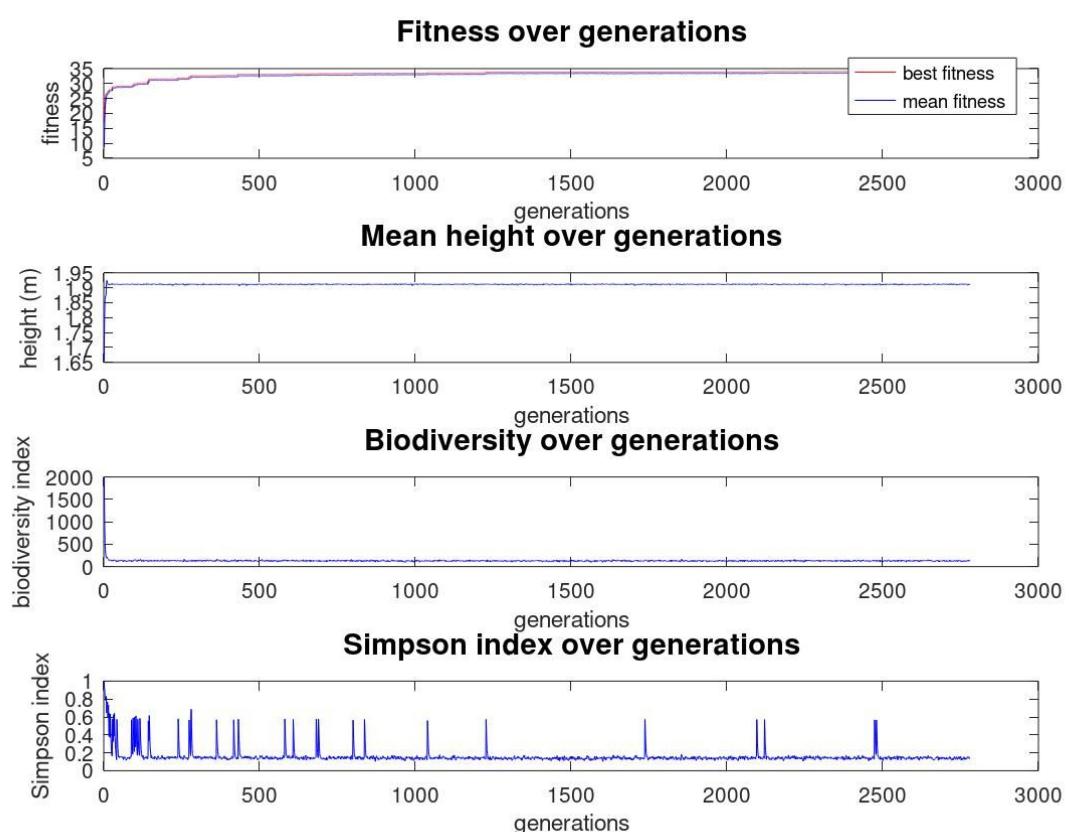




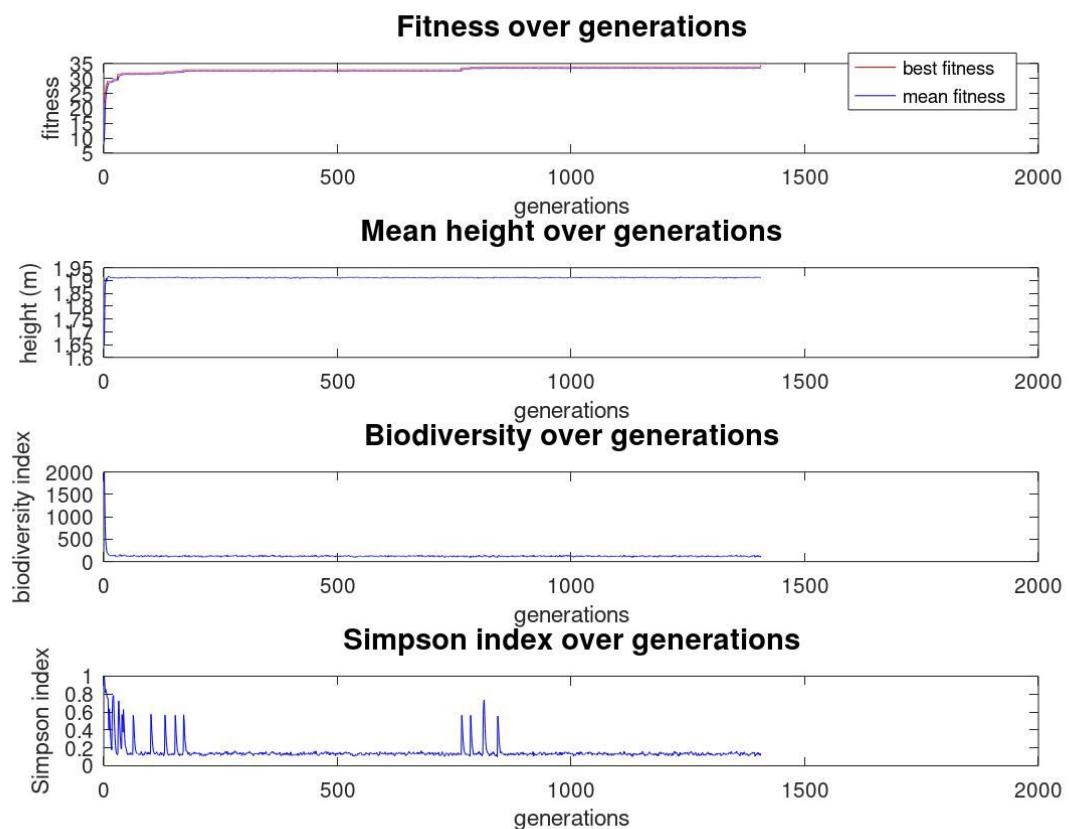
## Variando Gap Generacional

<b>G</b>	<b>Fitness Máximo</b>	<b>Número de Generaciones</b>
0.1	34.24857291	2780
0.2	34.43262235	1406
0.3	34.26404643	1674
0.4	34.21938182	2674
0.5	34.14880914	246
0.6	34.32552013	344
0.7	34.23562034	2454
0.8	34.83862105	3148
<b>0.9</b>	<b>34.93213891</b>	<b>9090</b>
1	17.50535448	6001

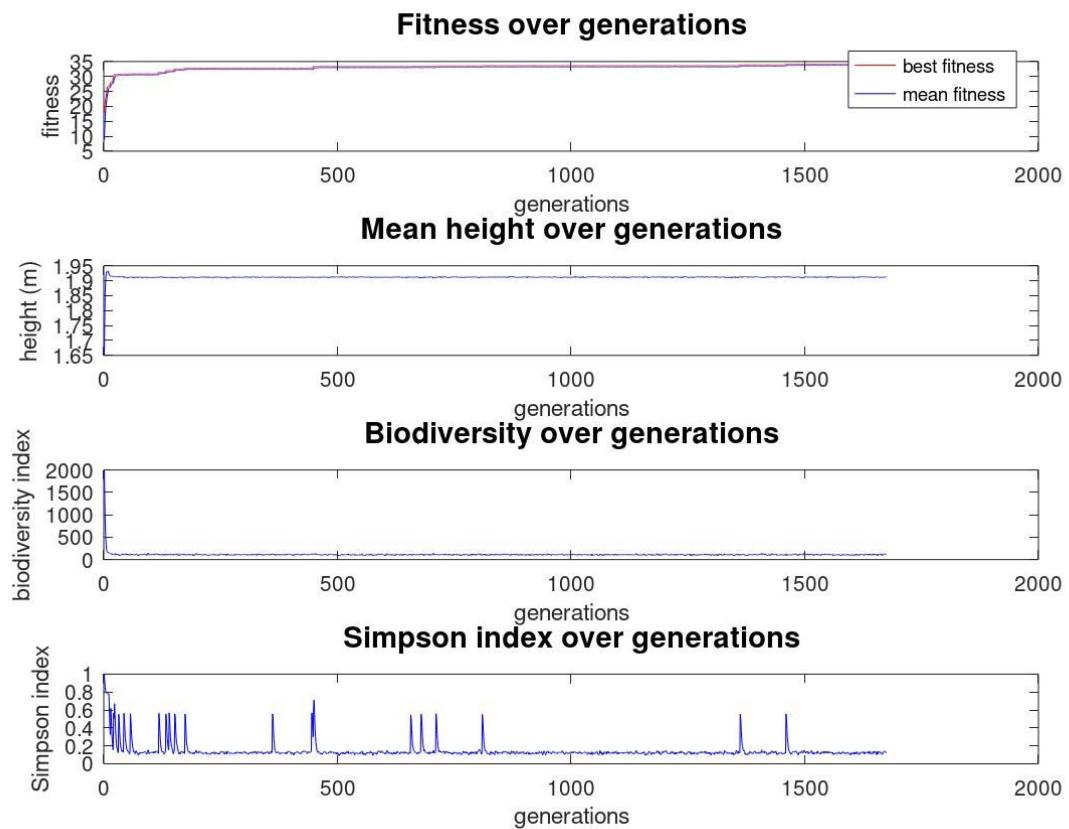
$G = 0.1$



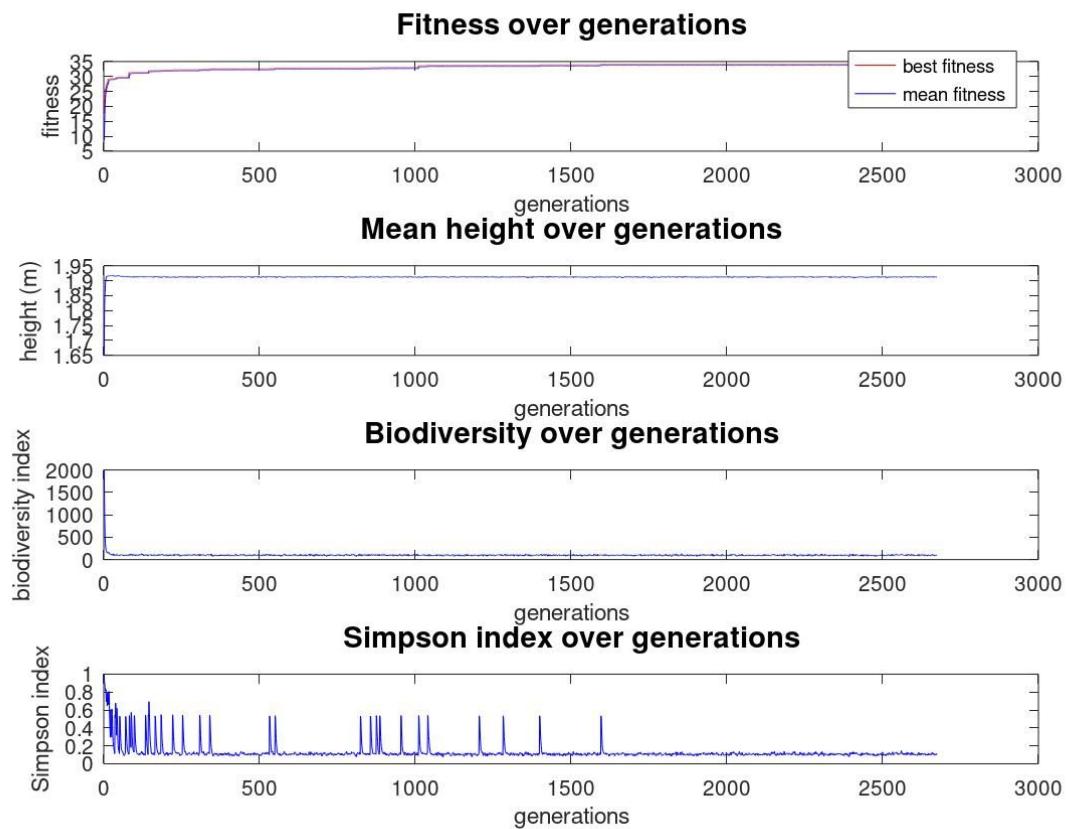
$G = 0.2$



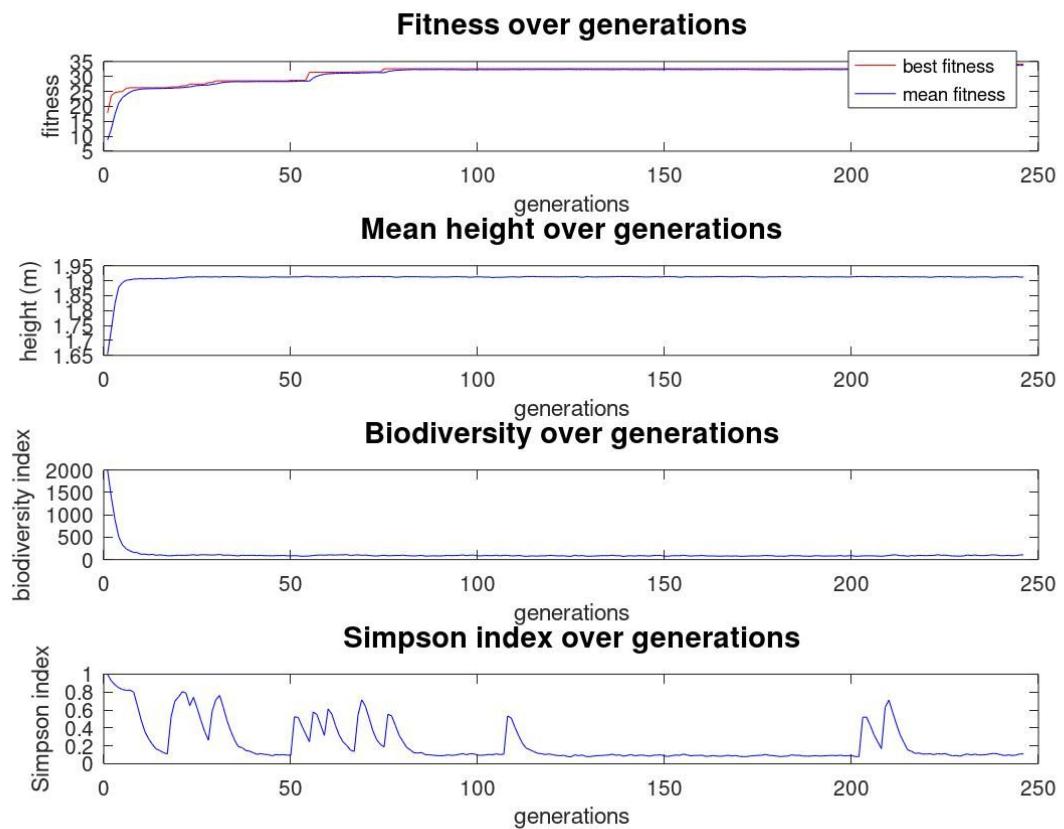
$G = 0.3$



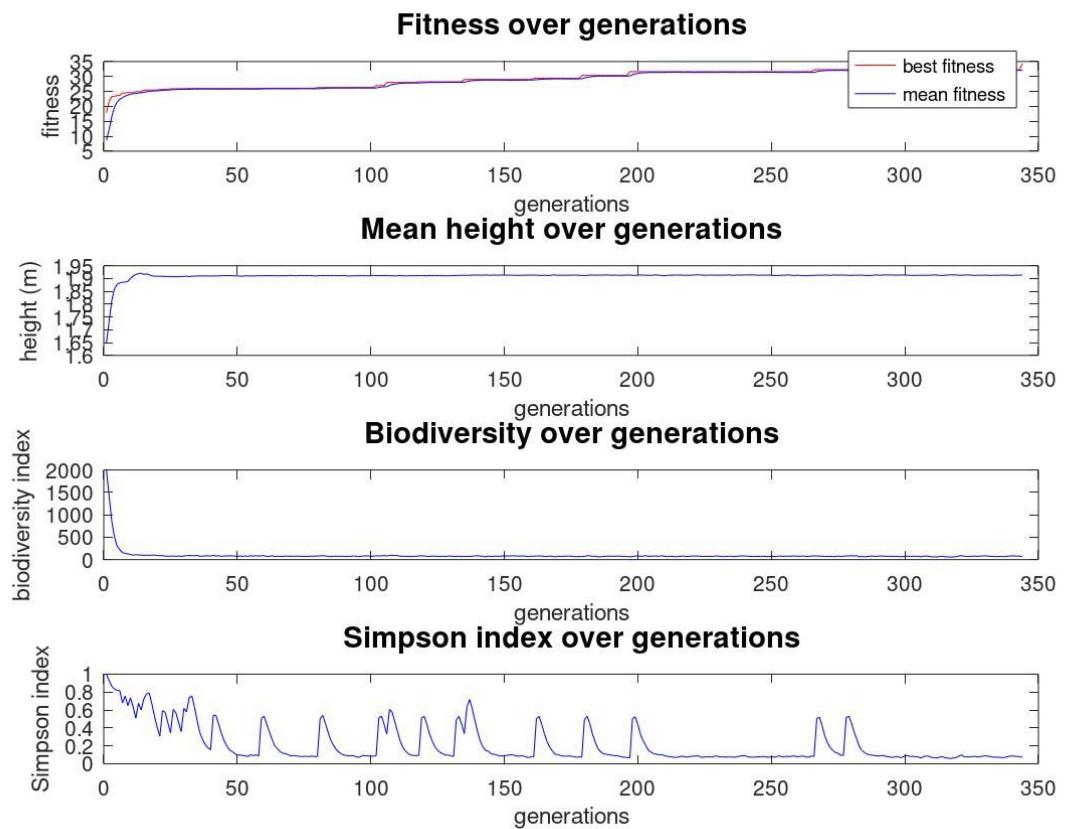
$G = 0.4$



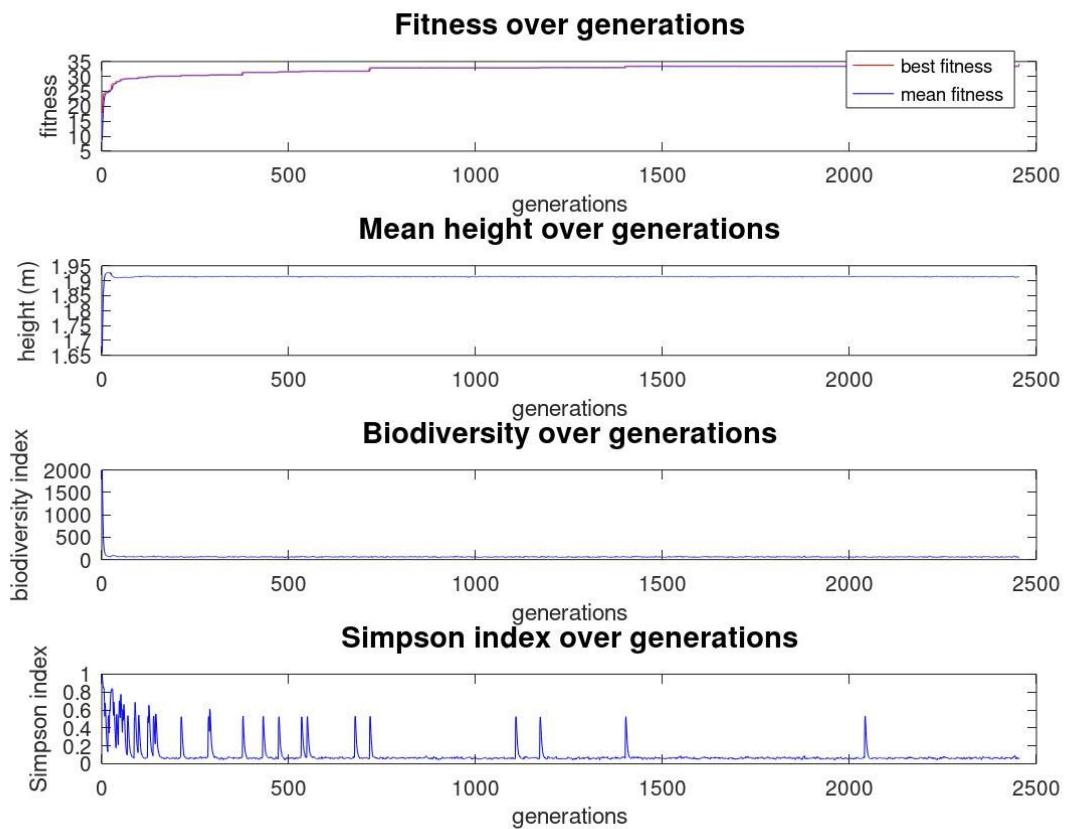
$G = 0.5$



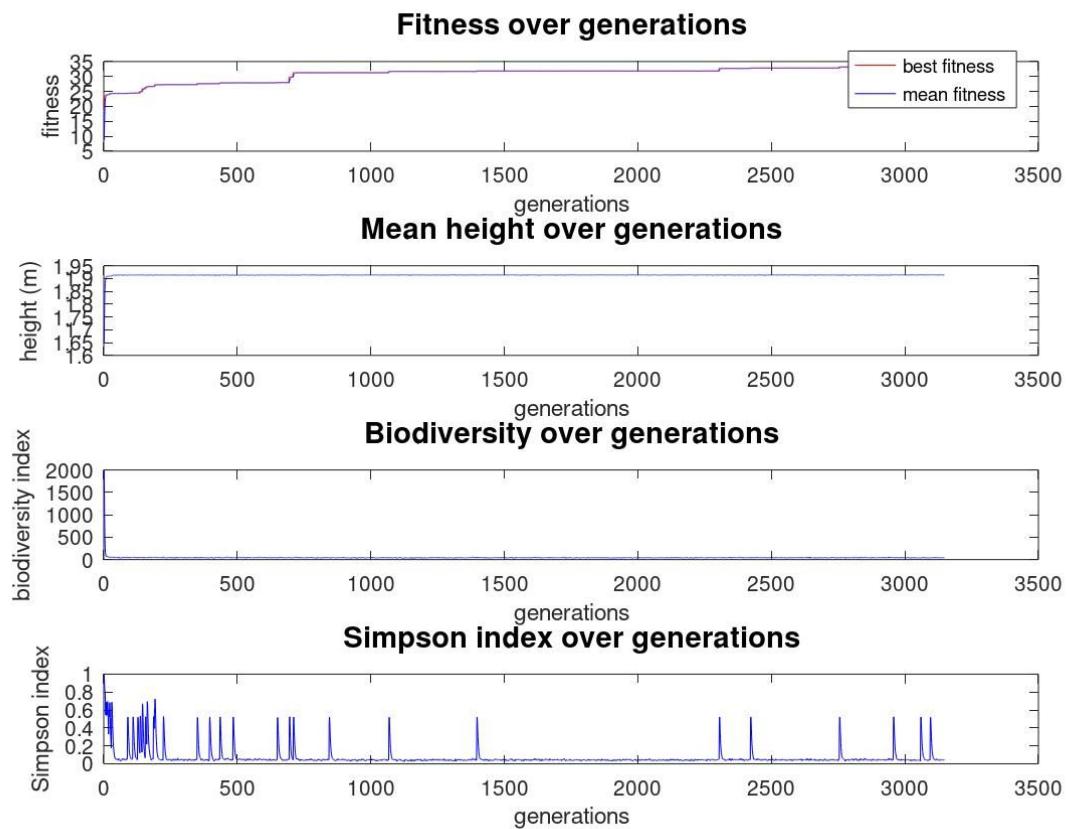
$G = 0.6$



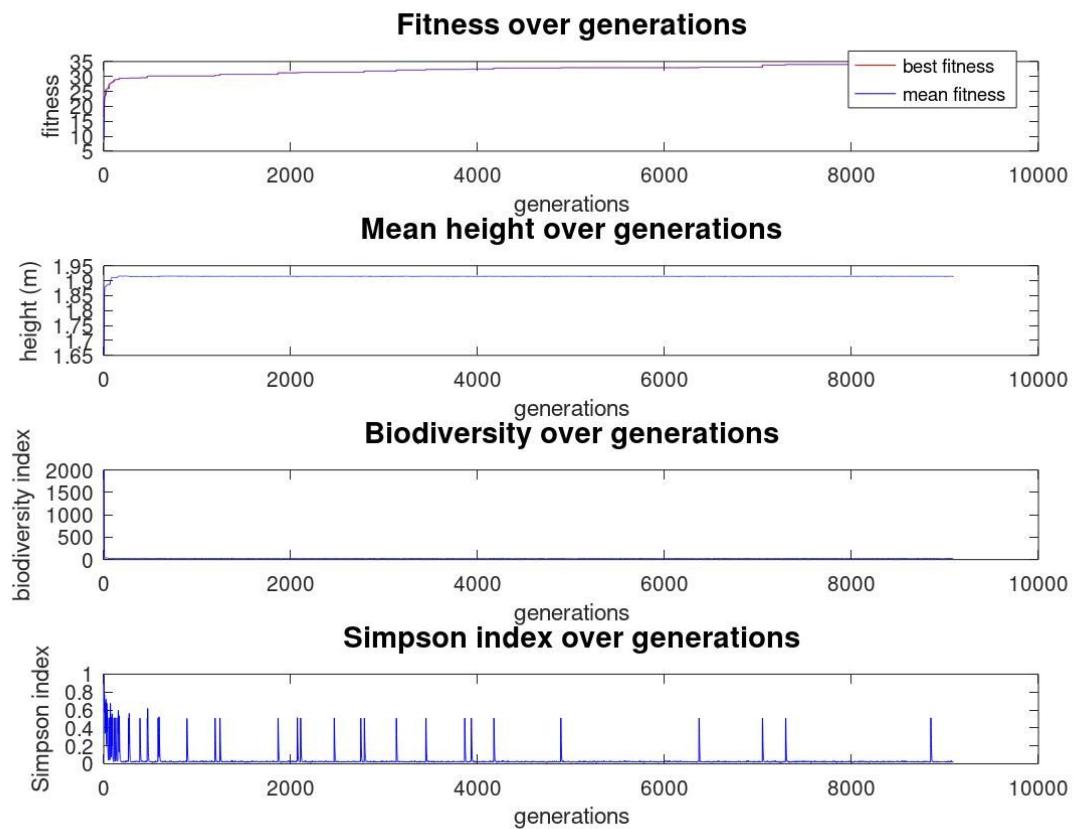
$G = 0.7$



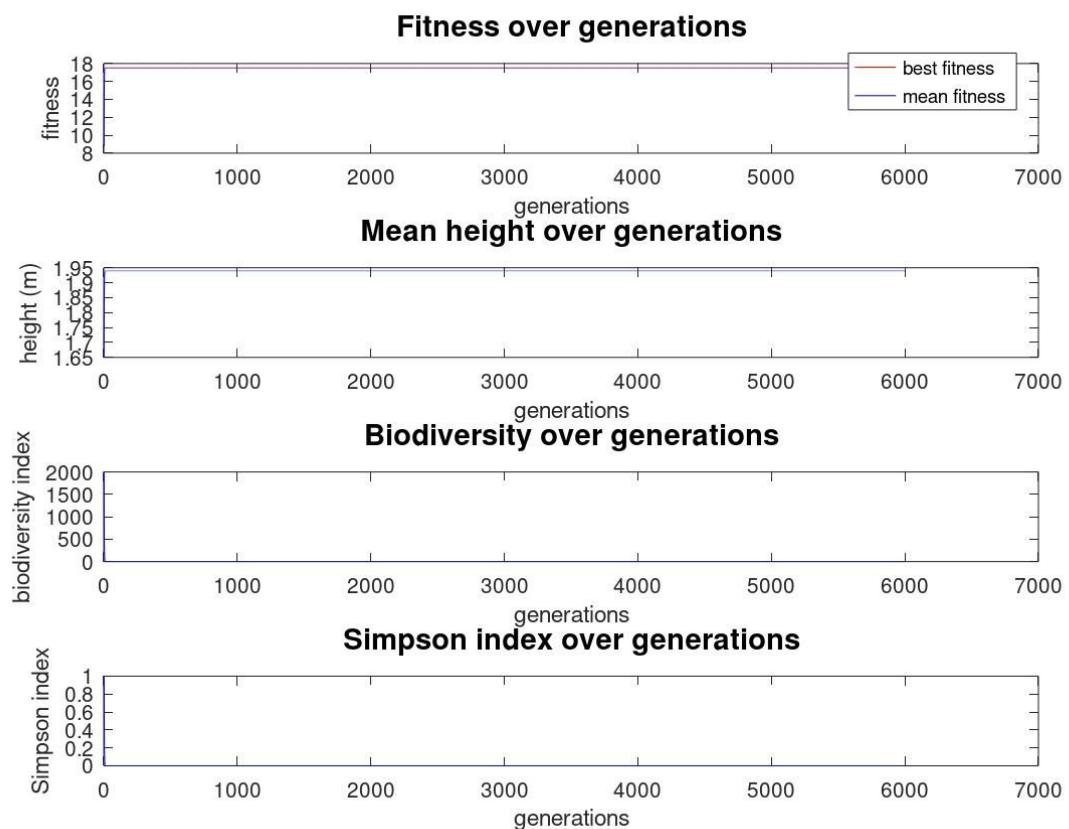
$G = 0.8$



$G = 0.9$

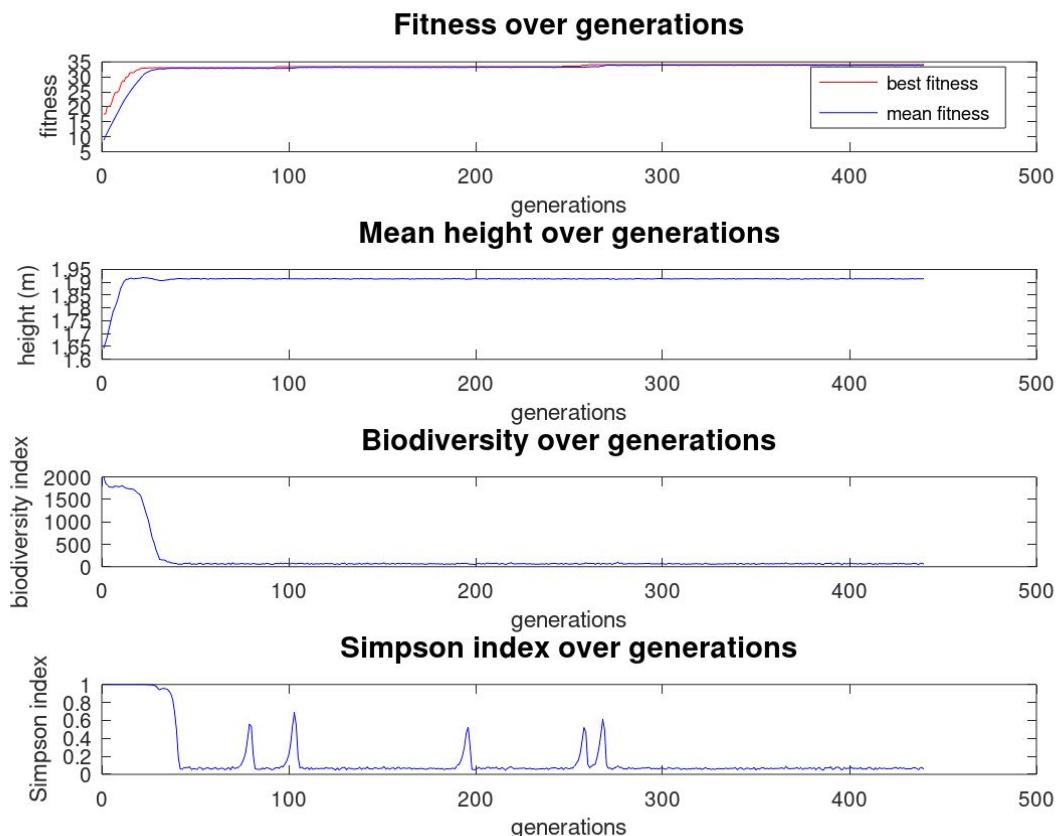


$G = 1.0$

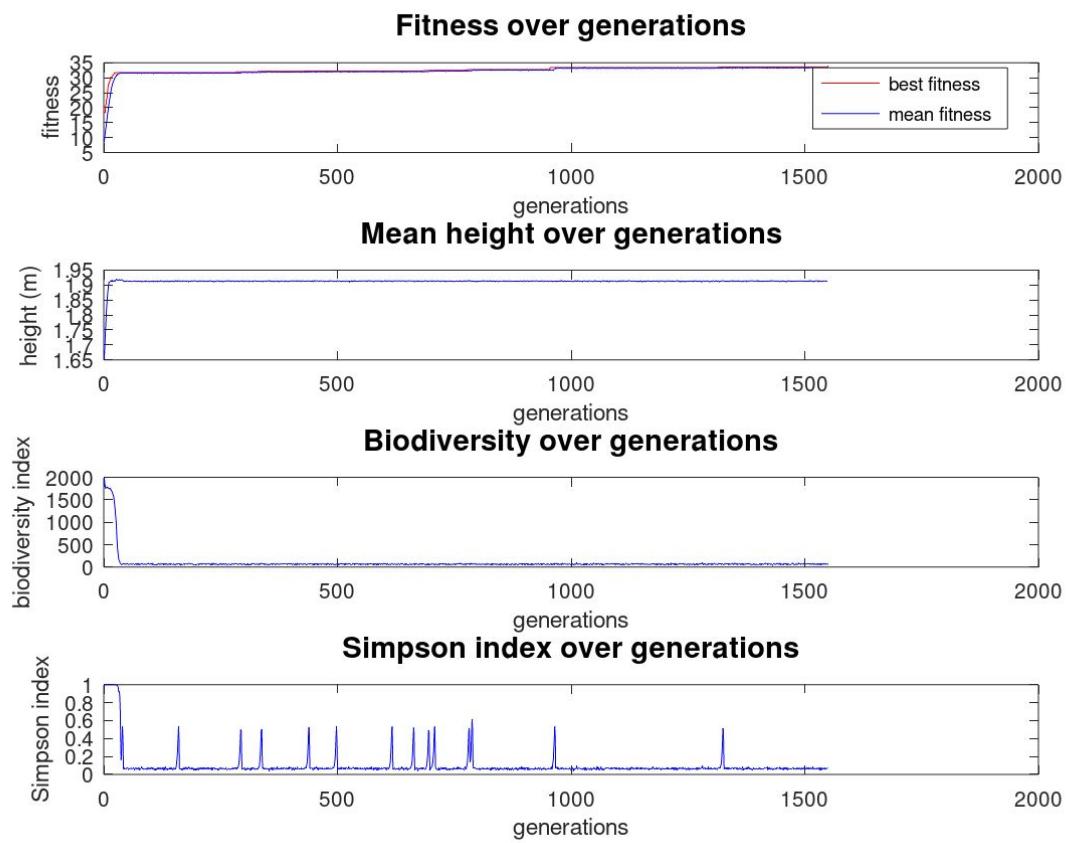


# Usando Único Método de Selección

Elite

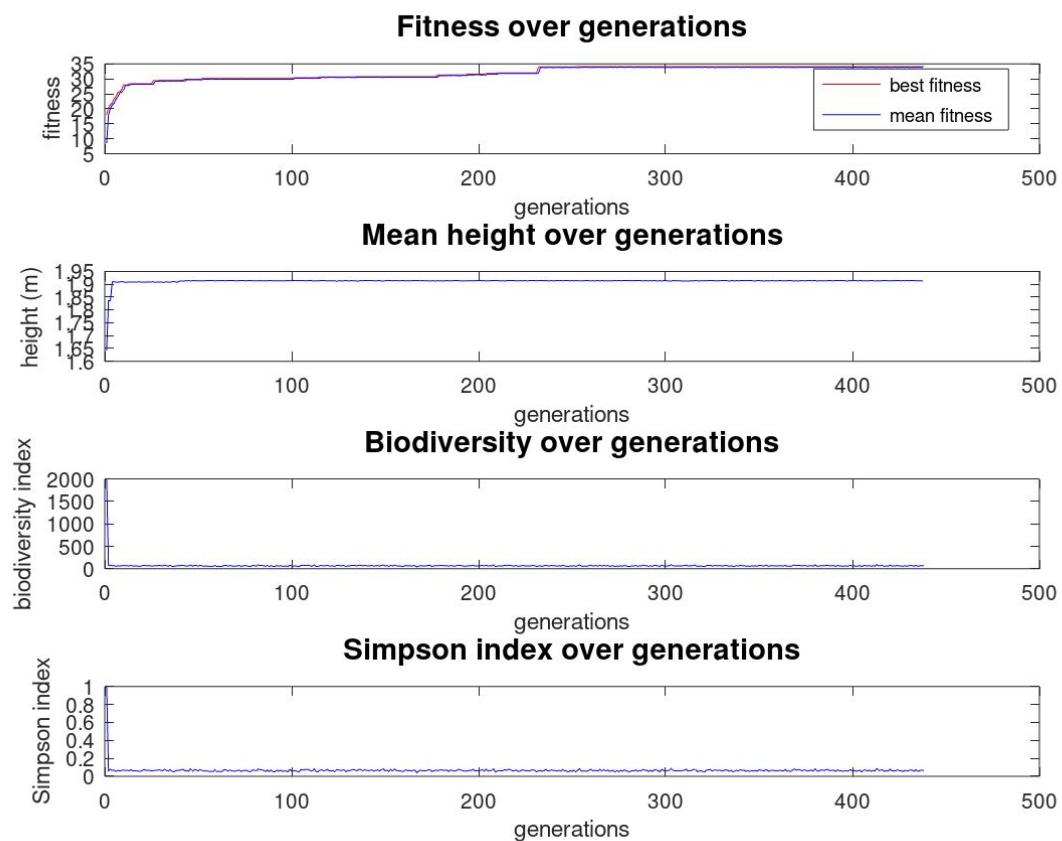


Elite Imagen 1

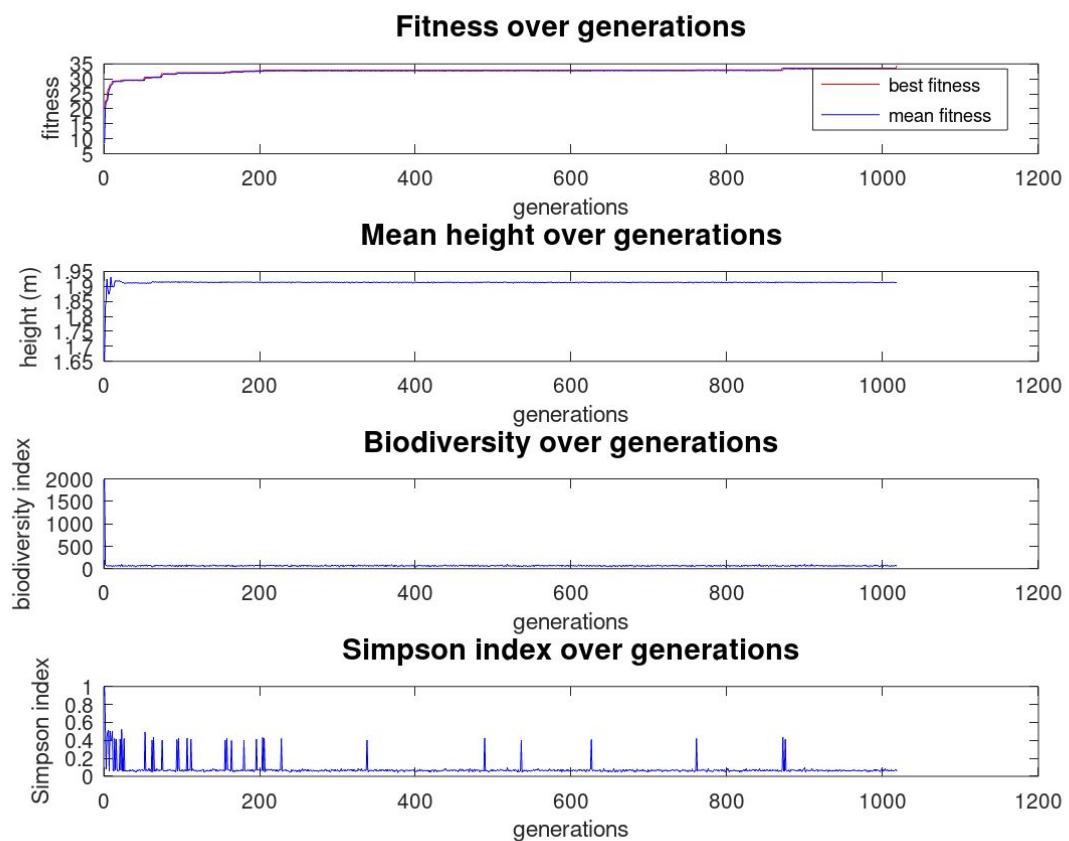


Elite Imagen 2

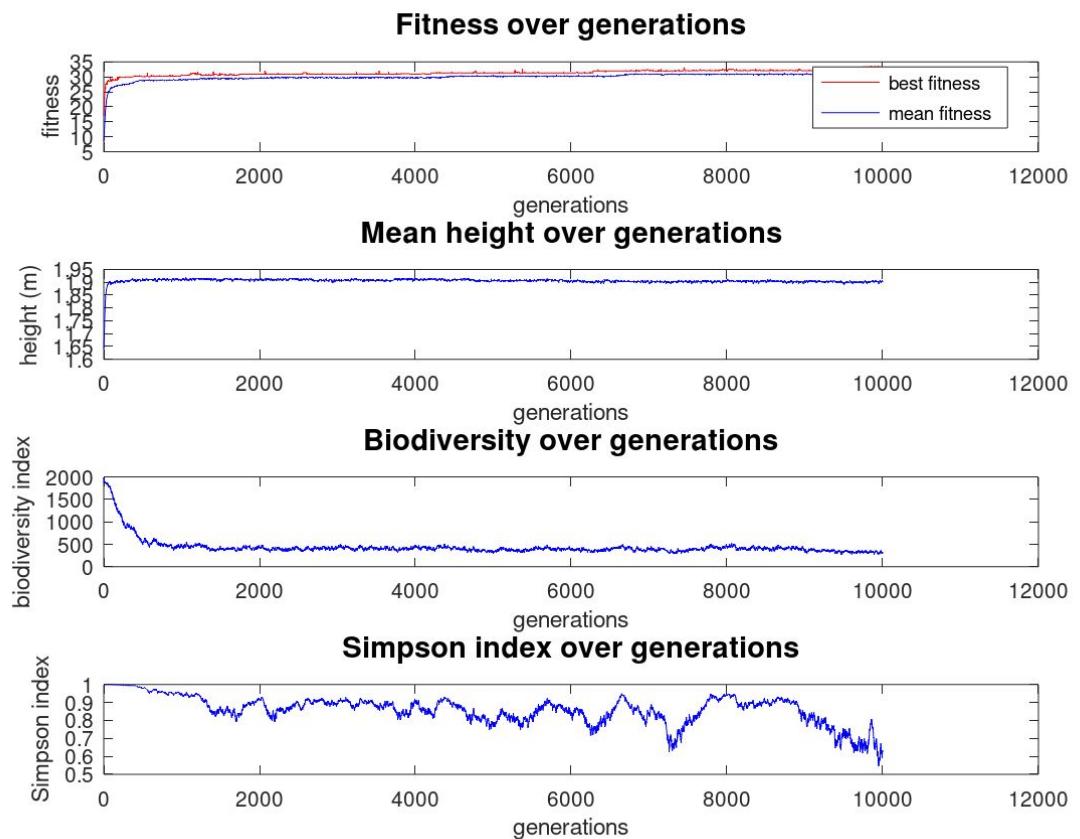
## Torneo Determinístico



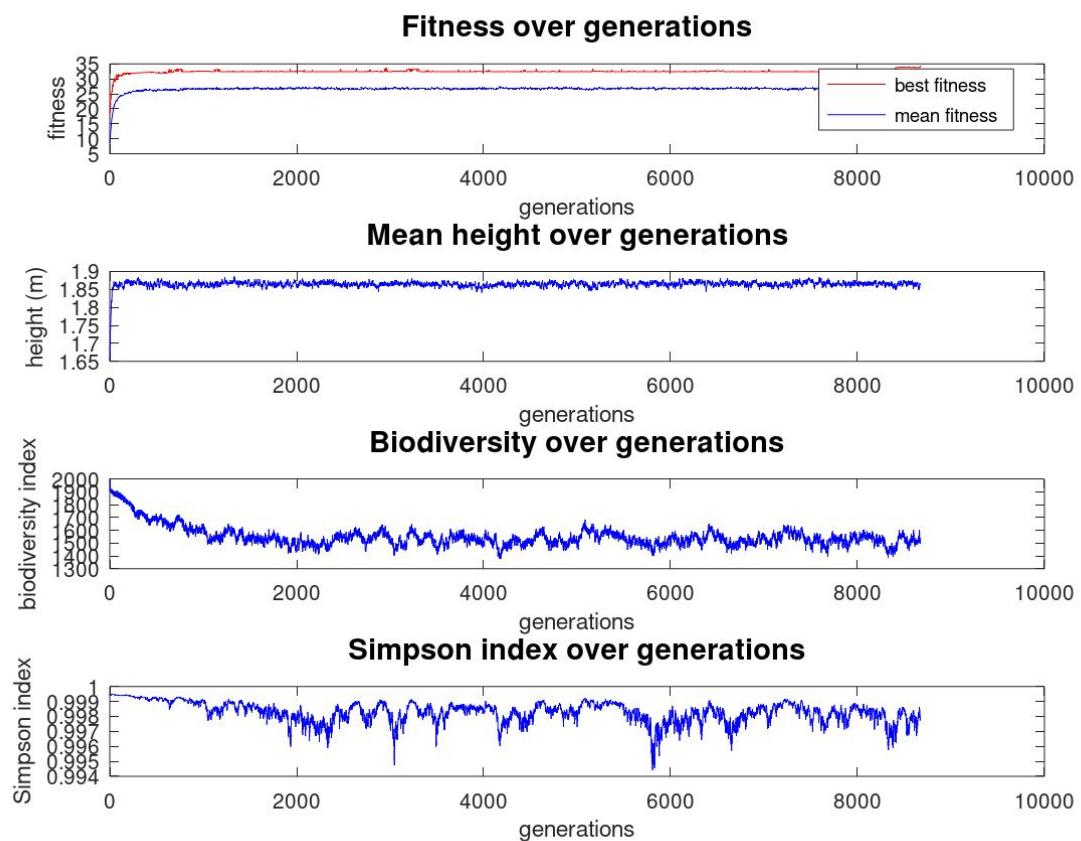
## Torneo Probabilístico



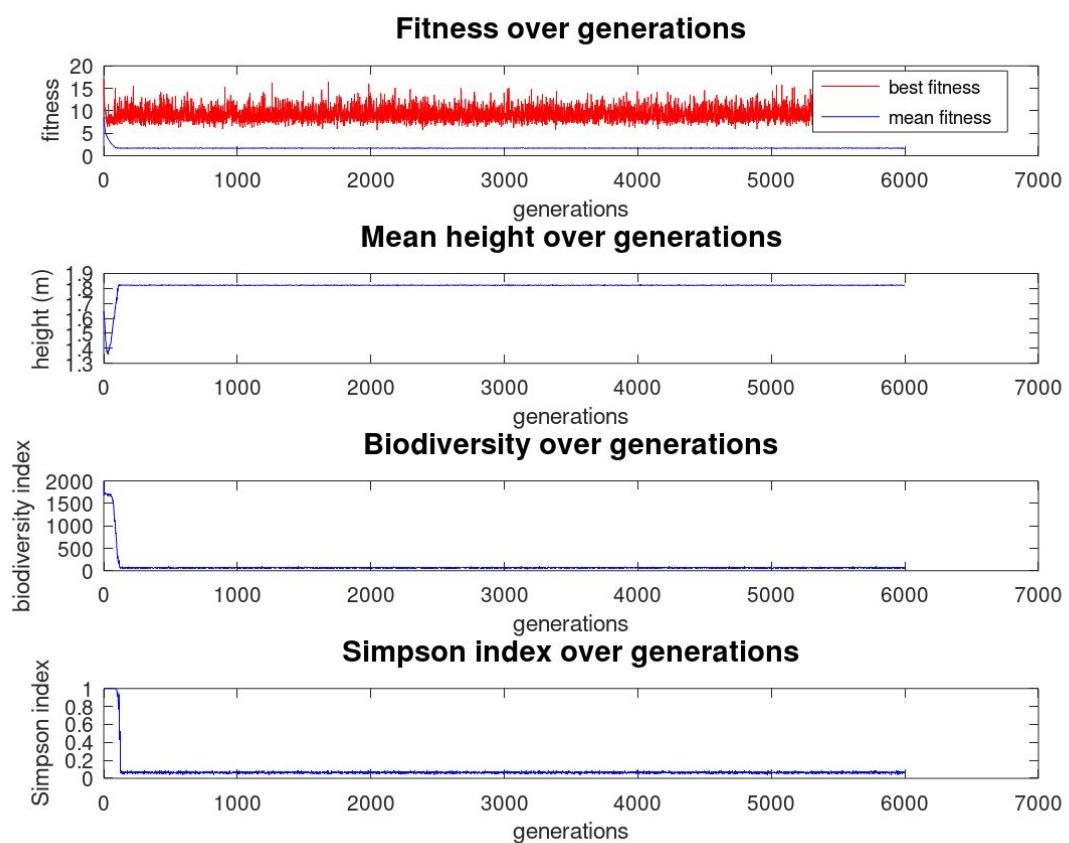
## Ruleta



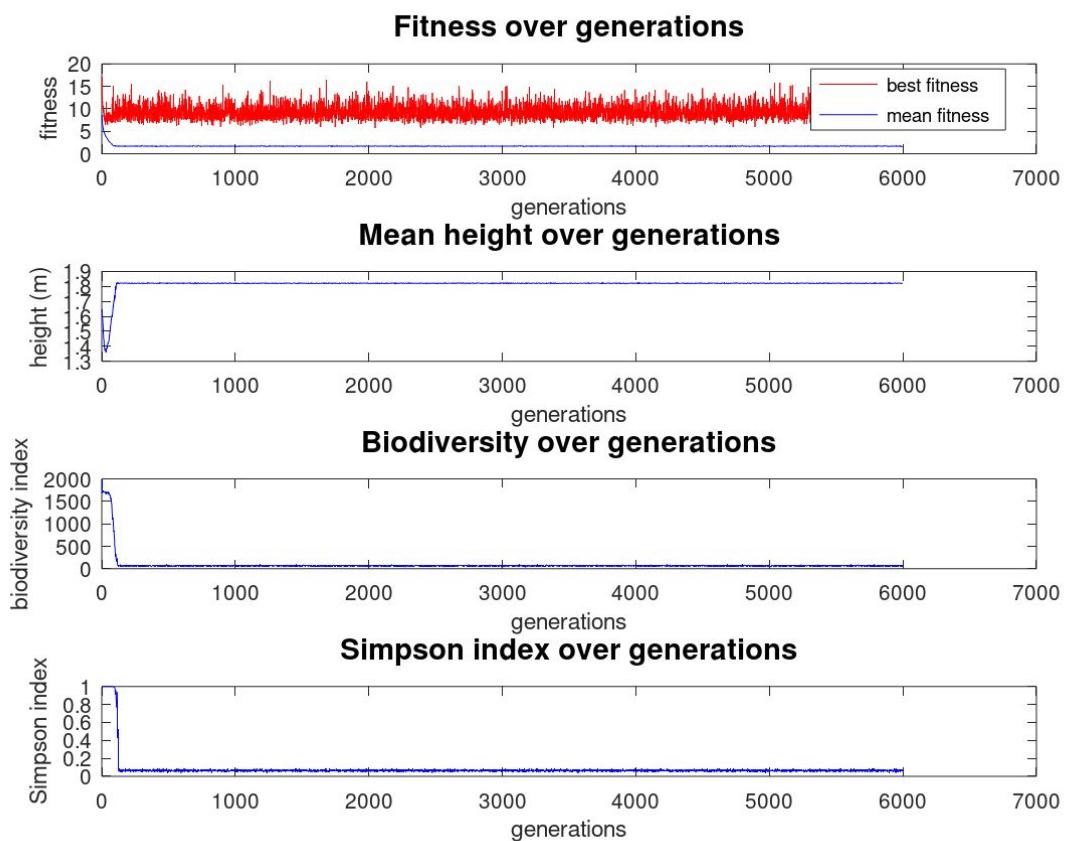
## Universal



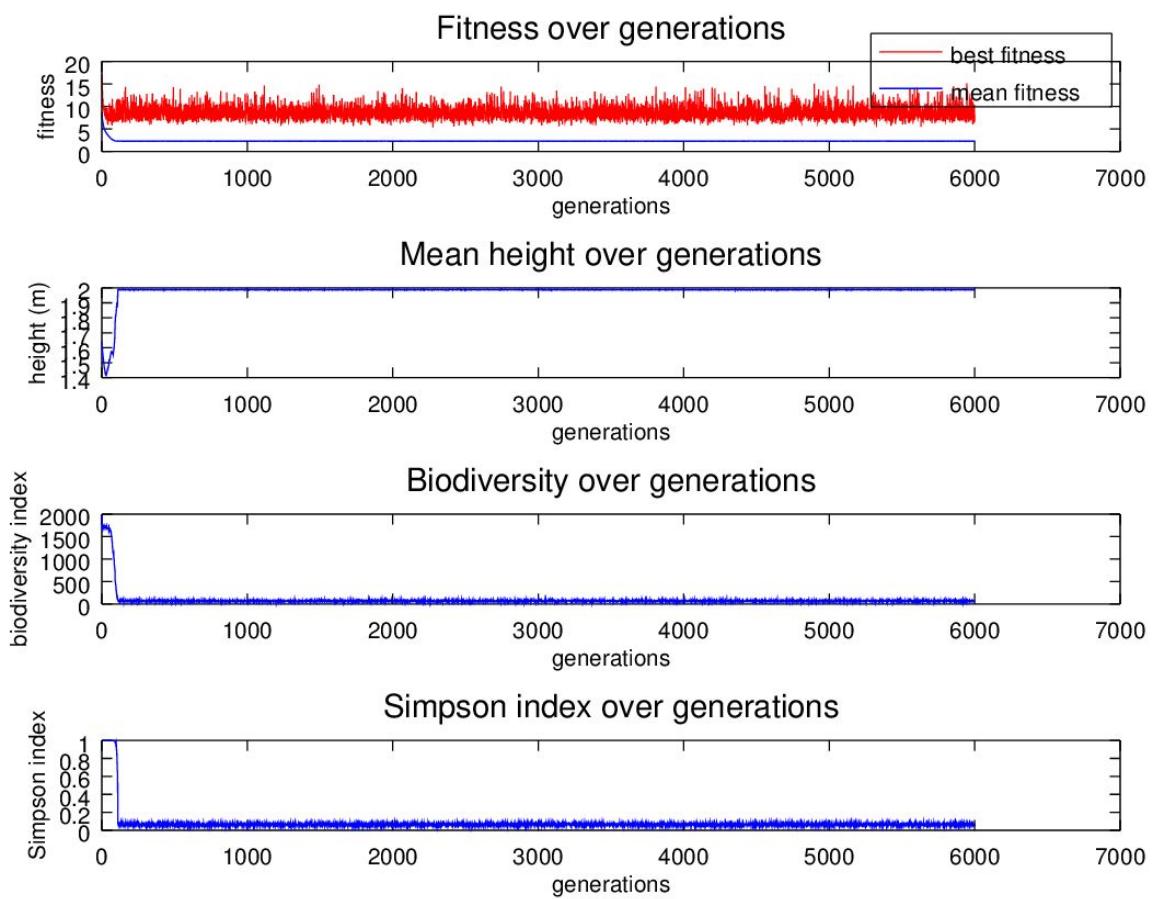
## Ranking(con Ruleta)

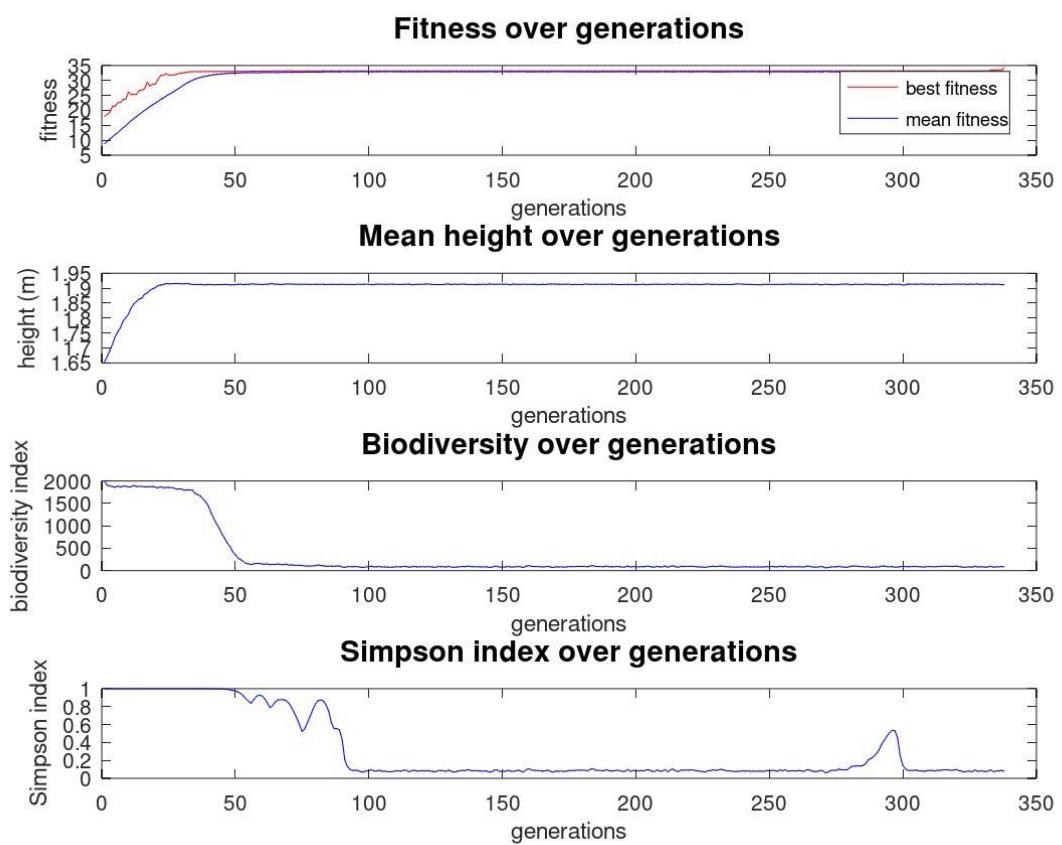
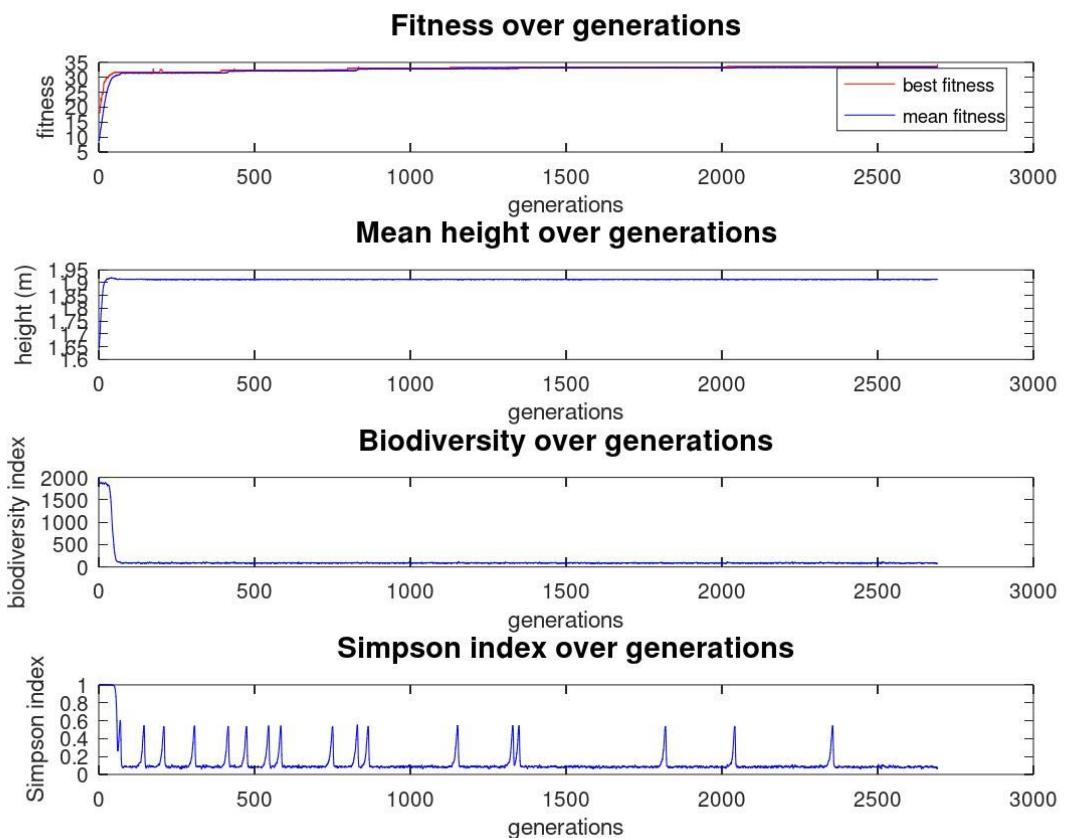


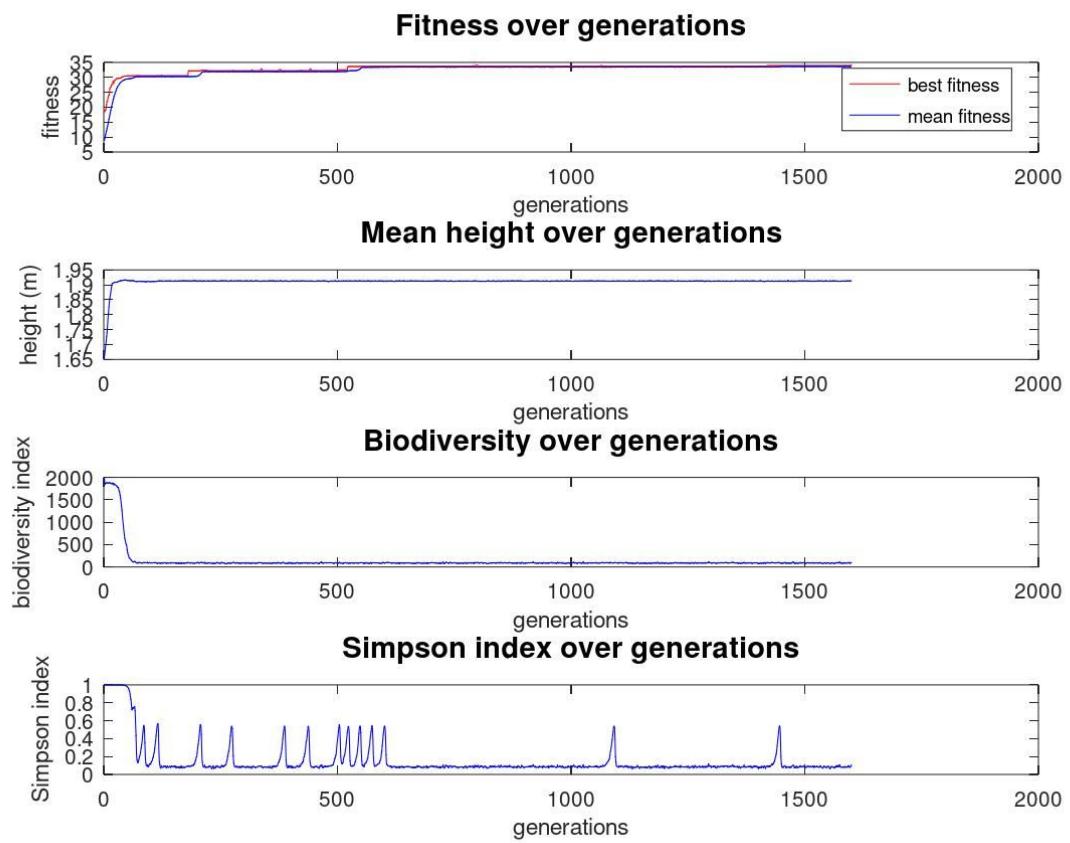
## Ranking(con Universal)

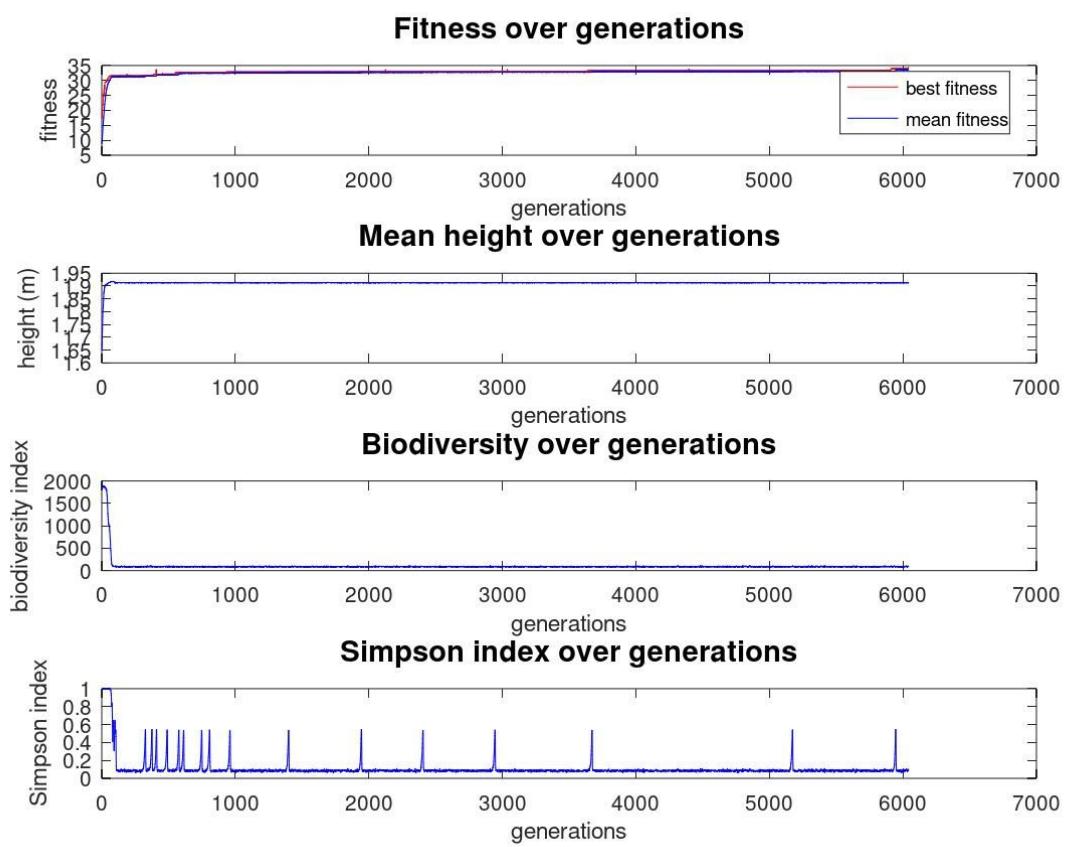
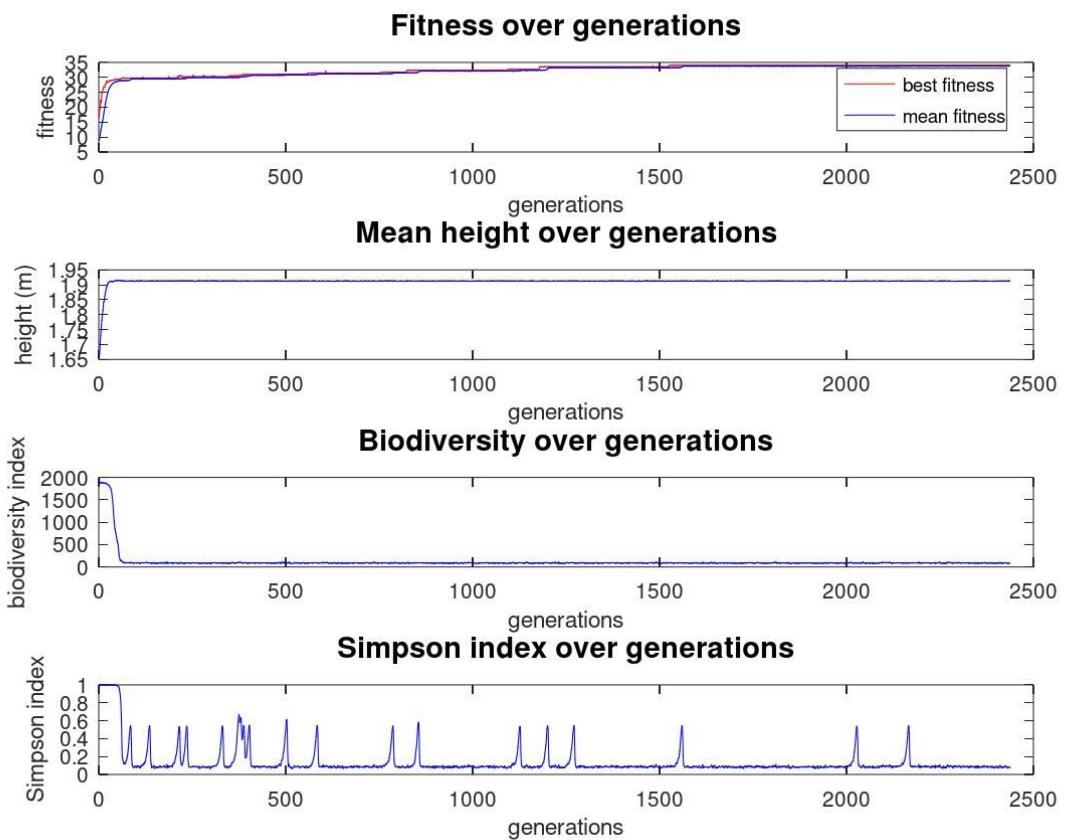


## Boltzmann(con Ruleta)

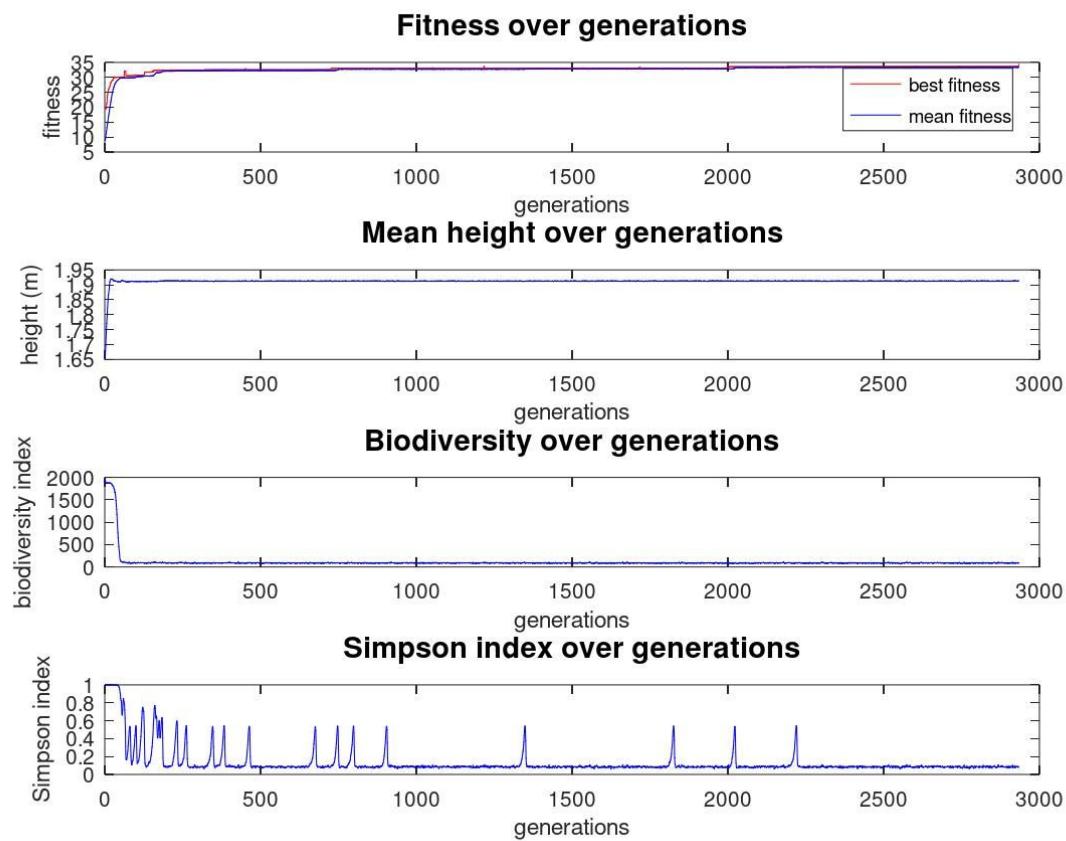


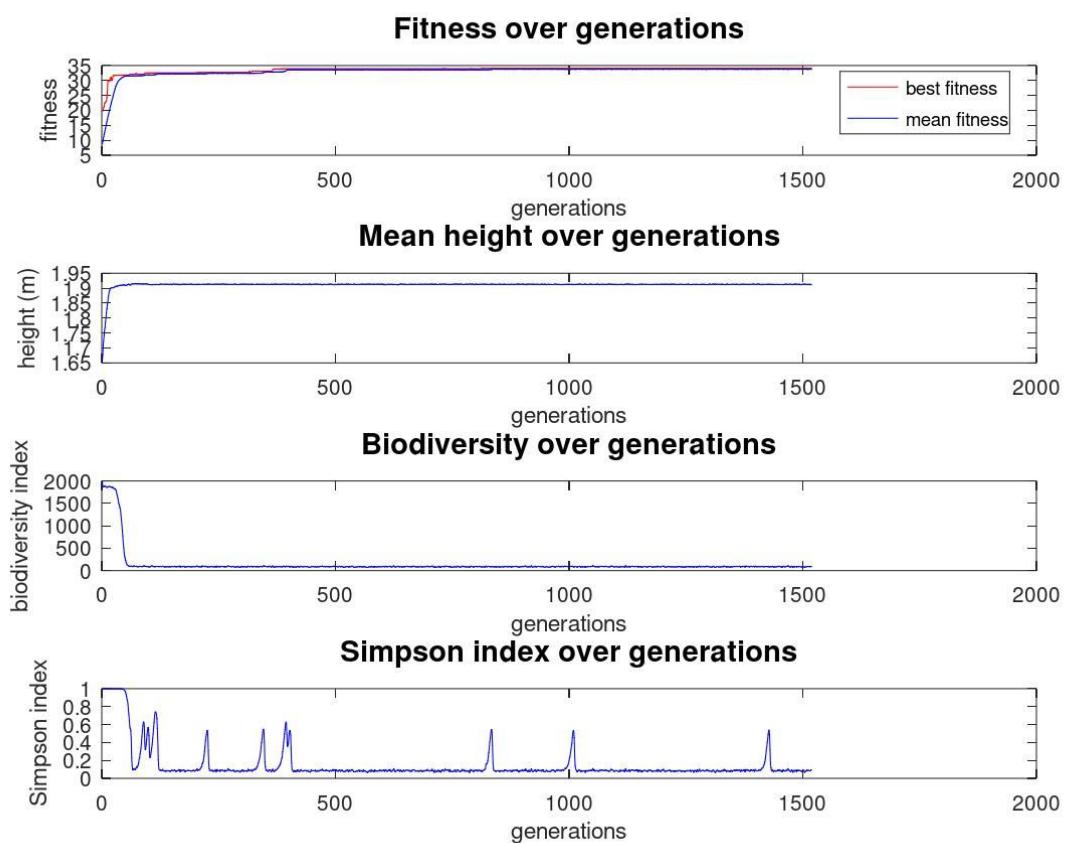
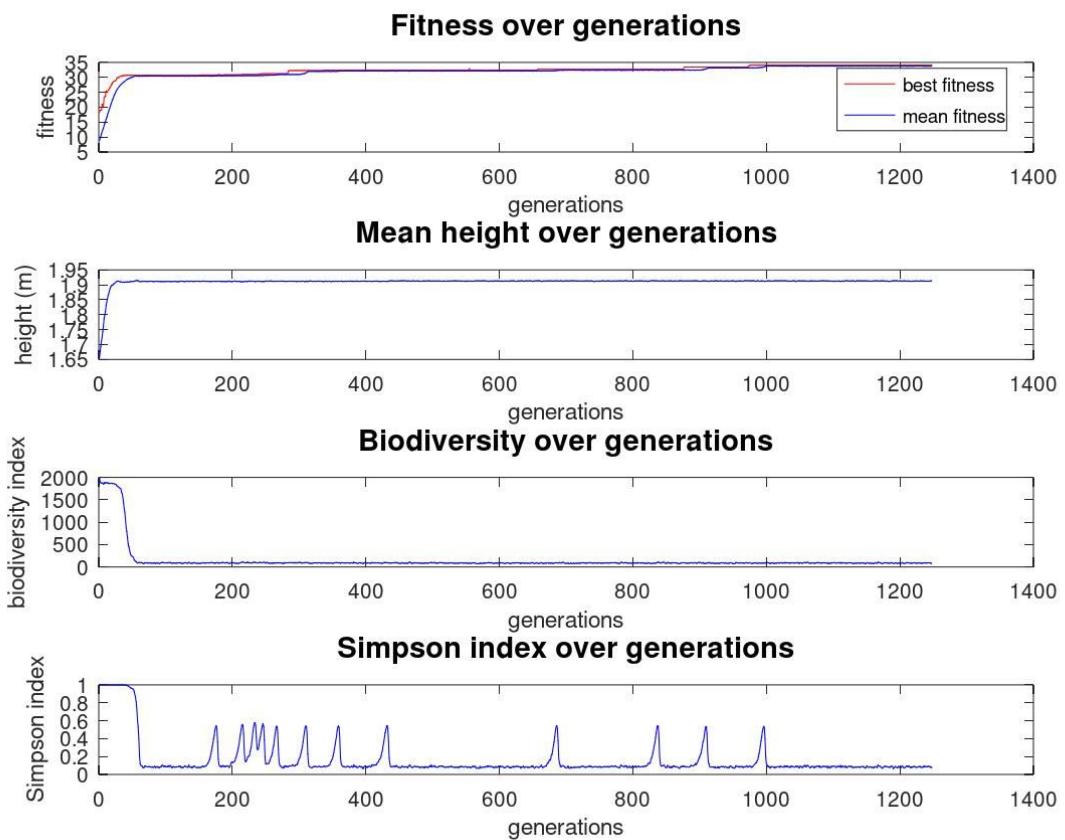


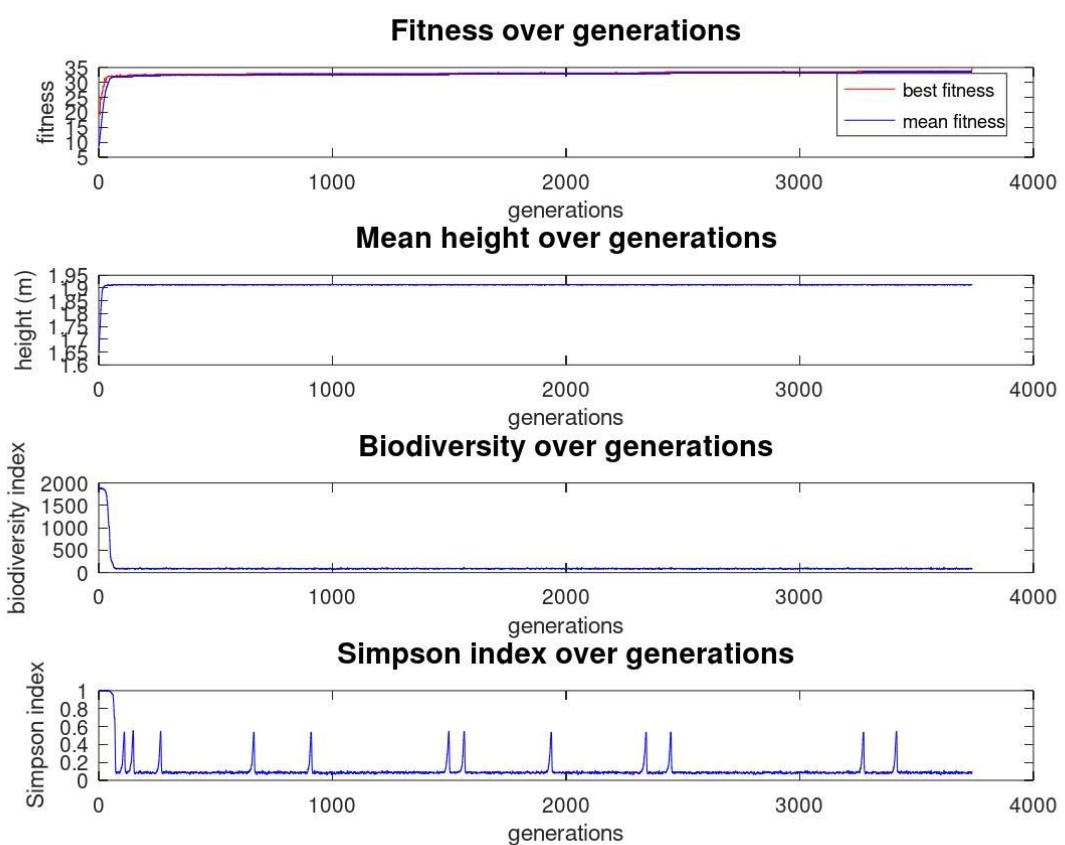
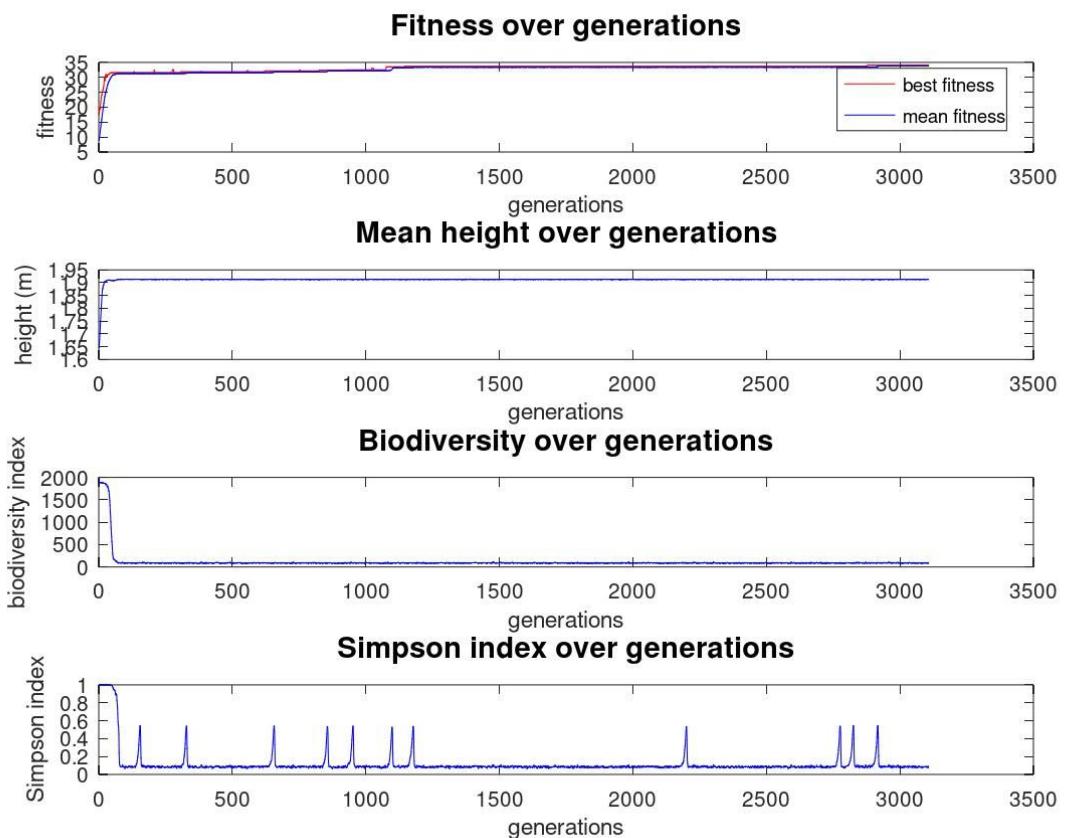




## Boltzmann(con Universal)







## Combinando Métodos de Selección

### Ronda 1

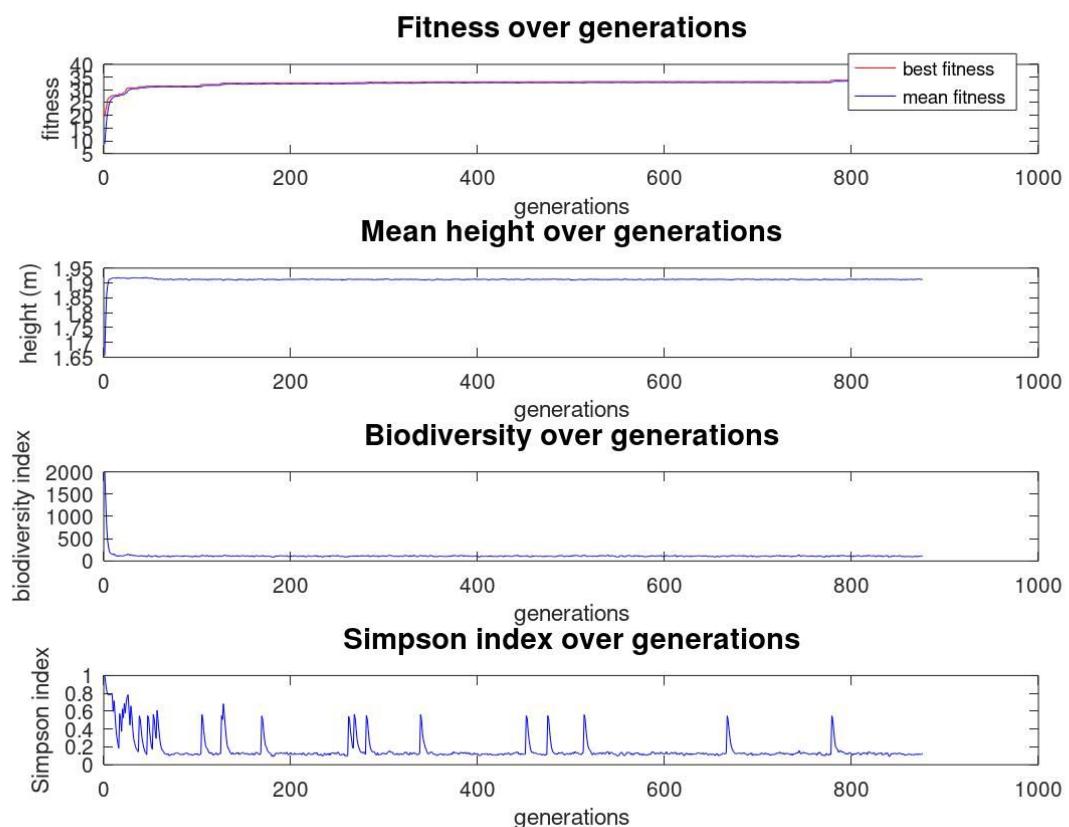
Método 1	Método 2	A	B	Fitness Máximo	Número de Generaciones
Elite	Ruleta	0.1	0.1	34.59125536	2616
Elite	Ruleta	0.1	0.25	34.30342306	1042
Elite	Ruleta	0.1	0.5	34.34128453	2179
Elite	Ruleta	0.1	0.75	34.28480013	681
Elite	Ruleta	0.25	0.1	34.3852144	1212
Elite	Ruleta	0.25	0.25	34.22026002	1214
Elite	Ruleta	0.25	0.5	34.15536304	3829
Elite	Ruleta	0.25	0.75	34.60277105	1960
Elite	Ruleta	0.5	0.1	34.25210757	4898
Elite	Ruleta	0.5	0.25	34.29434073	1269
Elite	Ruleta	0.5	0.5	34.25713573	904
Elite	Ruleta	0.5	0.75	34.25297638	2994
Elite	Ruleta	0.75	0.1	34.46760305	929
Elite	Ruleta	0.75	0.25	34.25843116	1994
Elite	Ruleta	0.75	0.5	34.20518227	860
Elite	Ruleta	0.75	0.75	34.16775572	2308
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.1	0.1	34.14158097	1662
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.1	0.25	34.19361821	324
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.1	0.5	34.34443772	2754
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.1	0.75	34.34145601	3045
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.25	0.1	34.26133664	433
Ranking +	Boltzmann +	0.25	0.25	34.23492581	717

ruleta	ruleta				
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.25	0.5	34.87263166	1442
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.25	0.75	34.38367976	1643
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.5	0.1	34.16203822	6456
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.5	0.25	34.14709854	3283
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.5	0.5	34.2332562	4985
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.5	0.75	34.73007552	4745
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.75	0.1	34.57236943	817
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.75	0.25	34.13907624	1161
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.75	0.5	33.86527649	10001
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.75	0.75	34.31058976	9121
Universal	Torneo Determinístico	0.1	0.1	34.28700118	2279
Universal	Torneo Determinístico	0.1	0.25	34.22661362	2880
Universal	Torneo Determinístico	0.1	0.5	34.15906673	723
Universal	Torneo Determinístico	0.1	0.75	34.25916544	401
Universal	Torneo Determinístico	0.25	0.1	34.37265308	804
Universal	Torneo Determinístico	0.25	0.25	34.4256952	2831
Universal	Torneo Determinístico	0.25	0.5	34.64011434	1628
Universal	Torneo Determinístico	0.25	0.75	34.55412563	662
Universal	Torneo Determinístico	0.5	0.1	34.17761331	717
Universal	Torneo Determinístico	0.5	0.25	34.31860621	439
Universal	Torneo Determinístico	0.5	0.5	34.21245819	1328

Universal	Torneo Determinístico	0.75	0.1	34.32470354	561
Universal	Torneo Determinístico	0.75	0.25	34.58790409	1596
Universal	Torneo Determinístico	0.75	0.5	34.24373639	3065
Universal	Torneo Determinístico	0.75	0.75	34.34703857	833
<b>Universal</b>	<b>Torneo Determinístico</b>	<b>0.5</b>	<b>0.75</b>	<b>35.00101009</b>	<b>876</b>

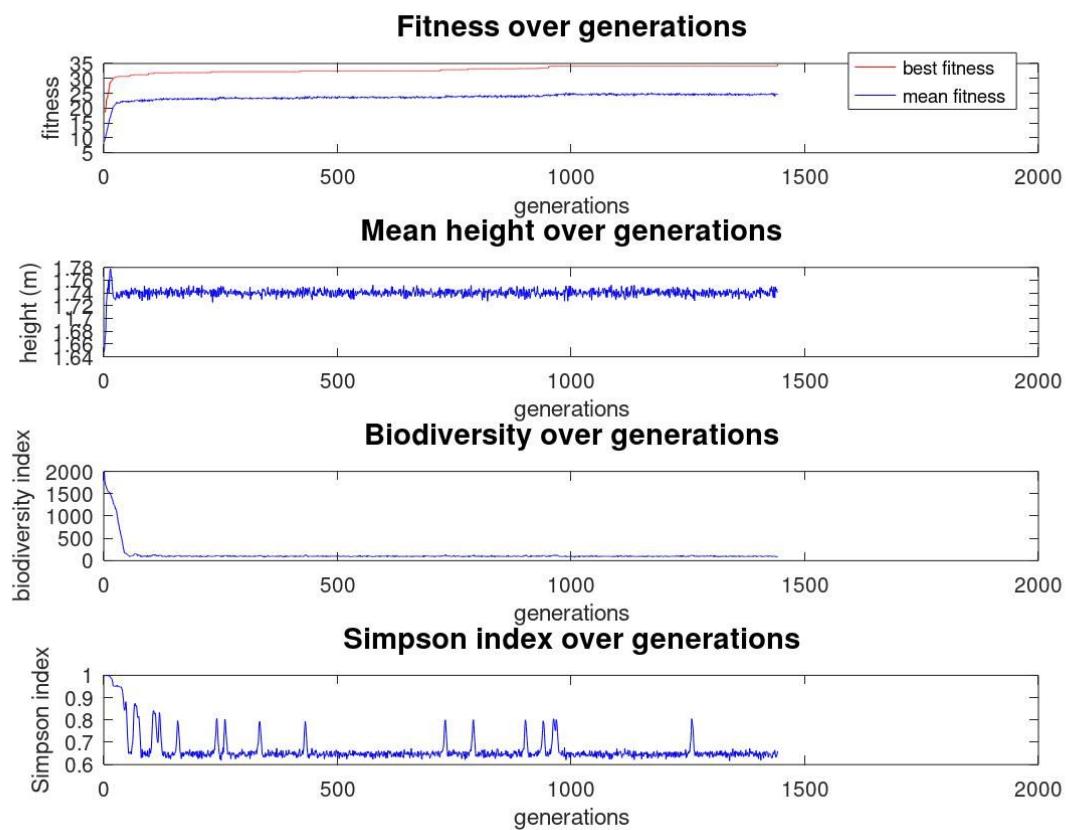
A continuación los gráficos de las mejores 5 corridas:

#1: Universal + Torneo determinístico, A=0.5, B=0.75



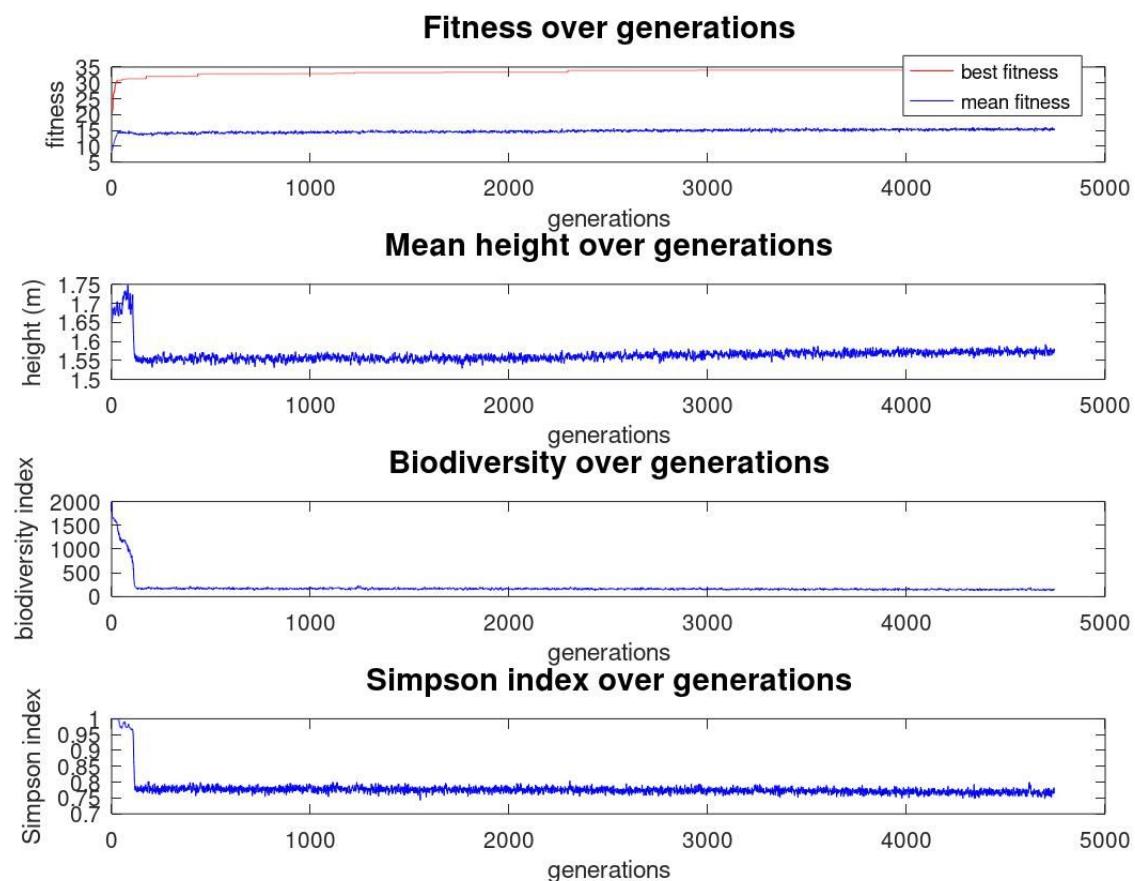
En esta corrida el mejor fitness final resultó ser 35.001 luego de 876 generaciones.

#2: Ranking (+ruleta) + Boltzmann (+ ruleta), A=0.25, B=0.5



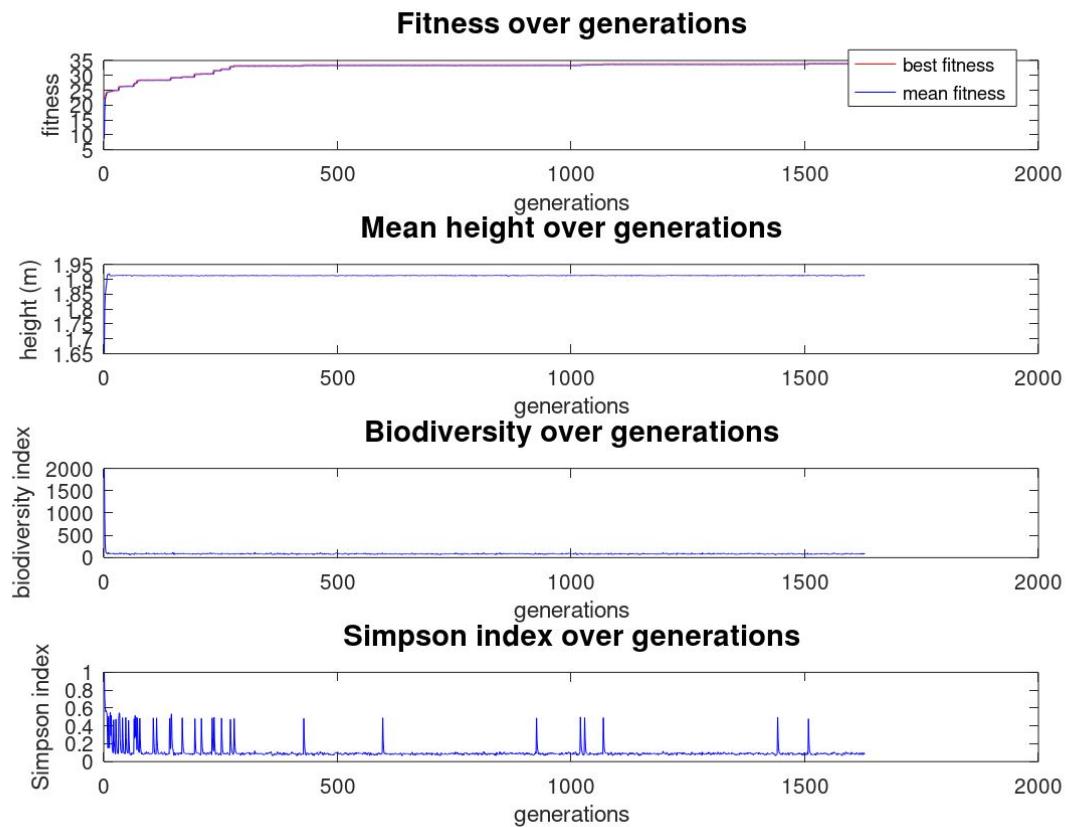
Esta corrida alcanzó un fitness máximo de 34.873 en 1442 generaciones, casi el doble que la corrida #1.

#3: Ranking (+ ruleta) + Boltzmann (+ ruleta), A=0.5, B=0.75



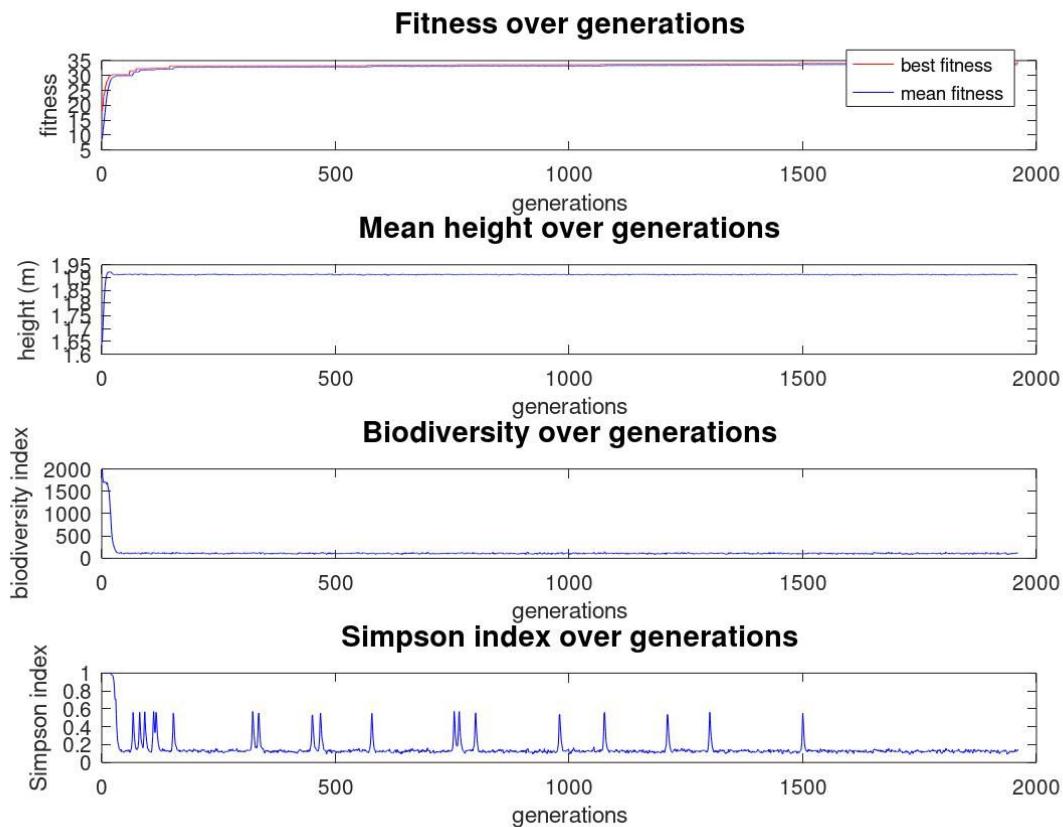
Esta corrida llegó a un fitness de 34.730 en 4745 generaciones, varios múltiplos más que la corrida #2. El gráfico de fitness sugiere que el corte fue por contenido.

#4: Universal + Torneo Determinístico, A=0.25, B=0.5



Esta corrida llegó a un fitness de 34.640 luego de 1628 generaciones, comparable con la corrida #2.

#5: Elite + Ruleta, A=0.25, B=0.75

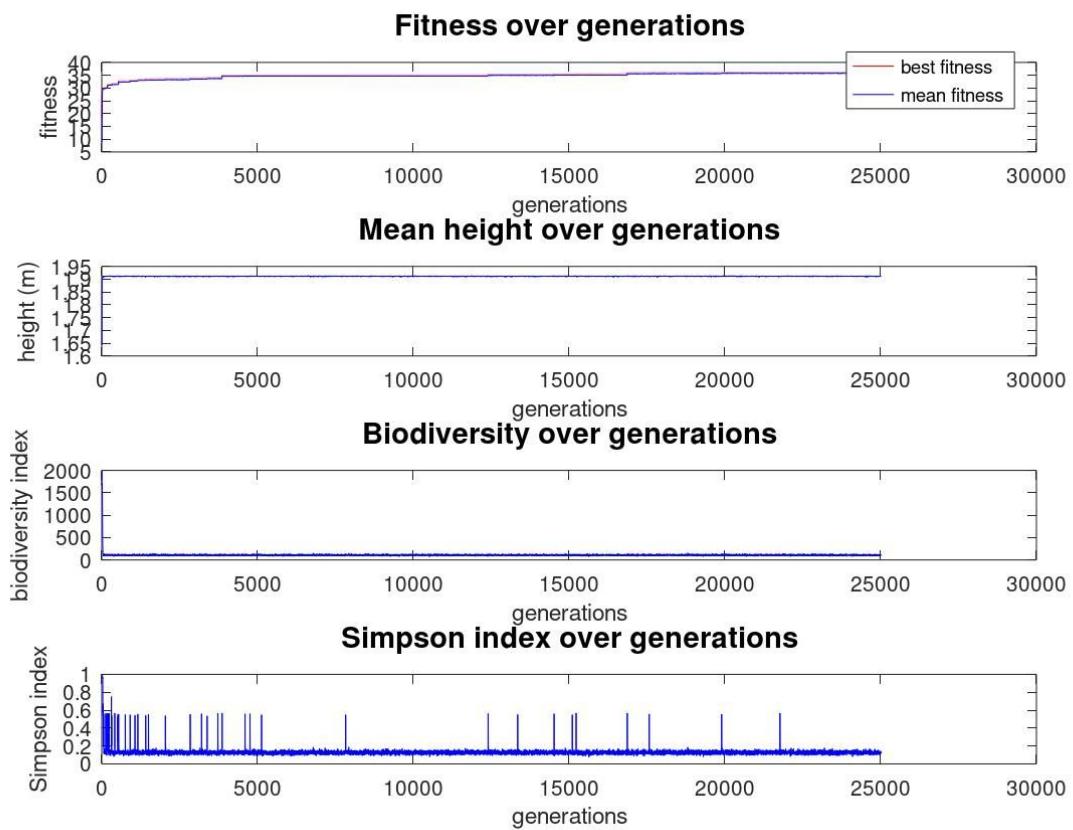


Esta corrida alcanzó un fitness de 34.6028 en 1960 generaciones.

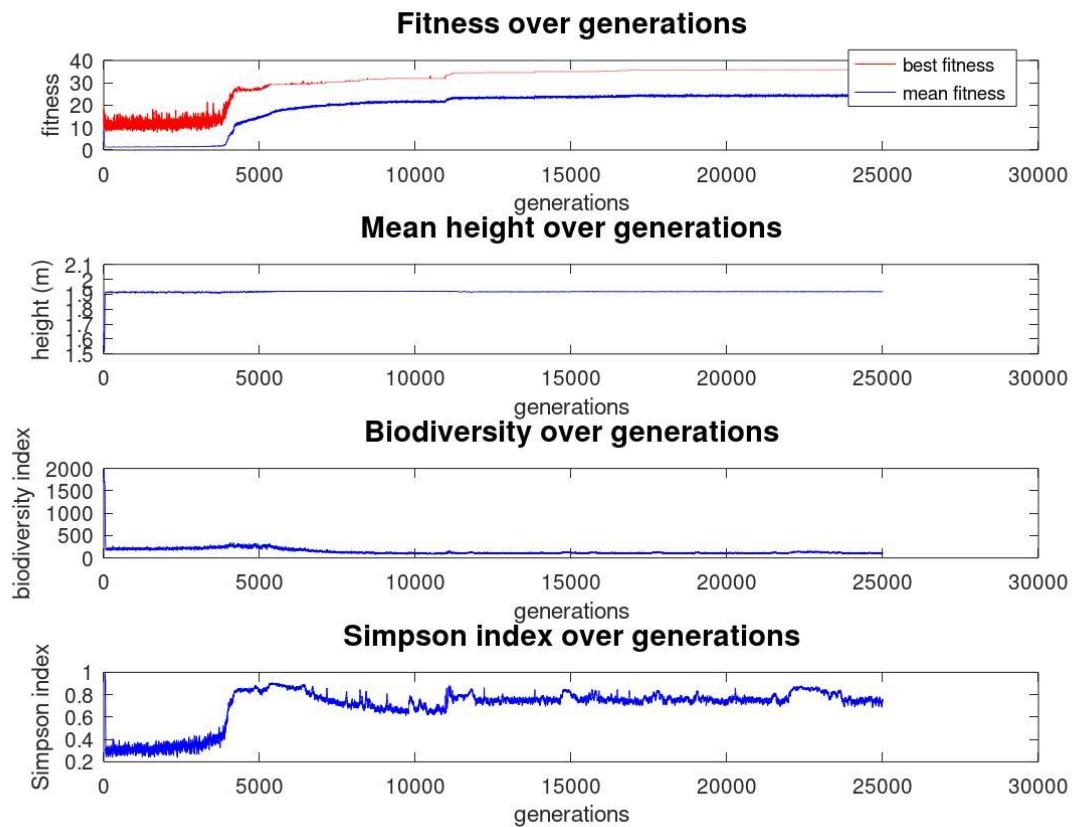
## Ronda 2

Método 1	Método 2	A	B	Fitness Máximo	Número de Generaciones
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.25	0.5	35.82624456	25001
Ranking + ruleta	Boltzmann + ruleta	0.5	0.75	34.48074784	25001
Universal	Torneo Determinístico	0.25	0.5	22.38448477	25001
Universal	Torneo Determinístico	0.5	0.75	28.49881577	25001
<b>Elite</b>	<b>Ruleta</b>	<b>0.25</b>	<b>0.75</b>	<b>36.12052058</b>	<b>25001</b>

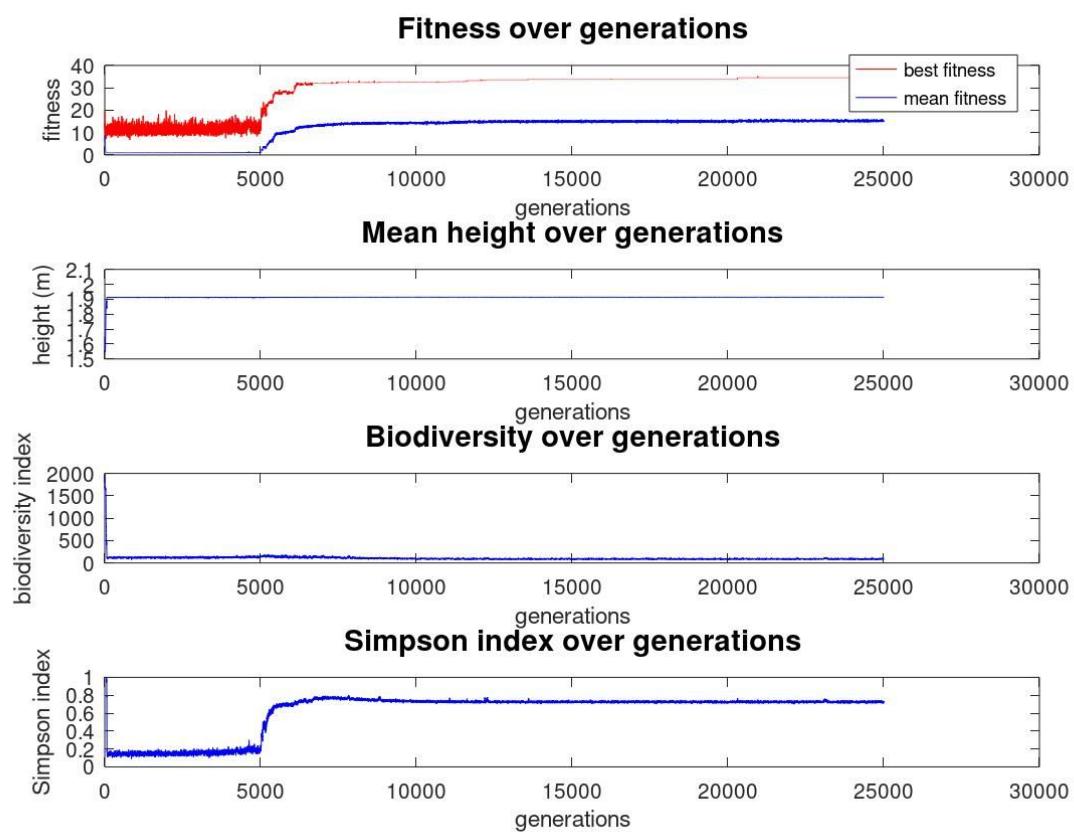
#1: Elite + Ruleta, A=0.25, B=0.75 (#5 de ronda 1)



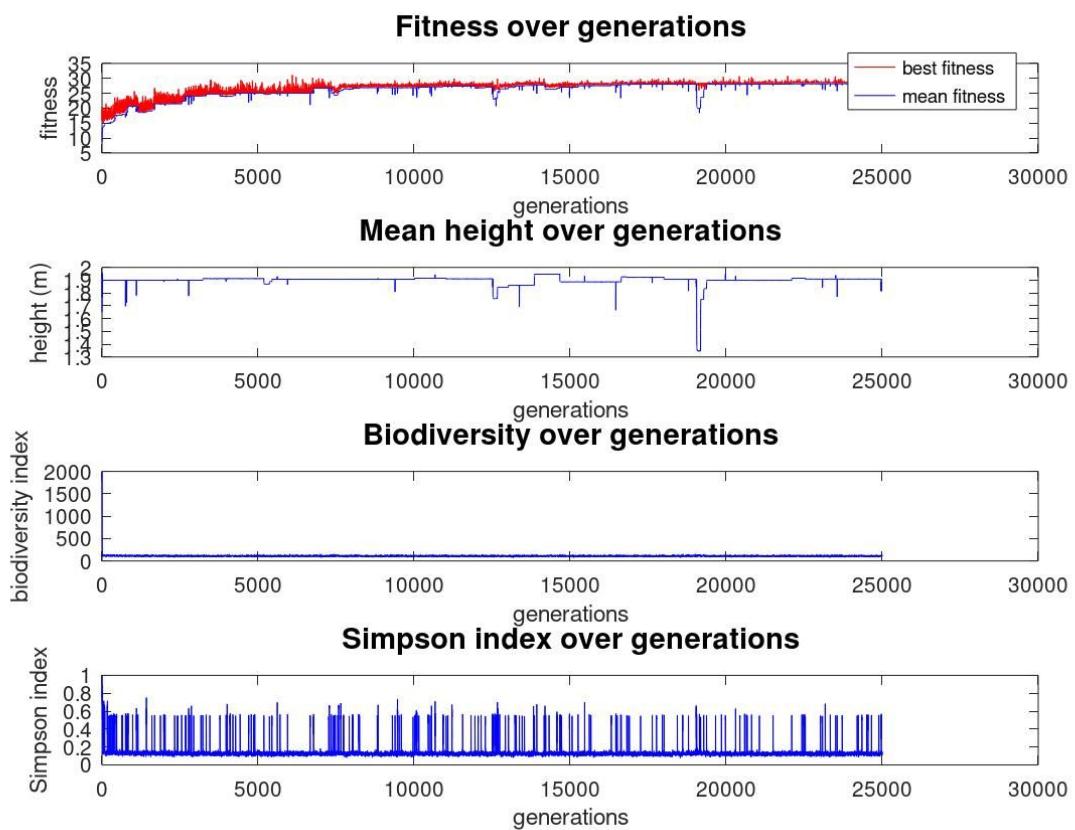
#2: Ranking (+ ruleta) + Boltzmann (+ ruleta) A=0.25, B=0.5 (#2 de ronda 1)



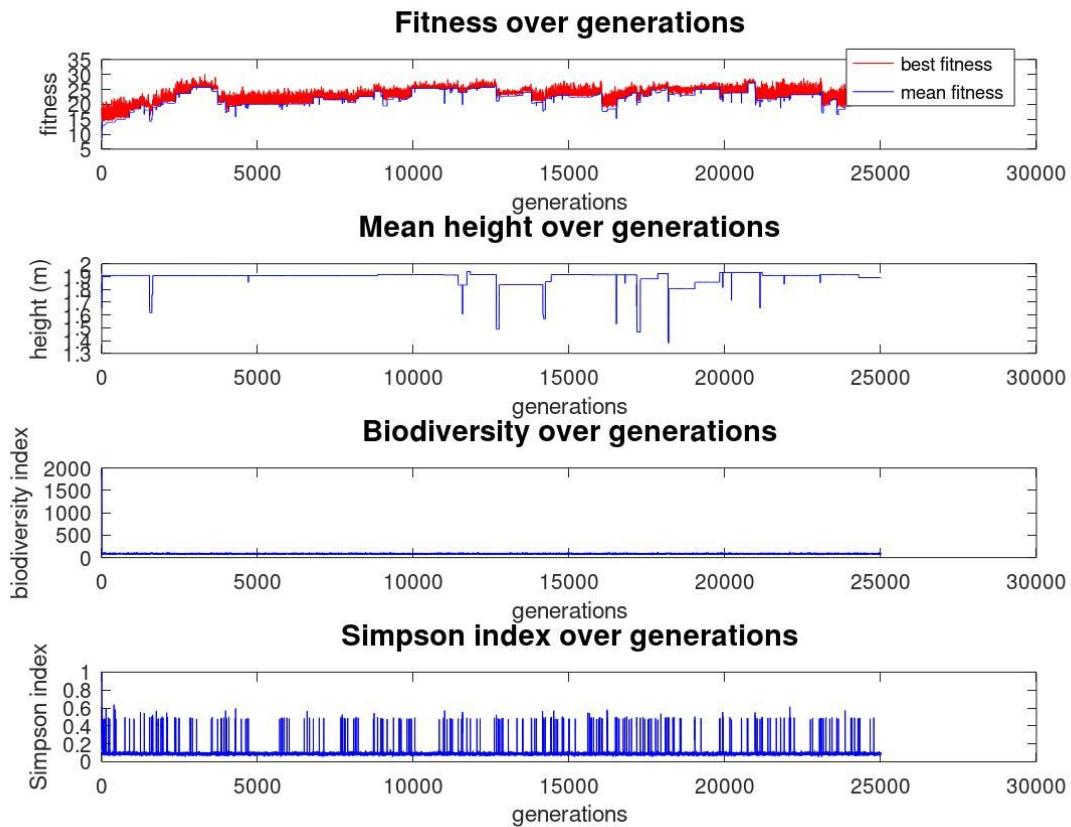
#3: Ranking (+ ruleta) + Boltzmann (+ ruleta), A=0.5, B=0.75 (#3 de ronda 1)



#4: Universal + Torneo Determinístico, A=0.5, B=0.75 (#1 de ronda 1)

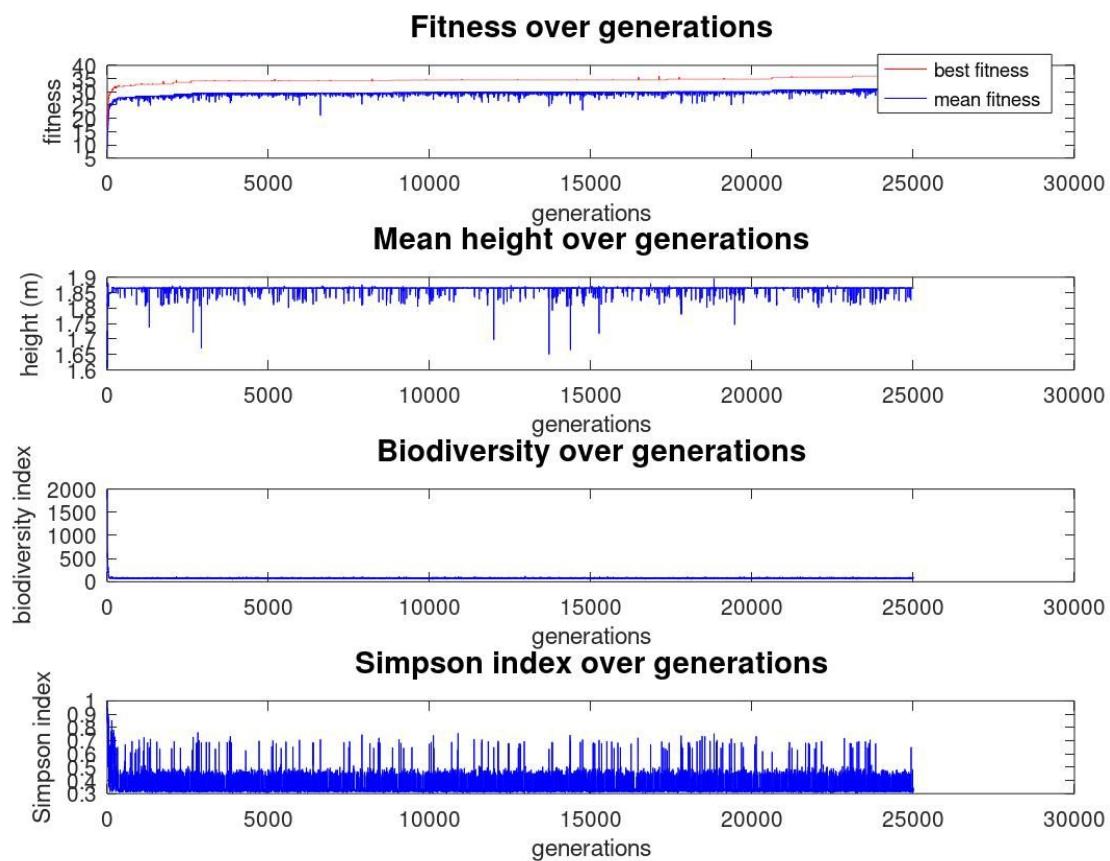


#5: Universal + Torneo Determinístico, A=0.25, B=0.5 (#4 de ronda 1)



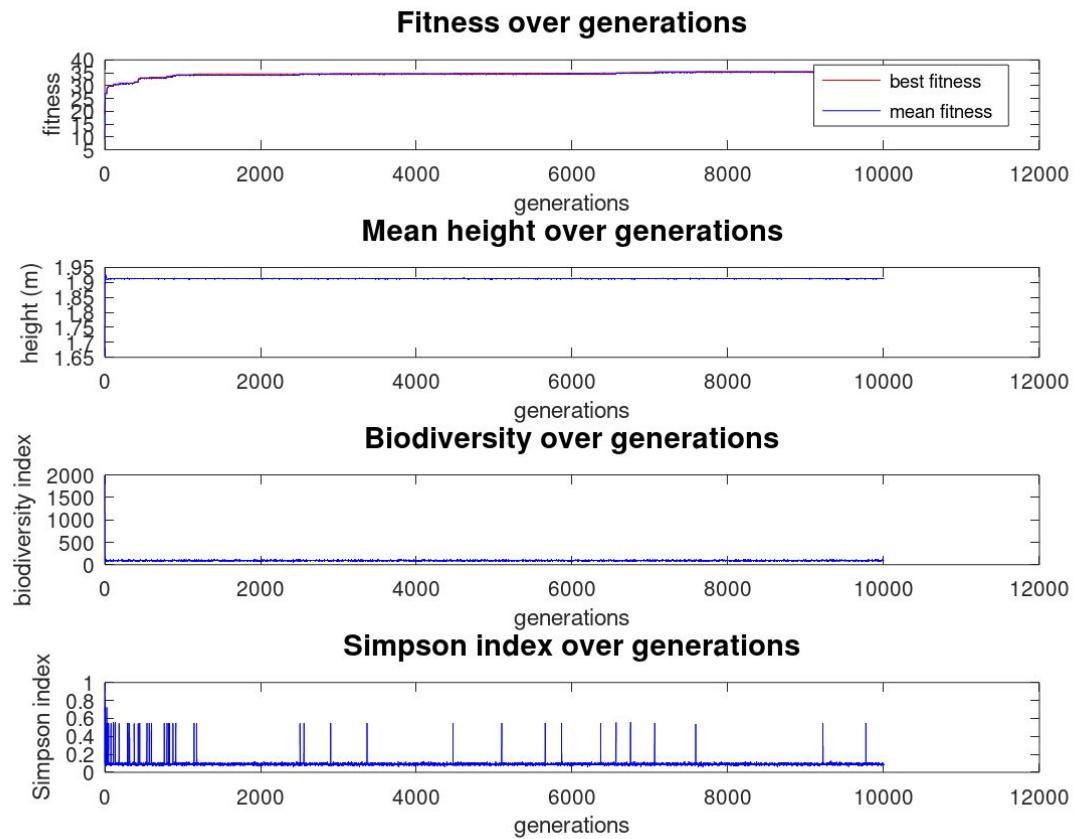
Resulta interesante la observación que el orden relativo de las corridas casi se invierte respecto de las mismas en la ronda 1.

## Ronda 3

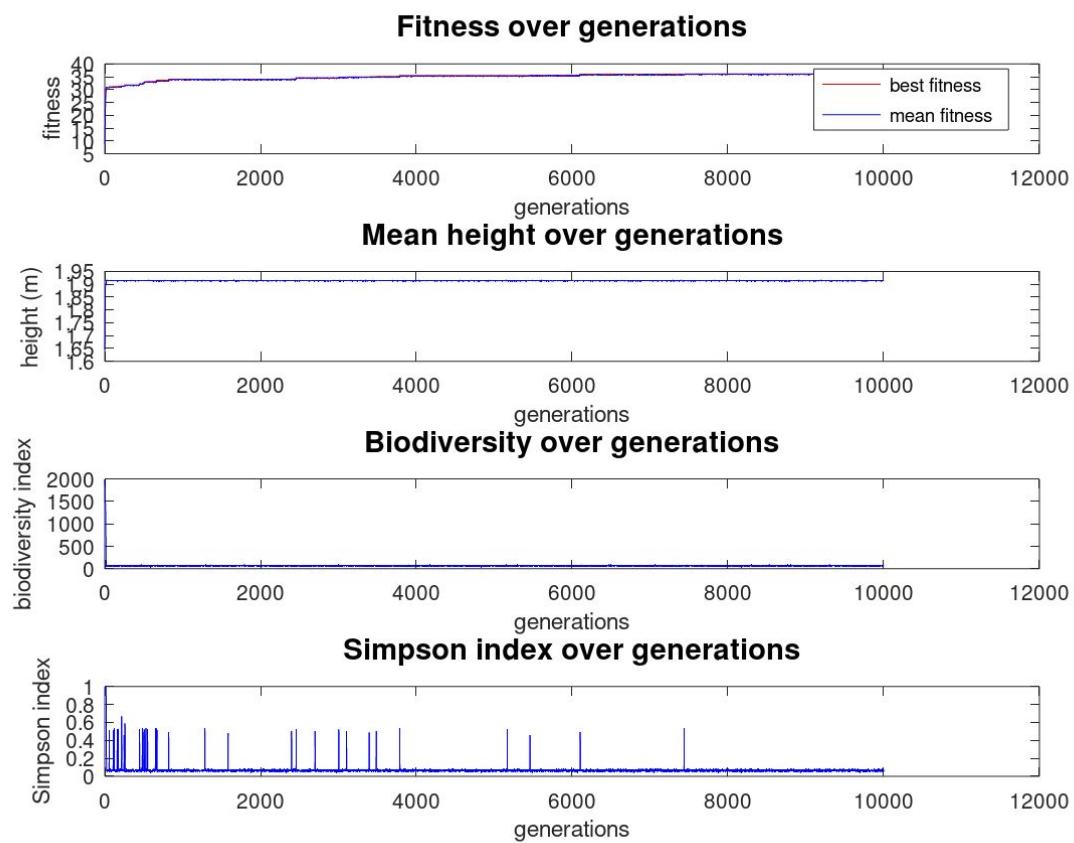


# Variando Algoritmos de Reemplazo

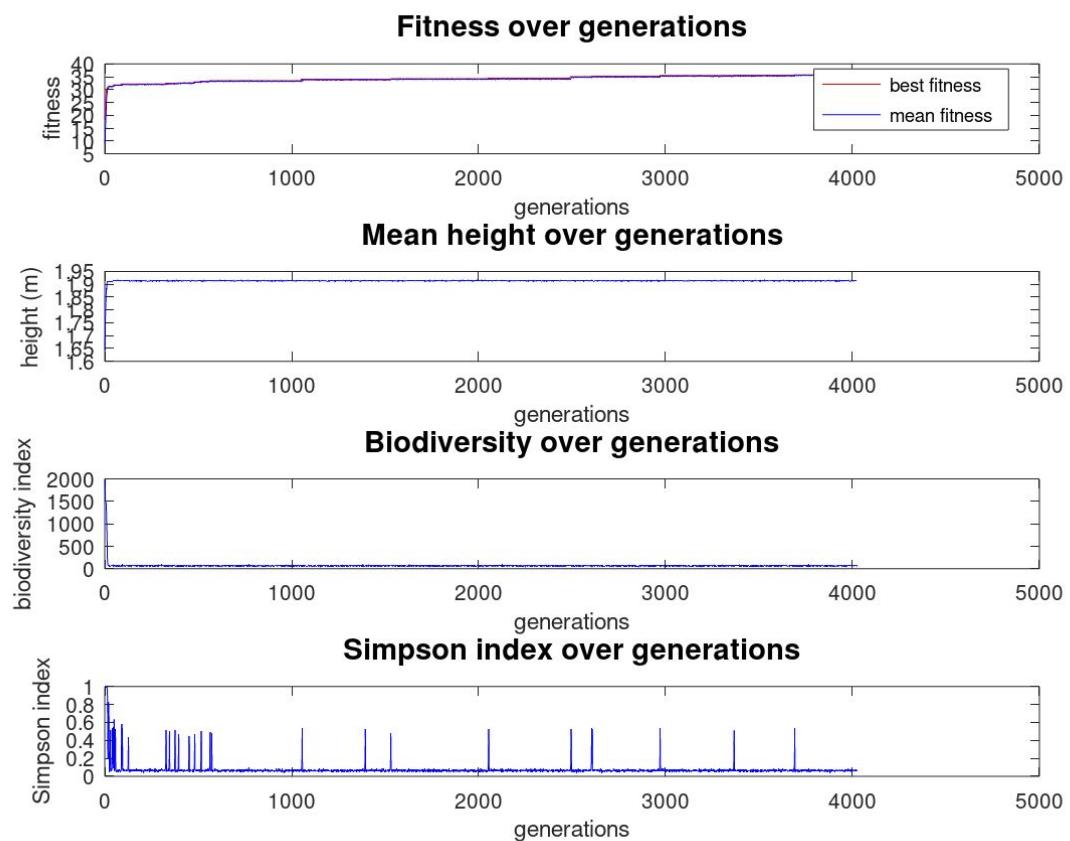
## Método de Reemplazo 1



## Método de Reemplazo 2



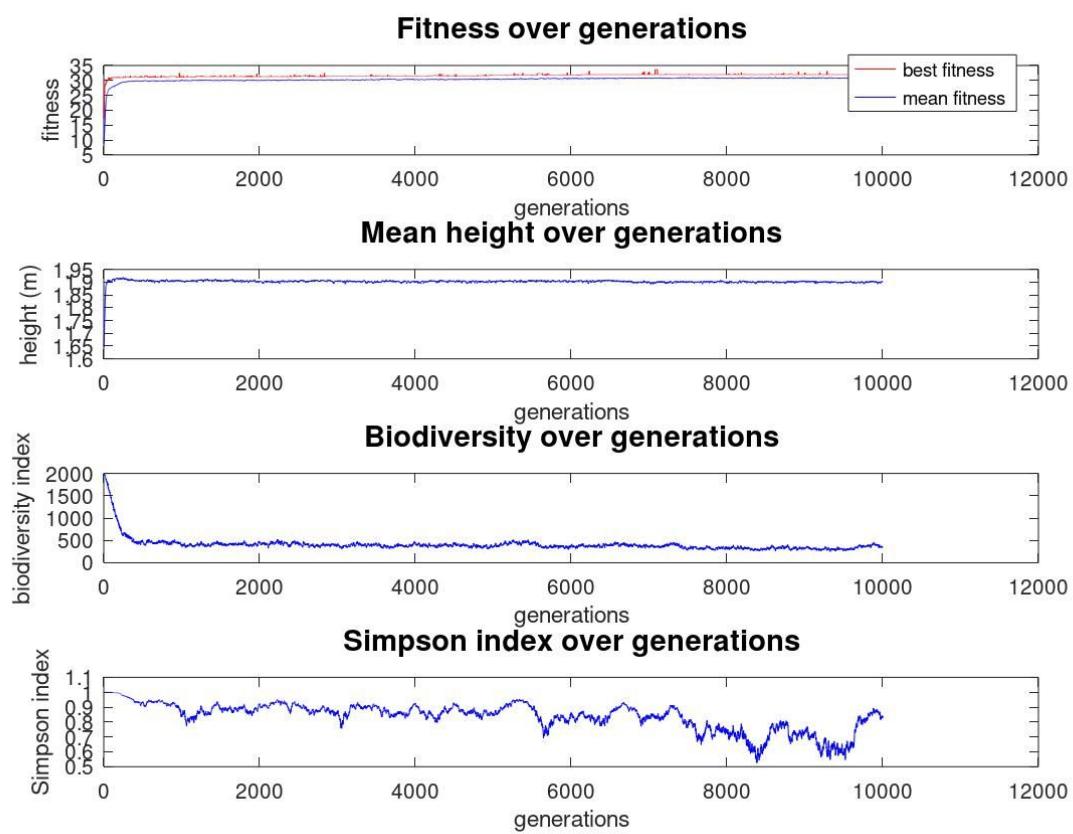
## Método de Reemplazo 3



## Variando los tipos de Cruza

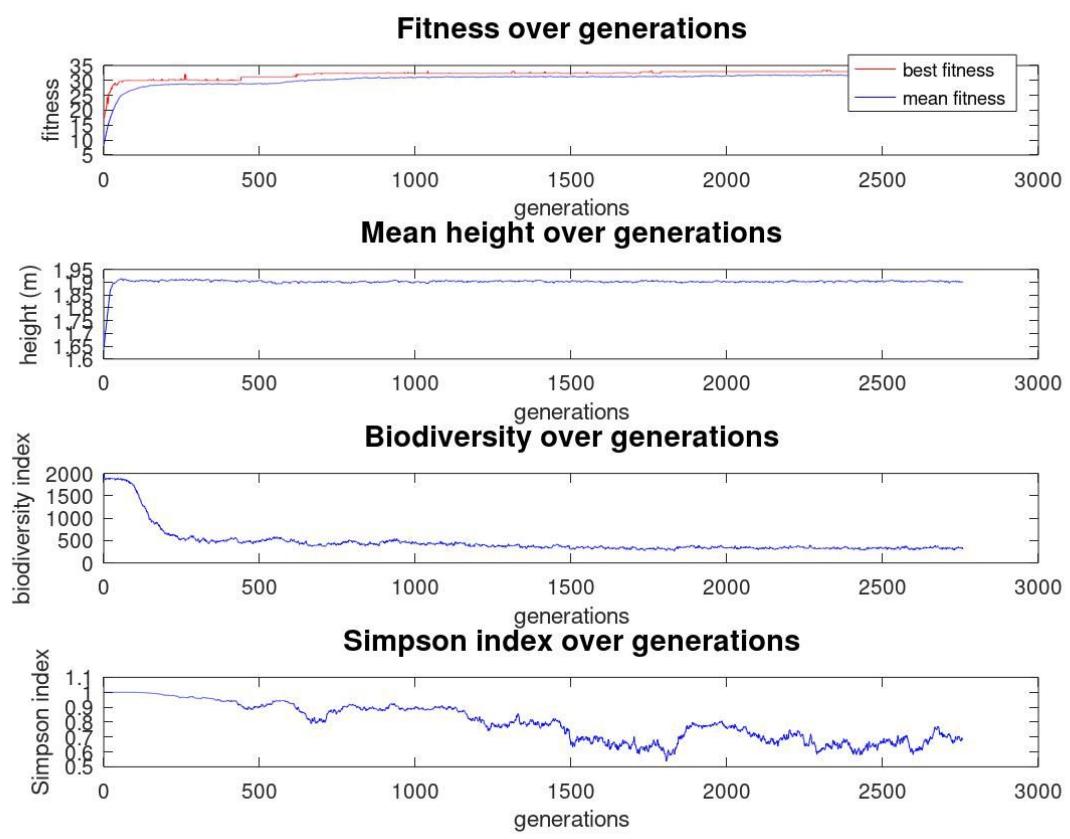
Cruza de Un Punto

Fitness Máximo	Número de Generaciones
31.95482	10000

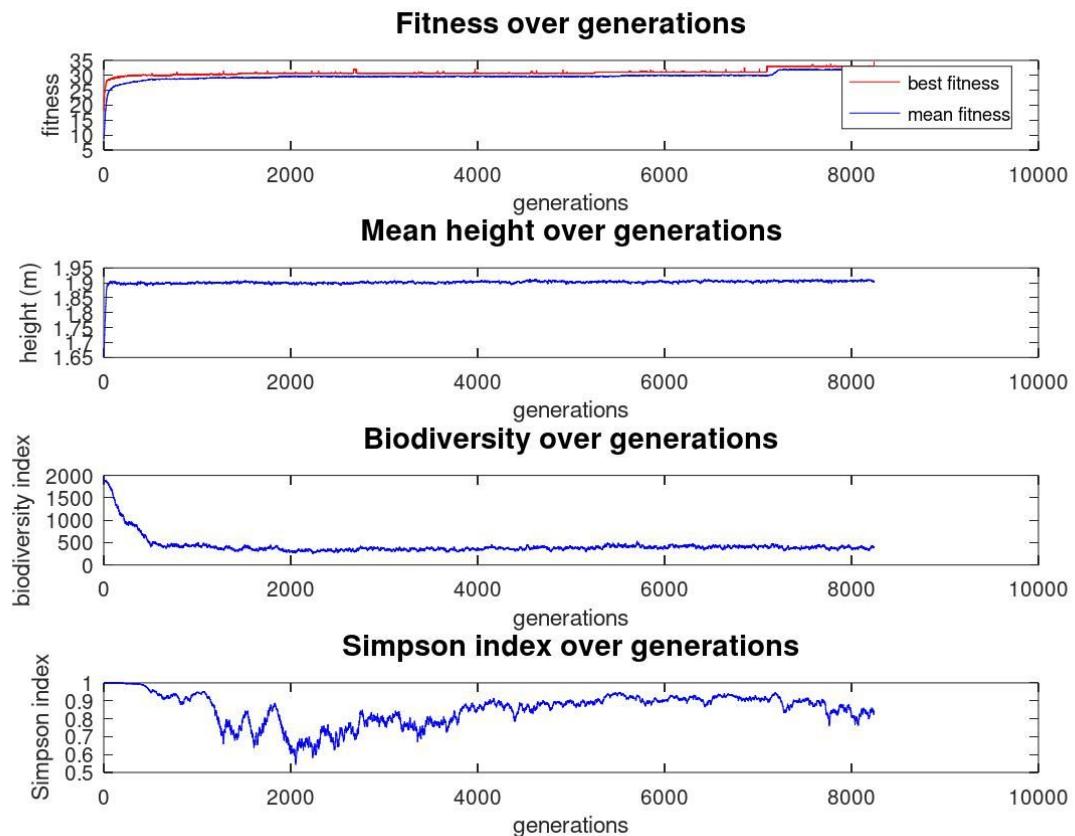


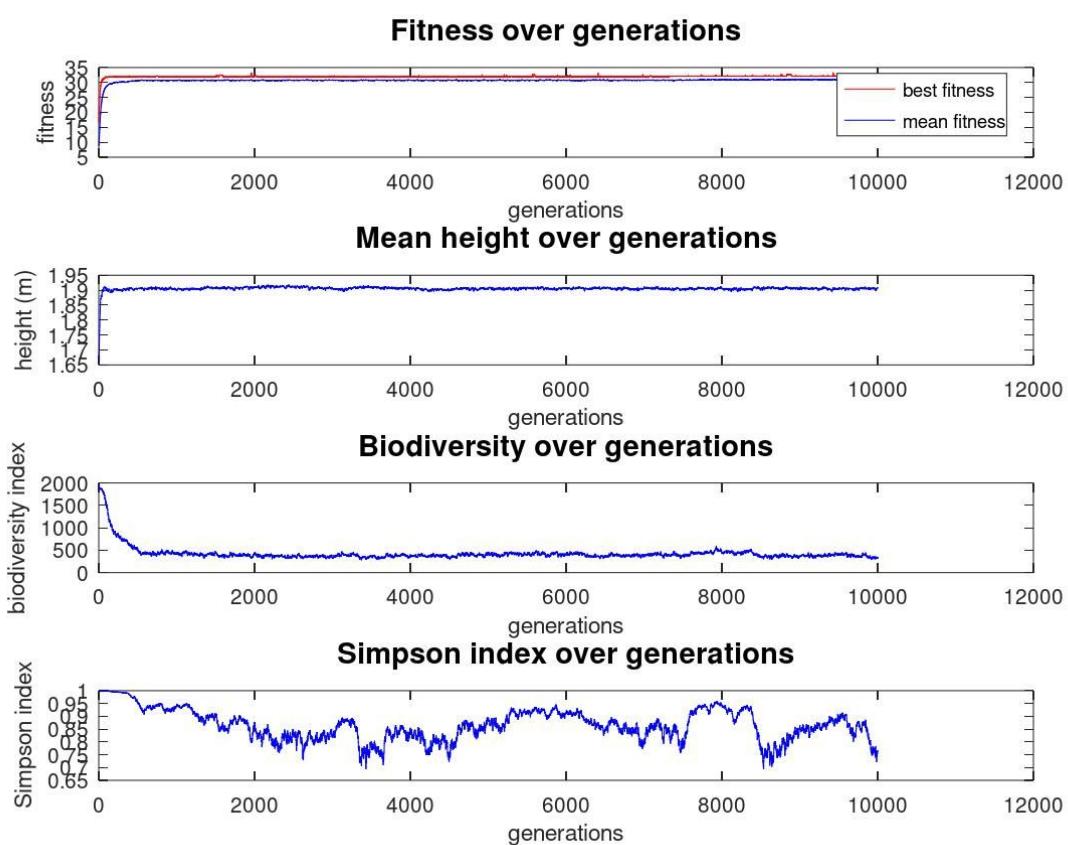
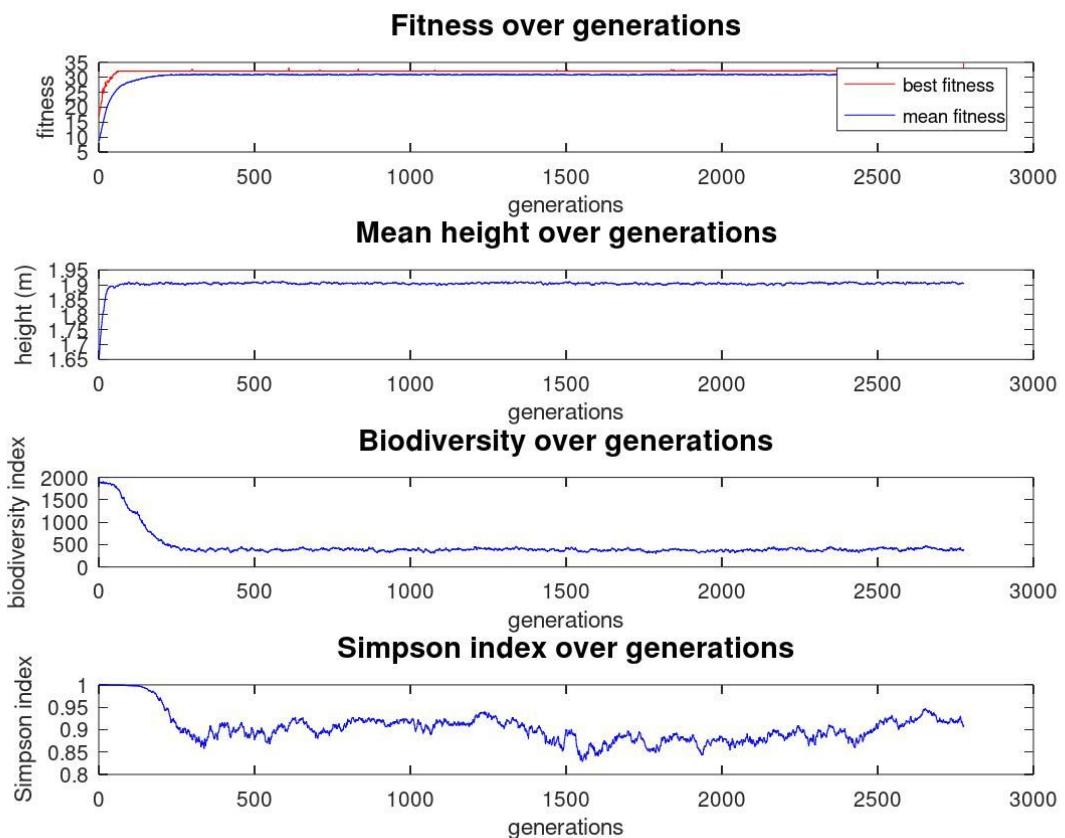
## Cruza de Dos Puntos

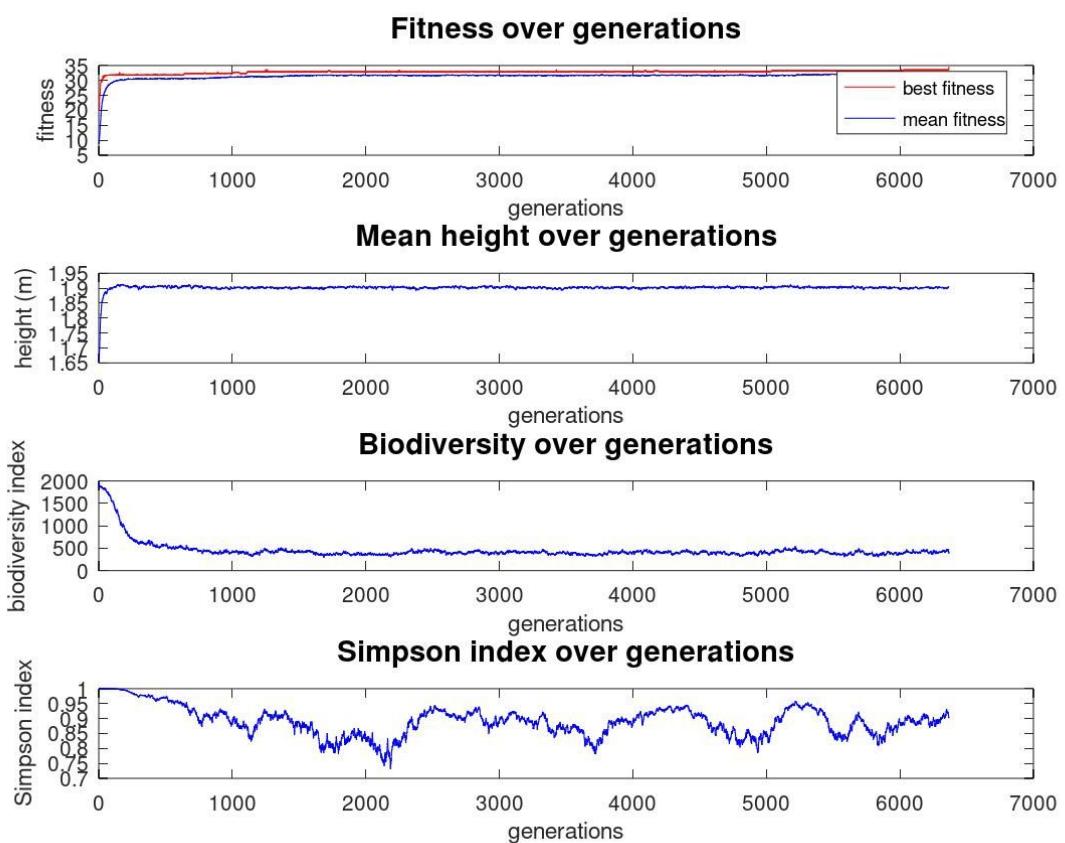
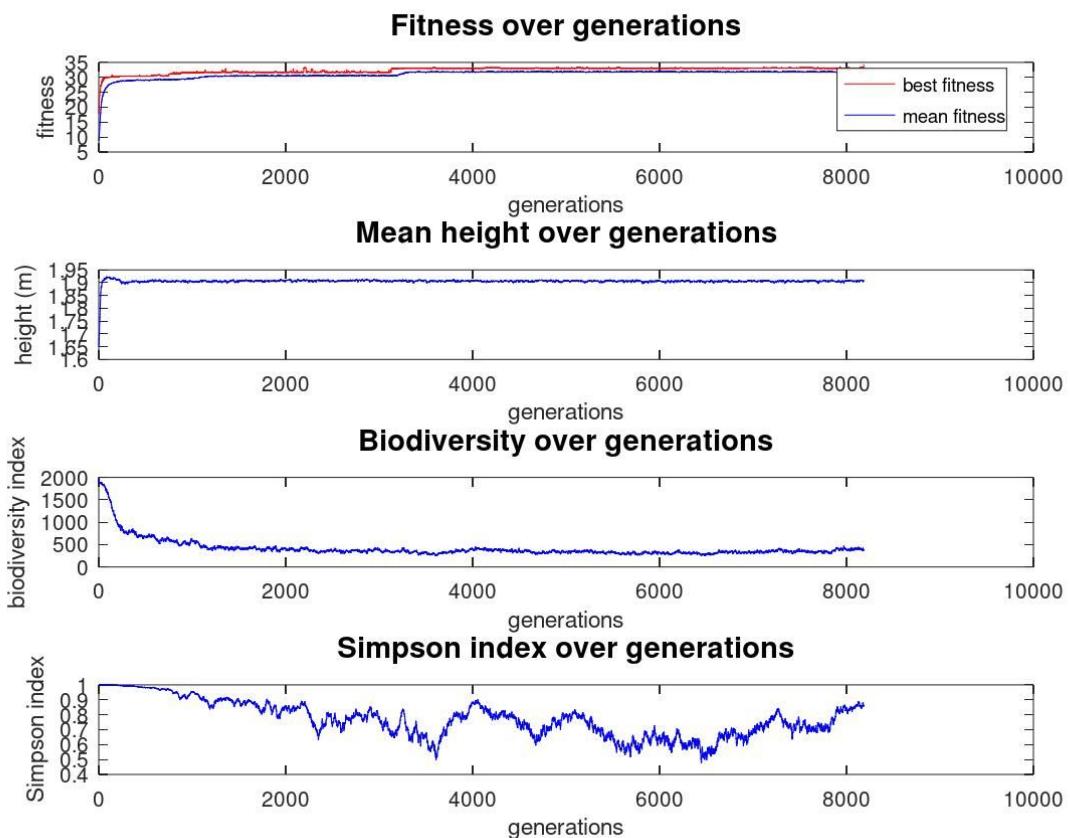
Fitness Máximo	Número de Generaciones
34.31400	2757



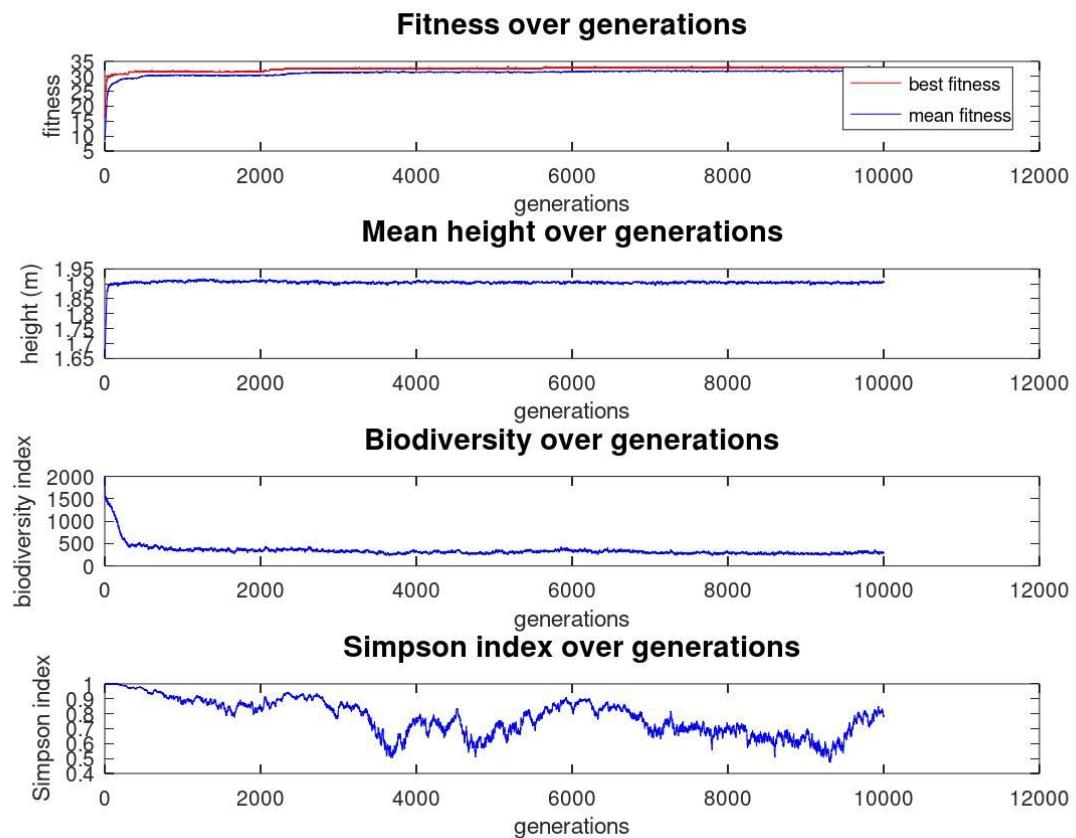
## Cruza Anular

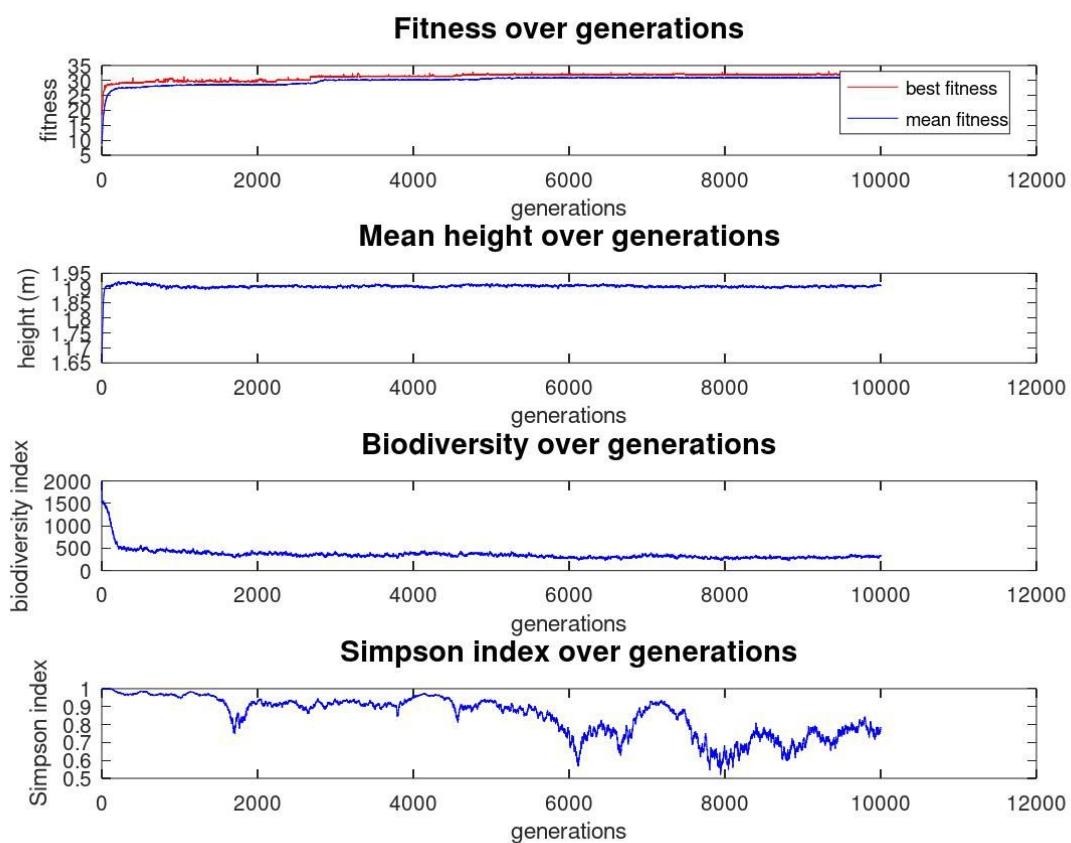
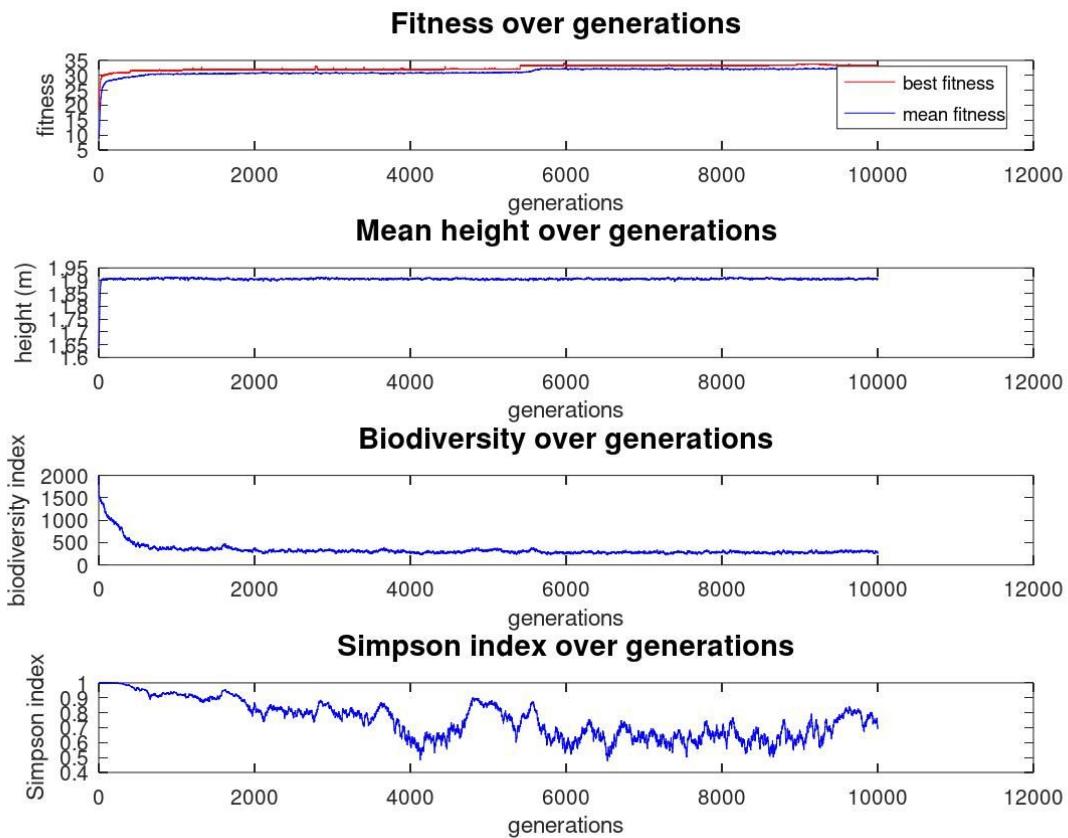


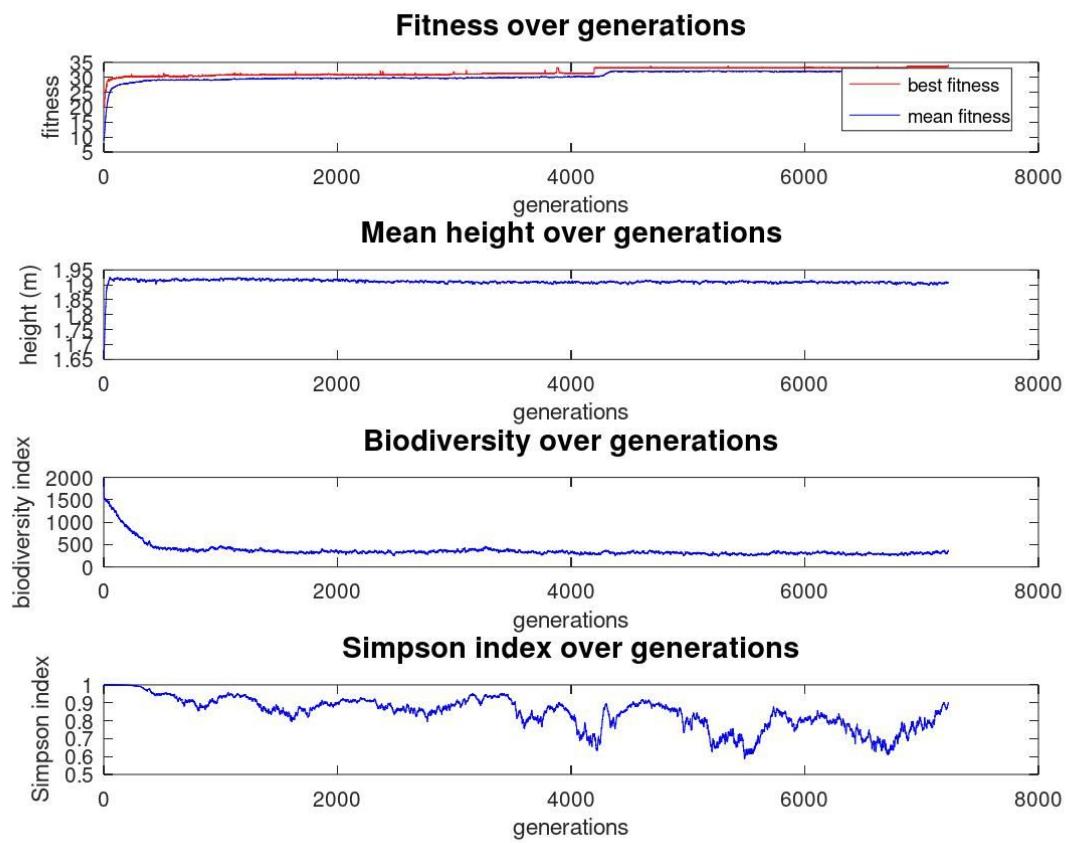




## Cruza Uniforme

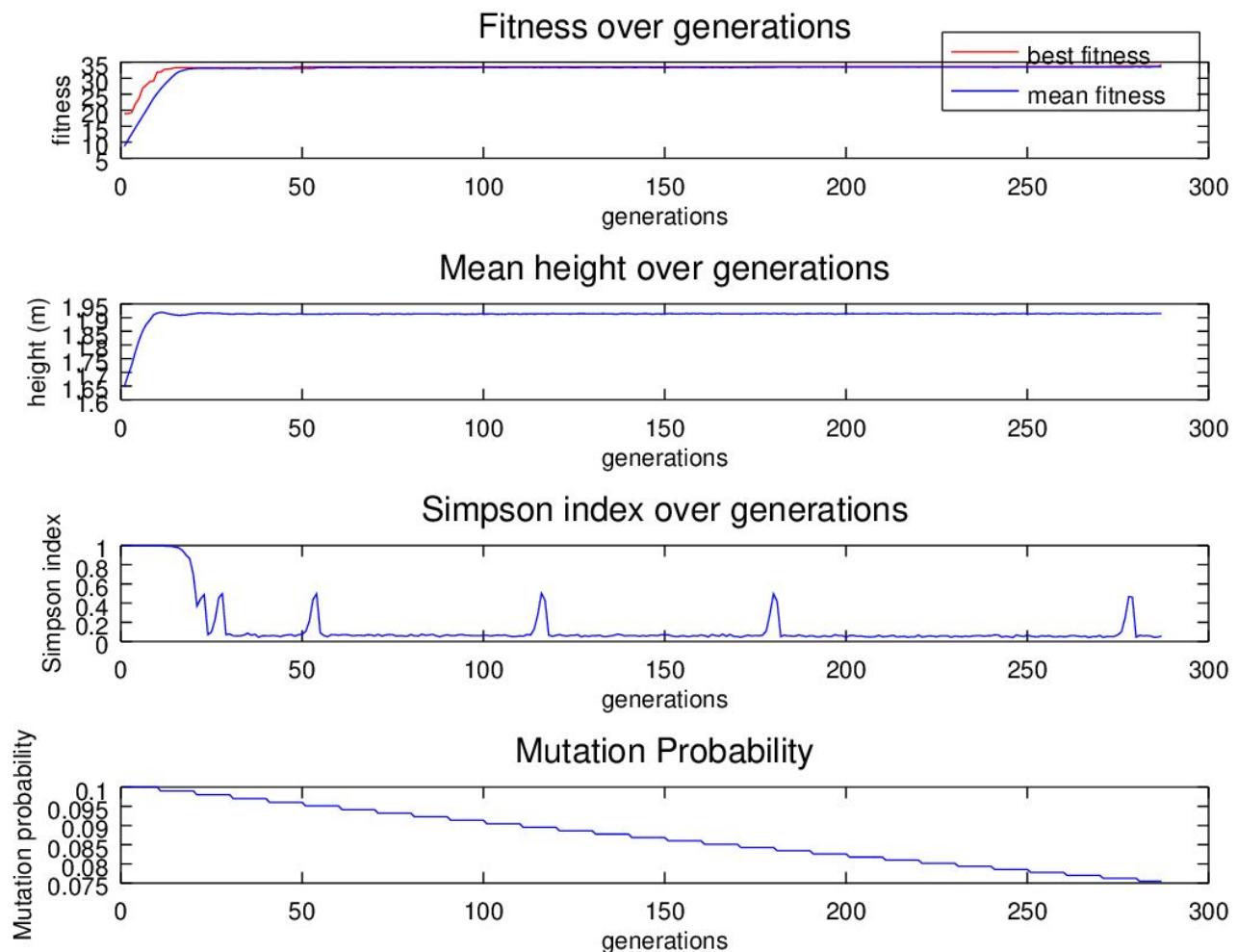




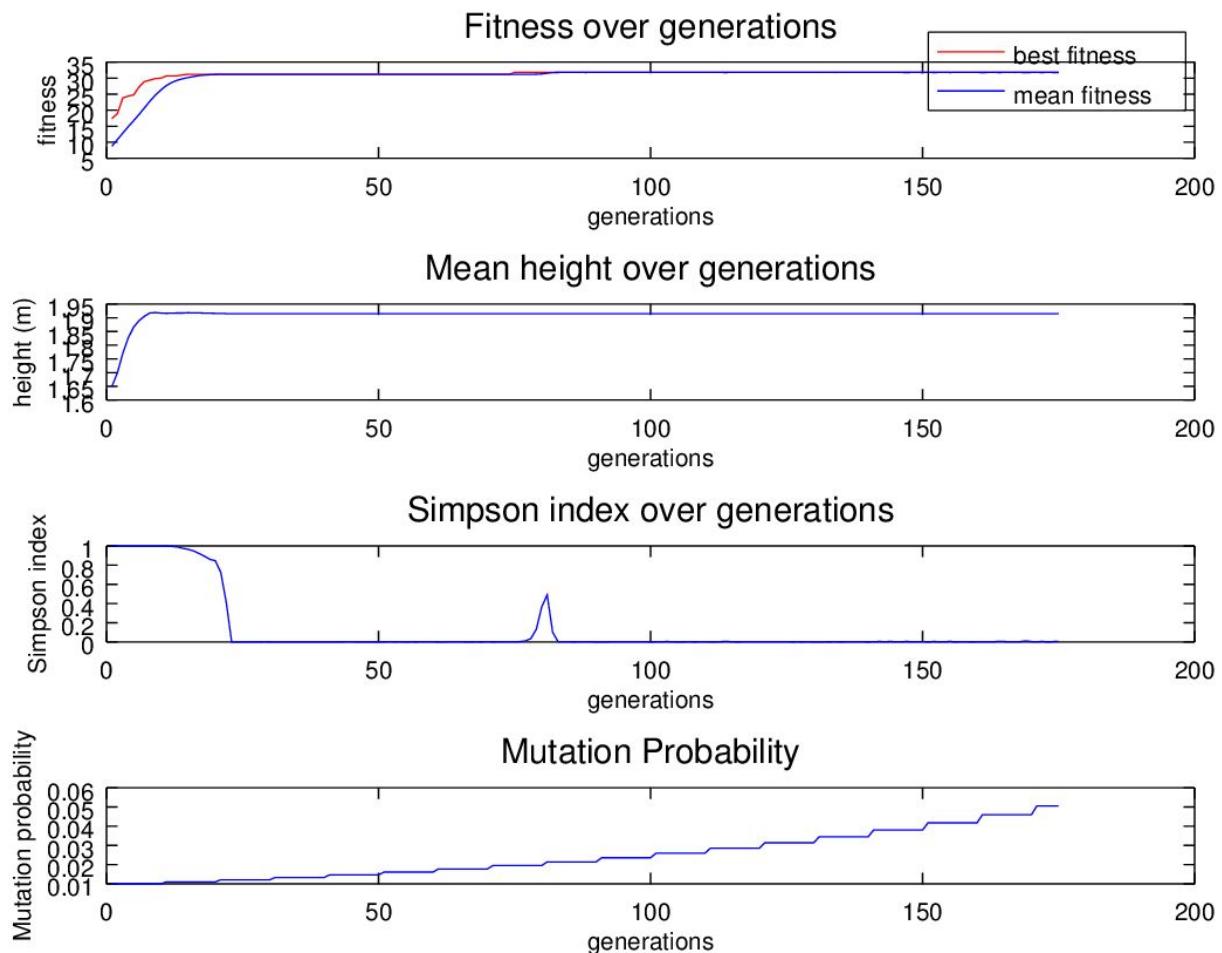


## Variando las funciones de Modificación de la probabilidad de mutación

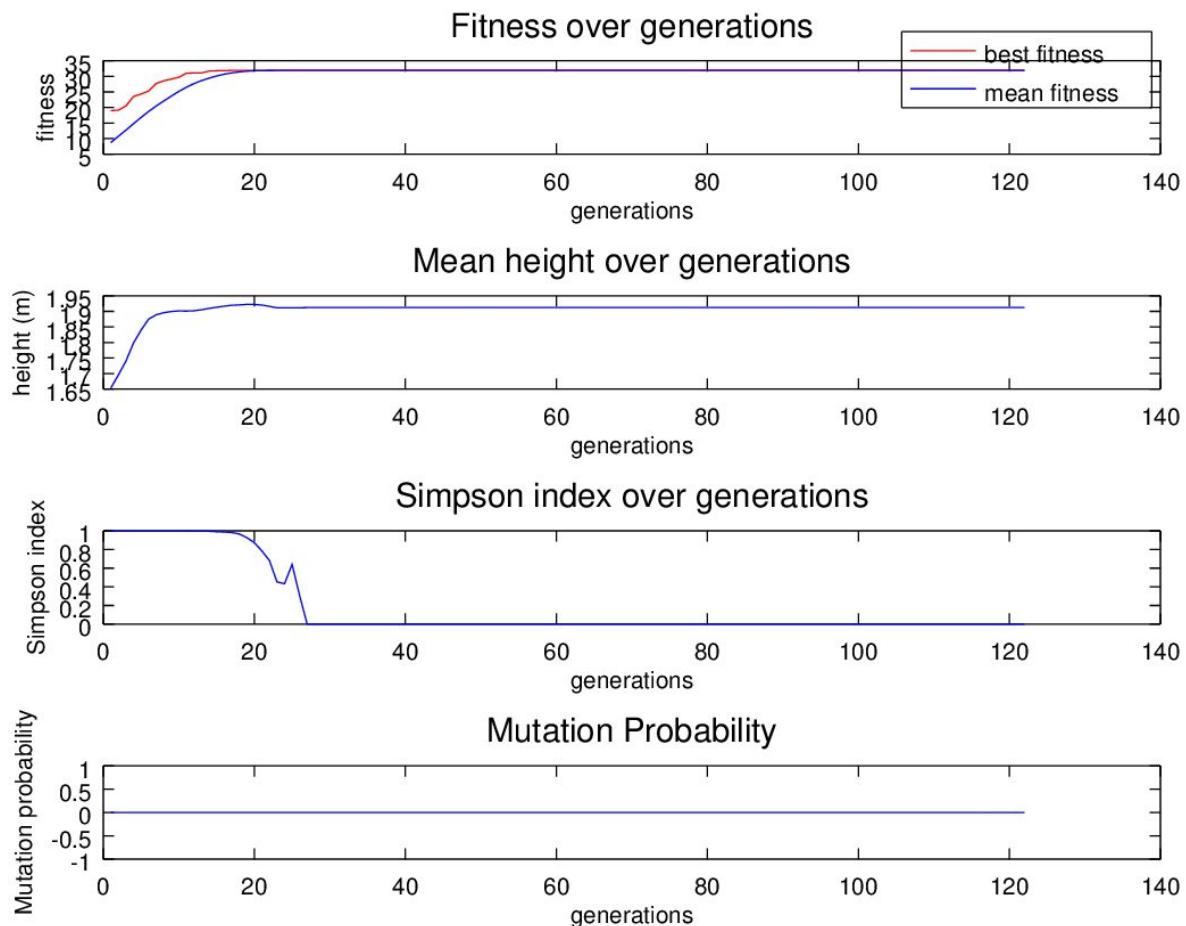
Mutación decreciente



## Mutación creciente

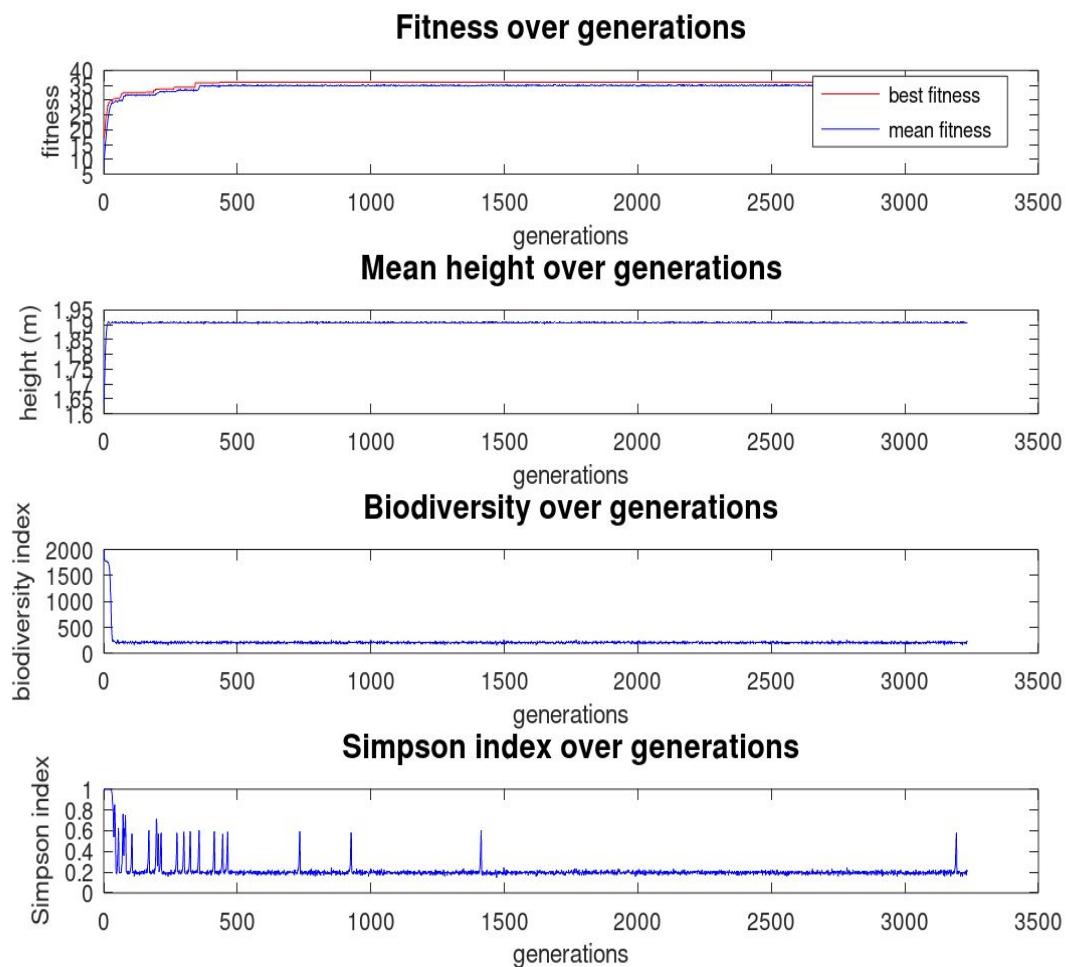


## Sin Mutación



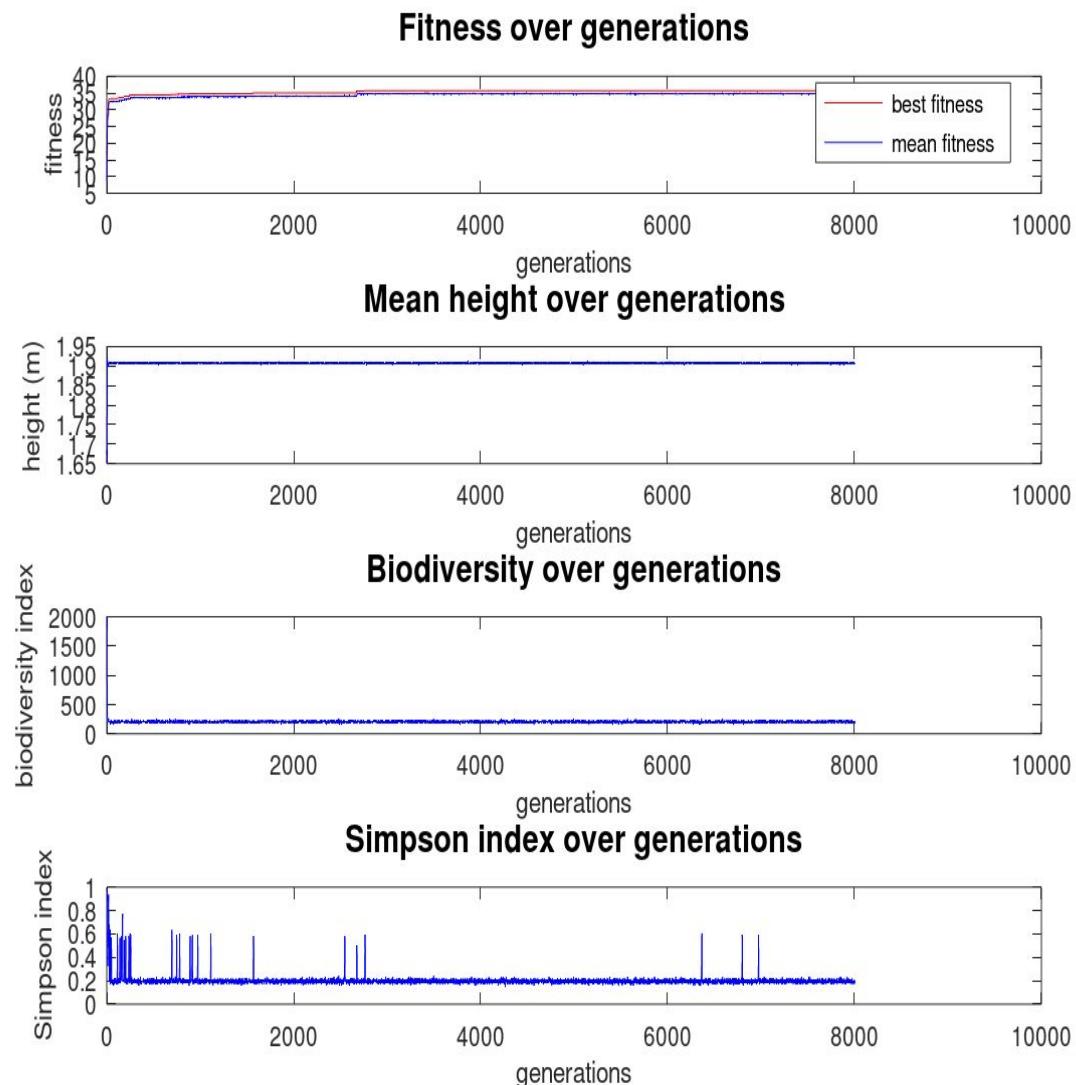
## Variando las funciones de Temperatura Boltzmann

### Temperatura Exponencial



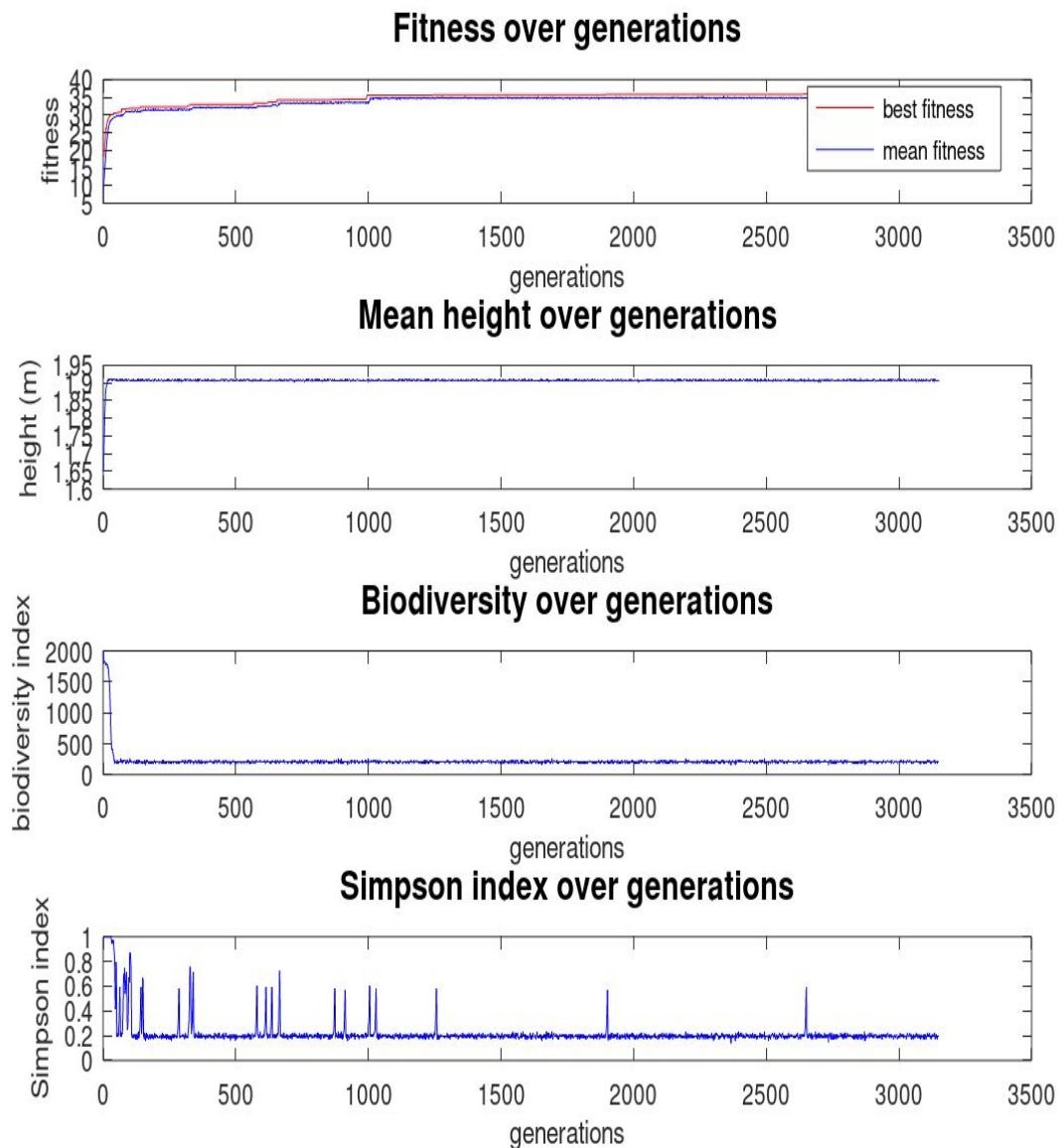
Como se puede observar la diversidad va disminuyendo a medida que pasan las generaciones cada vez mas rapido Tambien se puede ver que logra alcanzar un valor cercano al óptimo alrededor de las 2600 generaciones.

## Temperatura Inversa



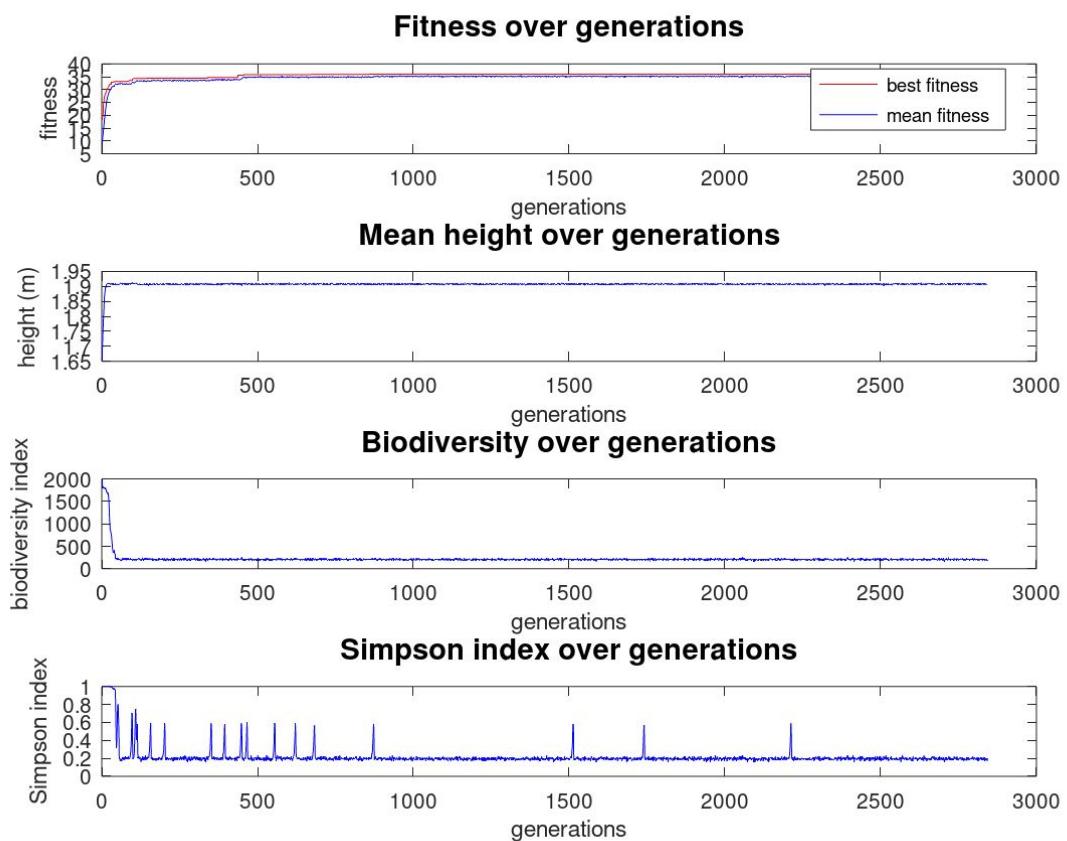
En este caso el fitness nunca llega a un valor cercano al óptimo en el intervalo de las 8000 generaciones. También se puede ver como la diversidad disminuye muy rápido y es casi constante. Sin embargo gracias al índice Simpson vemos como hay cambios de diversidad más separados que con la exponencial(picos)

## Temperatura Lineal



En esta se logra alcanzar un valor cercano al óptimo de fitness y la diversidad va disminuyendo más lentamente que en las otras debido a que la pendiente de la recta es menos abrupta que en las anteriores, haciendo que tarde más en convertirse en Elite.

## Temperatura Lineal Partida



Por último en esta imagen puede observarse que se alcanza a un valor cercano al óptimo incluso antes de las 2500 generaciones y que la biodiversidad va disminuyendo más lentamente.