

30/04/2019

Trabajo Práctico 1: Algoritmo Genético Canónico

UTN FRRo | Profesores: Díaz – Lombardo

Algoritmos Genéticos 2019

Antonelli (44852) – Recalde (44704) – ROHN (41355)

Índice

[Índice 1](#_Toc9099362)

[Introducción 2](#_Toc9099363)

[Código 3](#_Toc9099364)

[Explicación de Funcionamiento 11](#_Toc9099365)

[Gráficas y Tablas 12](#_Toc9099366)

[Algoritmo en 20 Generaciones 12](#_Toc9099367)

[Algoritmo en 100 Generaciones 13](#_Toc9099368)

[Algoritmo en 200 Generaciones 16](#_Toc9099369)

[Conclusión 22](#_Toc9099370)

Introducción

Implementamos algoritmos genéticos como una simulación computacional en la cual una población de las representaciones abstractas de las soluciones candidata (individuos) de un problema de optimización, evoluciona hacia mejores soluciones.

En este caso utilizamos *Python* y *C++* para la creación de un programa, mediante el uso de un ***algoritmo genético canónico***, que nos permite buscar el máximo de la función objetivo:

en el dominio

Donde:

Para lograr la implementación del algoritmo genético se tuvieron en cuenta los siguientes datos:

* Probabilidad de Corssover = 0,75
* Probabilidad de Mutación = 0,05
* Población inicial: 10 individuos
* Ciclos del programa: 20
* Método de Selección: Ruleta
* Método de Crossover: 1 punto
* Método de Mutacion: invertida

Código

***Python***

* **\_\_init\_\_**

1. **from** GeneticAlgorithms.Population **import** Population
2. **from** GeneticAlgorithms.Graphs **import** Graphic
3. # from GeneticAlgorithms.Chromosome import Chromosome
4. # import random

7. **if** \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':
8. # ImportantValues
9. iterationLimit = 50  # 20,100,200  # Population Iterations
10. initPopulationNum = 10  # Initial Population Size
11. chromsomeSize = 30  # Chromosome Size
12. crossoverProb = 0.75  # Probability of CrossOver
13. mutationProb = 0.05  # Probability of Mutation
15. # Initialize
16. **class** Main(object):
17. # First Population
18. pob = Population(initPopulationNum, chromsomeSize, crossoverProb, mutationProb)
19. graphicsData = {'averageOPs': [], 'minOPs': [], 'maxOPs': []}  # Dictionary for Graphics
21. # Iterations
22. **for** iterationCount **in** range(iterationLimit):
23. **print**()
24. averageOP, minOP, maxOP = pob.showPopulation(iterationCount)  # Show Actual Population and Return Data
26. # Update Dictionary with important values
27. graphicsData['averageOPs'].append(averageOP)
28. graphicsData['minOPs'].append(minOP)
29. graphicsData['maxOPs'].append(maxOP)
31. # In the last iteration, the chromosomes population mustn't reproduce
32. **if** iterationCount < iterationLimit - 1:
33. pob.reproduce()  # Reproduction of Actual Generation
35. # Graph Population's Evolution
36. graph = Graphic(graphicsData, iterationLimit)
37. graph.showPlots()
39. # Last Reproduction Message
40. **print**("Last Generation Reached Correctly")
41. **print**("------------")
42. **print**()
43. **print**()
45. # Final Tables
46. **print**("TABLAS FINALES")
47. **print**()
48. **print**("Población ------------ Mínimo ------------ Máximo ------------ Promedio")
49. **for** value **in** range(iterationLimit):
50. **print**("Generación ", value, ":", graphicsData['minOPs'][value], "---", graphicsData['maxOPs'][value], "---",
51. graphicsData['averageOPs'][value])

* **Chromosome**
* #!/usr/bin/env python
* # -\*- coding: utf-8 -\*-
* **import** random

* **class** Chromosome(object):
* # Class Attribute (Constant)
* # coef = random.randint(1, 230 - 1)
* coef = (2\*\*30)-1  # (2^30)-1
* # Constructor / Instance Attributes
* **def** \_\_init\_\_(self, large, newBody):
* # Chromosome's Genes
* **if** newBody **is** None:
* self.body = []
* **for** \_ **in** range(large):
* self.body.append(str((random.randint(0, 1))))
* **else**:
* self.body = newBody
* self.large = large
* # Initialize Objective Function Punctuation and Fitness
* self.setObjectivePunctuation()
* self.fitness = 0
* # Show All Genes of the Chromosome
* **def** getBody(self):
* **return** self.body
* **def** toBinInteger(self):
* str\_bin\_num = ''.join(str(i) **for** i **in** self.body)
* **return** int(str\_bin\_num)
* # Real Number to pass on Objective Function
* **def** getRealValue(self):
* num = ''.join(str(i) **for** i **in** self.body)
* **return** int(num, 2)  # Convert body to String and then to Binary Int
* **def** calcObjPunc(self):
* **return** (self.getRealValue() / self.getCoef()) \*\* 2
* **def** calcFitness(self, totalObj):
* # if totalObj == 0: totalObj = 1  # Prevent Division by Zero Error
* self.fitness = (self.getObjectivePunctuation() / totalObj)  # Update Fitness
* **return** self.fitness
* # def copy(self, Chrom, num1, num2): pass
* # def mutate(self): pass
* # Class Methods
* @classmethod
* **def** getCoef(cls):
* **return** cls.coef
* @classmethod
* **def** setCoef(cls, coeficient):
* cls.coef = coeficient
* # Getters and Setters
* **def** getLarge(self):
* **return** self.large
* **def** setLarge(self, large):
* self.large = large
* **def** getObjectivePunctuation(self):
* **return** self.objectivePunctuation
* **def** setObjectivePunctuation(self):
* self.objectivePunctuation = self.calcObjPunc()
* **def** getFitness(self):
* **return** self.fitness
* **def** setFintess(self, fitness):
* self.fitness = fitness
* **def** copy(self, another\_crom, start, end):
* **for** i **in** range(start, end):
* self.body[i] = (another\_crom.body[i])
* **Population**
* #!/usr/bin/env python
* # -\*- coding: utf-8 -\*-
* **from** GeneticAlgorithms.Chromosome **import** Chromosome
* **import** random

* **class** Population(object):
* # Class Attributes
* population = []  # Initial Population (Array of Chromosomes)
* totalObjPunc = 0  # The Sum of All Objective Functions Punctuation
* totalFitness = 0  # The Sum of All Objective Values
* # Constructor / Instance Attributes
* **def** \_\_init\_\_(self, numChroms, chromSize, crossProb, mutProb):
* self.numChroms = numChroms
* self.chromSize = chromSize
* self.crossProb = crossProb
* self.mutProb = mutProb
* # print("Objective Function Coeficient:", Chromosome.getCoef())
* **print**("Start Algorithm")
* **for** \_ **in** range(numChroms):
* oneChrom = Chromosome(chromSize, None)  # Initialization of Chromosomes
* self.addChrom(oneChrom)  # Add to Population
* # Show Actual Population and Stats
* **def** showPopulation(self, numIter):
* self.setTotalFitness(0)
* self.setTotalObjPunc(self.calcTotalObjPunc())
* large = self.getChromSize()
* averageObjPunc = self.getTotalObjPunc() / len(self.population)
* fitness = 0
* maxVal = 0
* minVal = 0
* maxChrom = 0
* minChrom = 0
* **print**("Population ", (numIter + 1), ":")
* **for** i **in** range(len((self.population))):
* fitness = self.population[i].calcFitness(self.getTotalObjPunc())
* self.updateTotalFitness(fitness)
* **if** i == 0:
* maxVal = fitness
* minVal = fitness
* **elif** fitness > maxVal:
* maxVal = fitness
* maxChrom = i
* **elif** fitness < minVal:
* minVal = fitness
* minChrom = i
* **for** j **in** range(large):
* **print**(self.population[i].getBody()[j], end='')
* **print**()
* fitness = self.getTotalFitnessAverage()
* **print**()
* **print**("Chromosome --- Value --- Objective Punctuation --- Fitness")
* **print**("Max Values: Chrom Nº", maxChrom, "with:", self.population[maxChrom].getRealValue(), "Val,",
* self.population[maxChrom].getObjectivePunctuation(), "OP,", round(maxVal, 4), "Fit")
* **print**("Min Values: Chrom Nº", minChrom, "with:", self.population[minChrom].getRealValue(), "Val,",
* self.population[minChrom].getObjectivePunctuation(), "OP,", round(minVal, 4), "Fit")
* **print**("Average OP:", averageObjPunc, "--- Average Fitness:", fitness)  # round(fitness,6)
* **print**()
* # Return Important Data to use on Graphics
* **return** (averageObjPunc, self.population[minChrom].getObjectivePunctuation(),
* self.population[maxChrom].getObjectivePunctuation())
* # Calculate Total of Objective Functions Punctuation in the actual Generation
* **def** calcTotalObjPunc(self):
* acumObjPunc = 0
* **for** chromosome **in** self.population:
* acumObjPunc += chromosome.getObjectivePunctuation()  # Add Every Objective Function Punctuation
* #  self.setTotalObjPunc(acumulator)
* **return** acumObjPunc
* # Update Total Fitness
* @classmethod
* **def** updateTotalFitness(cls, fitness):
* cls.totalFitness += fitness
* # Add to Population
* **def** addChrom(self, Chrom):
* self.population.append(Chrom)
* # Reproduction
* **def** reproduce(self):
* parents = []  # List of Potential Parents
* newGeneration = []  # List of Children
* **print**("Roulette Results: ", end='')
* #  lastParent = None  # Check if a Chromosome tries to reproduce with himself
* **for** \_ **in** range(0, len(self.population), 2):
* lastParent = None
* **for** i **in** range(2):
* lastParent = self.roulette(lastParent)  # Parents Selected by Roulette
* parents.append(self.population[lastParent])
* **print**()
* **for** i **in** range(0, len(parents), 2):
* father1 = parents[i]
* father2 = parents[i + 1]
* **if** self.crossPosibility():  # CrossOver Probability Evaluation
* son1, son2 = self.cross(father1, father2)  # CrossOver
* **print**("Successful CrossOver in reproduction:", (i + 2) / 2)  # Only Print
* **else**:
* son1, son2 = self.copy(father1, father2)  # Direct Assignation (Without CrossOver)
* **print**("CrossOver didn't happen in reproduction:", (i + 2) / 2)  # Only Print
* # Individual Mutation Probability Evaluation
* **if** self.mutationPosibility():
* son1 = self.mutation(son1)
* **if** self.mutationPosibility():
* son2 = self.mutation(son2)
* self.addChildren(son1, son2, newGeneration)
* self.replacePopulation(newGeneration)
* self.setTotalFitness(0)
* # Genetic Operator (Roulette Method)
* **def** roulette(self, lastParent):
* # Generator of a Bidimensional List (Fitness Range of Chromosomes)
* newRoulette = [[0] \* 2 **for** \_ **in** range(len(self.population))]
* acum = 0  # Acumulator of Relative Fitness from 0 to 1 (Fills Roulette)
* **for** i **in** range(len(self.population)):
* newRoulette[i][0] = acum  # Range Min: Last Acum Value
* acum += round(self.population[i].getFitness(), 6)  # Acum's Value From Zero
* newRoulette[i][1] = acum  # Range Max: New Acum Value
* ranNum = round(random.uniform(0, 1), 6)  # Random Number from 0.000000 to 0.999999
* # print("Random: ", ranNum)  # Only Print
* count = 0
* **while** count <= 100:  # If the same parent is selected more than 100 times... select the next or last one
* **for** i **in** range(len(newRoulette)):
* **if** newRoulette[i][0] < ranNum < newRoulette[i][1]:
* # Return Selected Chromosome if the Random Number Exists in its Range
* **if** lastParent != i:
* **print**(i, end=', ')
* **return** i
* **else**:
* **print**("REP", end=', ')
* ranNum = round(random.uniform(0, 1), 6)
* **break**
* count += 1
* **if** count == 100:  # Reach Only if the same parent goes selected 100 times
* **if** lastParent < len(newRoulette)-1:
* **print**(lastParent, end=', ')
* **return** lastParent+1
* **else**:
* **print**(lastParent, end=', ')
* **return** lastParent-1
* **print**("Error")
* **return** "Error"  # Error Exit
* **def** crossPosibility(self):  # CrossOver posibility evaluation
* **if** self.getCrossProb()\*100 >= random.randint(1, 100):
* **return** True
* **else**:
* **return** False
* **def** cross(self, parent1, parent2):
* crom\_size = parent1.getLarge()
* son1 = Chromosome(crom\_size, None)
* son2 = Chromosome(crom\_size, None)
* cut = random.randint(1, crom\_size - 2)  # Random Cut Point (Except by zero or all genes)
* son1.copy(parent1, 0, cut)
* son1.copy(parent2, cut, crom\_size)
* son2.copy(parent2, 0, cut)
* son2.copy(parent1, cut, crom\_size)
* son1.setObjectivePunctuation()
* son2.setObjectivePunctuation()
* **print**()
* **print**("Son 1:", son1.toBinInteger())  # Only Print
* **print**("Son 2:", son2.toBinInteger())  # Only Print
* **print**("Cut Point on:", cut)  # Only Print
* **return** son1, son2
* **def** copy(self, chrom1, chrom2):
* # newGeneration.append(chrom1)
* # newGeneration.append(chrom2)
* son1 = chrom1
* son2 = chrom2
* **print**()
* **print**("Son 1 (Identical):", self.listToInt(chrom1.getBody()))  # Only Print
* **print**("Son 2 (Identical):", self.listToInt(chrom2.getBody()))  # Only Print
* **return** son1, son2
* **def** mutationPosibility(self):  # Mutation posibility evaluation
* **if** self.getMutProb() \* 100 >= random.randint(1, 100):
* **return** True
* **else**:
* **return** False
* **def** mutation(self, chrom):  # Select one random Gen and Switch its Value
* mutPos = random.randint(1, self.chromSize)
* newBody = []
* **for** i **in** range(len(chrom.getBody())):
* **if** i != mutPos:
* newBody.append(chrom.getBody()[i])
* **else**:
* **if** chrom.getBody()[mutPos] == 1:  # If is a '0' then change to '1', and vice-versa
* newBody.append(0)
* **else**:
* newBody.append(1)
* son = Chromosome(self.chromSize, newBody)
* **print**("Mutated Chrom in position:", mutPos, ":", self.listToInt(chrom.getBody()))  # Only Print
* **return** son
* **def** addChildren(self, son1, son2, newGeneration):
* newGeneration.append(son1)
* newGeneration.append(son2)
* **def** replacePopulation(self, newGeneration):  # Replace All Population in every Iteration
* self.population = []
* **for** i **in** range(len(newGeneration)):
* self.population.append(newGeneration[i])
* **def** listToInt(self, arr):
* num = ''.join(str(i) **for** i **in** arr)
* **return** int(num)
* # Class Getters and Setters
* @classmethod
* **def** getTotalObjPunc(cls):
* **return** cls.totalObjPunc
* @classmethod
* **def** setTotalObjPunc(cls, total):
* cls.totalObjPunc = total
* @classmethod
* **def** getTotalFitness(cls):
* **return** cls.totalFitness
* @classmethod
* **def** setTotalFitness(cls, total):
* cls.totalFitness = total
* @classmethod
* **def** getTotalFitnessAverage(cls):
* **return** cls.totalFitness / len(cls.population)
* # Getters and Setters
* **def** getNumChroms(self):
* **return** self.numChroms
* **def** setNumChroms(self, numChroms):
* self.numChroms = numChroms
* **def** getChromSize(self):
* **return** self.chromSize
* **def** setChromSize(self, chromSize):
* self.chromSize = chromSize
* **def** getCrossProb(self):
* **return** self.crossProb
* **def** setCrossProb(self, crossProb):
* self.crossProb = crossProb
* **def** getMutProb(self):
* **return** self.mutProb
* **def** setMutProb(self, mutProb):
* self.mutProb = mutProb
* **Graphs**

1. #!/usr/bin/env python
2. # -\*- coding: utf-8 -\*-
4. **from** matplotlib **import** pyplot
5. # import math
6. # import numpy as np
8. # pyplot.plot(x1,y1,'b-',x2,y2,'r-',x3,y3,'g-')
9. # pyplot.legend('value 1', 'value 2', 'value 3')

12. **class** Graphic(object):
13. **def** \_\_init\_\_(self, graphicsData, iterationLimit):
14. self.averageOPs = graphicsData['averageOPs']
15. self.minOPs = graphicsData['minOPs']
16. self.maxOPs = graphicsData['maxOPs']
17. self.generations = []
18. **for** i **in** range(iterationLimit):
19. self.generations.append(i)
20. # pyplot.ion()
22. # Show one Plot with all Graphs
23. **def** showPlots(self):
24. # with pyplot.style.context(('dark\_background')):
25. self.drawAll(self.minOPs, self.generations, "Puntuación Objetiva", "Generación", "PUNTUACIÓN OBJETIVA MÍNIMA", 221)
26. self.drawAll(self.maxOPs, self.generations, "Puntuación Objetiva", "Generación", "PUNTUACIÓN OBJETIVA MÁXIMA", 222)
27. self.drawAll(self.averageOPs, self.generations, "Puntuación Objetiva", "Generación", "PUNTUACIÓN OBJETIVA PROMEDIO", 212)
28. pyplot.show()  # Draw all the "Subplots"
30. # Show one Graph in each Plot
31. **def** showPlotsApart(self):
32. self.draw(self.minOPs, self.generations, "Puntuación Objetiva", "Generación", "PUNTUACIÓN OBJETIVA MÍNIMA")
33. self.draw(self.maxOPs, self.generations, "Puntuación Objetiva", "Generación", "PUNTUACIÓN OBJETIVA MÁXIMA")
34. self.draw(self.averageOPs, self.generations, "Puntuación Objetiva", "Generación", "PUNTUACIÓN OBJETIVA PROMEDIO")
36. # Generate one Subplot for every Graph (and Show all Graphs)
37. **def** drawAll(self, axisY, axisX, labY, labX, title, region):
38. pyplot.subplot(region)
39. pyplot.axis([-1, len(self.generations), 0, 1])
40. pyplot.grid(True)
41. pyplot.plot(axisX, axisY)
42. pyplot.ylabel(labY)
43. pyplot.xlabel(labX)
44. pyplot.title(title)
46. # Generate one plot for every Graph
47. **def** draw(self, axisY, axisX, labY, labX, title):
48. pyplot.axis([-1, len(self.generations), 0, 1])
49. pyplot.grid(True)
50. pyplot.plot(axisX, axisY)
51. pyplot.ylabel(labY)
52. pyplot.xlabel(labX)
53. pyplot.title(title)
54. pyplot.show()

Repositorio GitHub:

<https://github.com/NicoCaptain/Genetic-Algorithms>

***Código también en C++***

Repositorio GitHub:

<https://github.com/alereca/Genetic-Algorithms-Cpp>

Explicación de Funcionamiento

**Funcionamiento de Cromosoma:**

* Mostrar sus genes en diferentes formatos
* Setear sus genes de manera random al inicializarse con el numero indicado de estos
* Calcular función objetivo a partir del cuadrado de la valuación a número real del conjunto de genes dividido el coeficiente
* Calcular su fitness a partir de dividir la valuación de la función objetivo por la valuación de la función objetivo acumulada por todos los cromosomas
* Mutar un gen en una posición random
* Copiar en sí mismo la parte indicada de otro cromosoma

**Funcionamiento de Población:**

* Mostrar los cromosomas que la conforman
* Inicializarse con el numero de cromosomas, la probabilidad de crossover y la probabilidad de mutación indicados
* Reproducirse, lo que incluiría la selección y crossover
* Seleccionar a los cromosomas dentro de una ruleta de manera probabilística según su fitness
* Crear una ruleta que permita que los cromosomas más aptos tengan mayores posibilidades
* Calcular la puntuación objetivo acumulada por todos los cromosomas que la conforman
* Calcular el mínimo, máximo y promedio en cada generación (al inicializarse y después de cada reproducción)

**Funcionamiento de la Grafica:**

* Mostrar la grafica de líneas de los valores máximo, mínimo y promedio de cada generación
* Setearse a través de una tabla enviada desde población que contenga todos estos valores

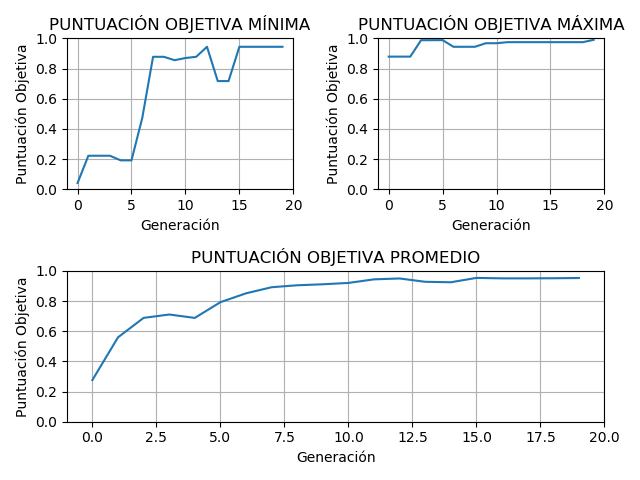
**Funcionamiento Conjunto:**

* Se inicializa la población con el numero de cromosomas, el número de genes, la probabilidad de crossover indicados por el usuario *[entrada]*
* Se muestra la generación inicial *[proceso]*
* Se reproducen los cromosomas de la población y se obtiene una nueva generación generalmente mas optima que remplaza a la anterior
* Se agregan los valores máximo, mínimo y promedio de esta generación a una tabla de valores históricos
* Se repite hasta llegar al número de iteraciones indicado por el usuario
* Se generan los gráficos de línea a partir de los valores de cada generación obtenidos de la tabla de valores históricos *[salida]*
* Se analiza si la población convergió a la solución optima o se estanco en un máximo local

Gráficas y Tablas

***Python: Matplotlib***

## Algoritmo en 20 Generaciones



|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Número de Generación** | **Mínimo** | **Máximo** | **Promedio** |
| Generación 0 | 0.04136325621646656 | 0.8787327844870441 | 0.27614223876953925 |
| Generación 1 | 0.2218140906579105 | 0.8787327844870441 | 0.5590941751644709 |
| Generación 2 | 0.2218140906579105 | 0.8788508184451957 | 0.6880873504730107 |
| Generación 3 | 0.2218140906579105 | 0.9876432034378259 | 0.7105151774541307 |
| Generación 4 | 0.19138038199981344 | 0.9876432034378259 | 0.6880394742908388 |
| Generación 5 | 0.19132530358517782 | 0.9881316361420756 | 0.7922285982682917 |
| Generación 6 | 0.4725282449527984 | 0.9439619643546071 | 0.8508834954163321 |
| Generación 7 | 0.8775770511910796 | 0.9439637523422957 | 0.8913506418735189 |
| Generación 8 | 0.877571628022631 | 0.9439693769137989 | 0.904259116291855 |
| Generación 9 | 0.8550738848932281 | 0.9675984568151124 | 0.9108839858184912 |
| Generación 10 | 0.8695833896248739 | 0.9675984568151124 | 0.9198054779913676 |
| Generación 11 | 0.8775699040588221 | 0.9745772988626644 | 0.9435825658991359 |
| Generación 12 | 0.9439564013349167 | 0.974582951391214 | 0.9493878972582686 |
| Generación 13 | 0.7166927016230302 | 0.974582951391214 | 0.9273575665835887 |
| Generación 14 | 0.7166927016230302 | 0.9745678878251469 | 0.9242958153882732 |
| Generación 15 | 0.9439564049543125 | 0.974582951391214 | 0.9531476451666109 |
| Generación 16 | 0.9439564049543125 | 0.9745678289833203 | 0.9500855405787674 |
| Generación 17 | 0.9439619643546071 | 0.9745678289833203 | 0.950087584824596 |
| Generación 18 | 0.9439619643546071 | 0.9745678289833203 | 0.950843707730386 |
| **Generación 19** | **0.943961906444103** | **0.99005389572202** | **0.9523923144973881** |

## Algoritmo en 100 Generaciones

## gen100

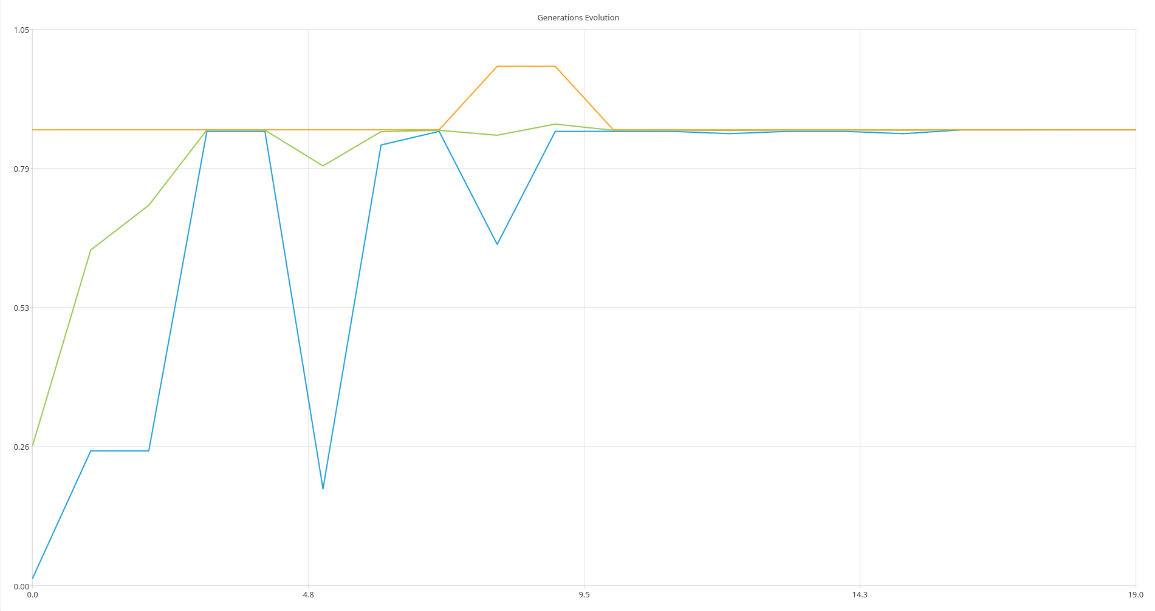
|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Número de Generación** | **Mínimo** | **Máximo** | **Promedio** |
| Generación 0 | 0.0005246260358118554 | 0.9786779705077044 | 0.329109243093235 |
| Generación 1 | 0.19035855844277258 | 0.9796443041836185 | 0.74396055562241 |
| Generación 2 | 0.24323216996398675 | 0.9796442949656687 | 0.7939948021062727 |
| Generación 3 | 0.24323219476699787 | 0.92311823636844 | 0.8492369519164177 |
| Generación 4 | 0.910596893578787 | 0.92311823636844 | 0.9152952934098071 |
| Generación 5 | 0.910596893578787 | 0.9231181898385384 | 0.9140433548636093 |
| Generación 6 | 0.910596893578787 | 0.9231181898385384 | 0.9177996567112894 |
| Generación 7 | 0.910596893578787 | 0.9231181898385384 | 0.9176446916600411 |
| Generación 8 | 0.910596893578787 | 0.92311823636844 | 0.9154139765126088 |
| Generación 9 | 0.9107024619315998 | 0.9232208430226426 | 0.9173516430753317 |
| Generación 10 | 0.9107279910811472 | 0.9218138665760793 | 0.9159327584292034 |
| Generación 11 | 0.9107134311386875 | 0.9218139148614438 | 0.9167025501845796 |
| Generación 12 | 0.9105969415694752 | 0.9219311196863949 | 0.9176735768949378 |
| Generación 13 | 0.9140839281785269 | 0.9219311196863949 | 0.9191431185339434 |
| Generación 14 | 0.9144450312600445 | 0.9219311196863949 | 0.9202992315209924 |
| Generación 15 | 0.9144450312600445 | 0.9219311196863949 | 0.9210975258262082 |
| Generación 16 | 0.9217992415338697 | 0.9219311196863949 | 0.9218446719856213 |
| Generación 17 | 0.9218138916129349 | 0.9219311196863949 | 0.9218695777722719 |
| Generación 18 | 0.9218138916129349 | 0.9219311196863949 | 0.9218475972584894 |
| Generación 19 | 0.9218138916129349 | 0.9219311196863949 | 0.9218695707972943 |
| Generación 20 | 0.9218138916129349 | 0.9219310964364079 | 0.921868108021088 |
| Generación 21 | 0.9218138916129349 | 0.9219310964364079 | 0.9218563900425556 |
| Generación 22 | 0.9218138916129349 | 0.9827974163843114 | 0.9279547382276723 |
| Generación 23 | 0.9218138916129349 | 0.9219164686758223 | 0.9218754337370916 |
| Generación 24 | 0.9217992647821939 | 0.9219310964364079 | 0.9218856893903586 |
| Generación 25 | 0.9217992647821939 | 0.9219310964364079 | 0.9218959492427927 |
| Generación 26 | 0.9219164454260201 | 0.9219310982248684 | 0.9219179228673399 |
| Generación 27 | 0.9219164454260201 | 0.9219164686758223 | 0.9219164574086106 |
| Generación 28 | 0.9219164454260201 | 0.9219164686758223 | 0.9219164550836304 |
| Generación 29 | 0.9219164454260201 | 0.9219164686758223 | 0.9219164581239891 |
| Generación 30 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164672450653 |
| Generación 31 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164672450653 |
| Generación 32 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164658143081 |
| Generación 33 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164672450653 |
| Generación 34 | 0.9219164543682518 | 0.9228543680457514 | 0.922010255751301 |
| Generación 35 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164629527942 |
| Generación 36 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164658143082 |
| Generación 37 | 0.9219164543682518 | 0.9219164686758223 | 0.9219164658143081 |
| Generación 38 | 0.9219164543682518 | 0.9829033320640121 | 0.9295215131909227 |
| Generación 39 | 0.9219164543682518 | 0.9369800790537787 | 0.9249291878898994 |
| Generación 40 | 0.9219164543682518 | 0.9369800790537787 | 0.9234228254213466 |
| Generación 41 | 0.9219164543682518 | 0.9369800790537787 | 0.9234228282828608 |
| Generación 42 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 43 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 44 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 45 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 46 | 0.9219164686758223 | 0.9369800790537787 | 0.9234228297136179 |
| Generación 47 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 48 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 49 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 50 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 51 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 52 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 53 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 54 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 55 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 56 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 57 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 58 | 0.9219164686758223 | 0.9228543680457514 | 0.9220102586128153 |
| Generación 59 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 60 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 61 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 62 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 63 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 64 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 65 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 66 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 67 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 68 | 0.9219164686758223 | 0.9369800790537787 | 0.923422829713618 |
| Generación 69 | 0.9219164686758223 | 0.9369800790537787 | 0.923422829713618 |
| Generación 70 | 0.9219164686758223 | 0.9369800790537787 | 0.923422829713618 |
| Generación 71 | 0.9200421004474414 | 0.9369800790537787 | 0.9232353928907798 |
| Generación 72 | 0.9200421004474414 | 0.9219164686758223 | 0.9215415950301461 |
| Generación 73 | 0.9200421004474414 | 0.9219164686758223 | 0.9217290318529843 |
| Generación 74 | 0.9200421004474414 | 0.9219164686758223 | 0.9215415950301461 |
| Generación 75 | 0.9200421004474414 | 0.9219164686758223 | 0.9215415950301461 |
| Generación 76 | 0.9200421004474414 | 0.9219164686758223 | 0.9215415950301461 |
| Generación 77 | 0.9200421004474414 | 0.9219164686758223 | 0.9215415950301461 |
| Generación 78 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 79 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 80 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 81 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 82 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 83 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 84 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 85 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 86 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 | 0.9219164686758223 |
| Generación 87 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9280151550146412 |
| Generación 88 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9280151550146414 |
| Generación 89 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9402125276922793 |
| Generación 90 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9341138413534603 |
| Generación 91 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9463112140310983 |
| Generación 92 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9585085867087362 |
| Generación 93 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9524099003699172 |
| Generación 94 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9524099003699172 |
| Generación 95 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9463112140310983 |
| Generación 96 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9463112140310983 |
| Generación 97 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9402125276922793 |
| Generación 98 | 0.9219164686758223 | 0.9829033320640121 | 0.9524099003699172 |
| **Generación 99** | **0.9219164686758223** | **0.998455223692878** | **0.9661624622104418** |

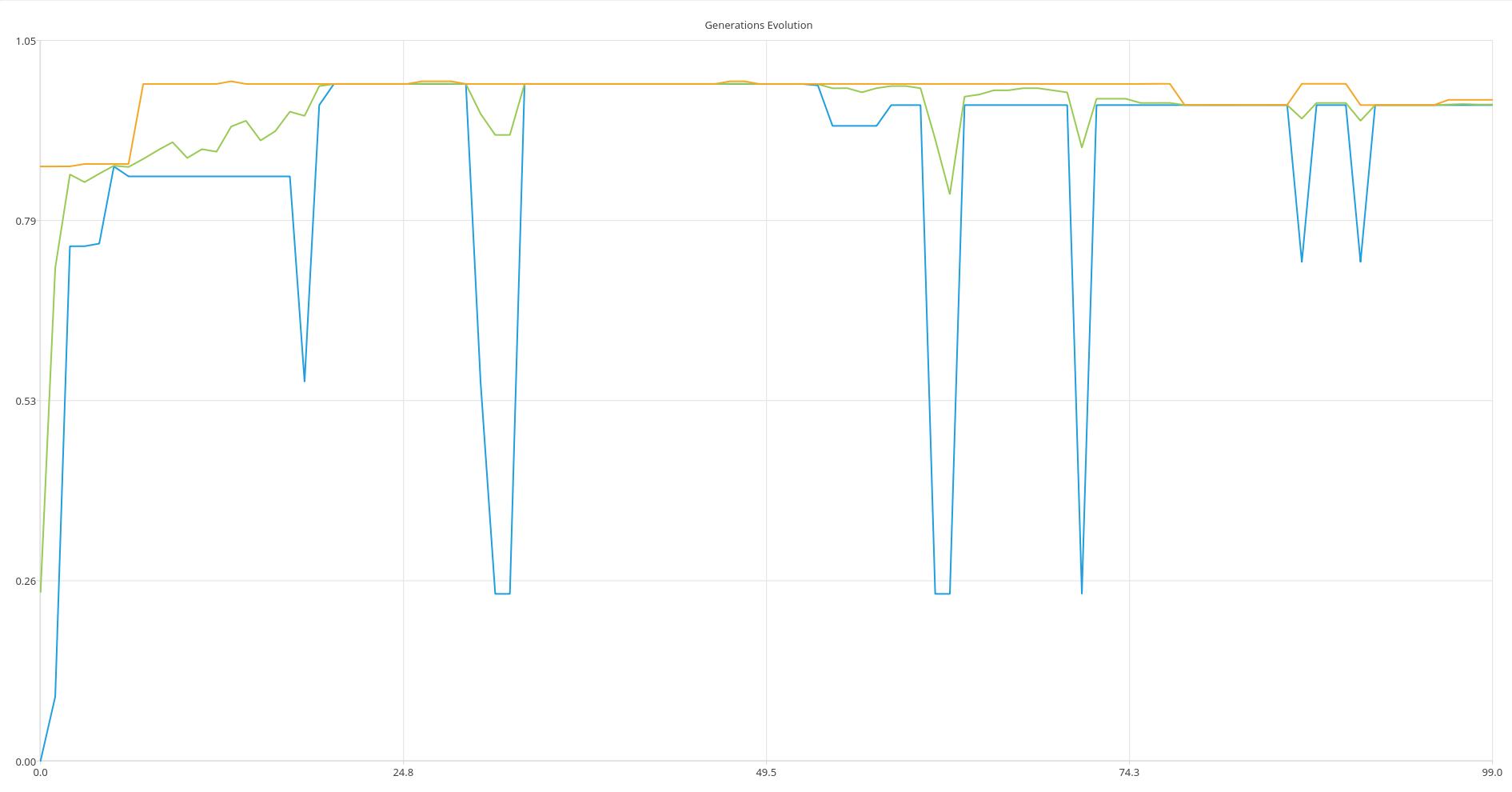
## Algoritmo en 200 Generaciones

## gen200

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Número de Generación** | **Mínimo** | **Máximo** | **Promedio** |
| Generación 0 | 0.002277189352044981 | 0.879173799643822 | 0.3146832063053033 |
| Generación 1 | 0.31959097399855274 | 0.8810205015964007 | 0.5856649153341211 |
| Generación 2 | 0.381358639544012 | 0.8810205015964007 | 0.6884245744599695 |
| Generación 3 | 0.8791738083763 | 0.8810205068413873 | 0.8802115823925238 |
| Generación 4 | 0.879173799643822 | 0.8865143918950918 | 0.8809441996042452 |
| Generación 5 | 0.879173799643822 | 0.910582078736037 | 0.8829214757202848 |
| Generación 6 | 0.879173799643822 | 0.881006086683685 | 0.8796374840872184 |
| Generación 7 | 0.879173799643822 | 0.881006086683685 | 0.8795172891446628 |
| Generación 8 | 0.8791165801396651 | 0.9406463520392986 | 0.8855844159123955 |
| Generación 9 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8855500728819591 |
| Generación 10 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8857333015859454 |
| Generación 11 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8857333015859453 |
| Generación 12 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8858707409953286 |
| Generación 13 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8867880289244419 |
| Generación 14 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8879812804768583 |
| Generación 15 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.8884399482832727 |
| Generación 16 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.8955044914519339 |
| Generación 17 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9065146843893525 |
| Generación 18 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9059638538682118 |
| Generación 19 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9119278804037732 |
| Generación 20 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9005453172776093 |
| Generación 21 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.8943972990986072 |
| Generación 22 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.899621162893405 |
| Generación 23 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.8938464685774665 |
| Generación 24 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9061360199501072 |
| Generación 25 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9003613256341685 |
| Generación 26 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.8952291477169375 |
| Generación 27 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9011931742524988 |
| Generación 28 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9025787620986403 |
| Generación 29 | 0.881006086683685 | 0.9558615941600204 | 0.9104429772855192 |
| Generación 30 | 0.881006086683685 | 0.9558615941600204 | 0.9164924530399897 |
| Generación 31 | 0.881006086683685 | 0.9558615941600204 | 0.9176860860621335 |
| Generación 32 | 0.8865143918950918 | 0.9558615941600204 | 0.9251662962335852 |
| Generación 33 | 0.8865143918950918 | 0.9558615941600204 | 0.9254476481167864 |
| Generación 34 | 0.8865143918950918 | 0.9558615941600204 | 0.9337199009119104 |
| Generación 35 | 0.8865143918950918 | 0.9558615941600204 | 0.9489268739335275 |
| Generación 36 | 0.9558615941600204 | 0.9635149915876541 | 0.9566269339027837 |
| Generación 37 | 0.9558615941600204 | 0.9635149915876541 | 0.9566269339027837 |
| Generación 38 | 0.9558615941600204 | 0.9635149915876541 | 0.9566269339027837 |
| Generación 39 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9543400699479481 |
| Generación 40 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9543400699479481 |
| Generación 41 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9543400699479481 |
| Generación 42 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.952818545735876 |
| Generación 43 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9512970215238038 |
| Generación 44 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.952818545735876 |
| Generación 45 | 0.9406463520392986 | 0.9635149915876541 | 0.9551054096907116 |
| Generación 46 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 47 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 48 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 49 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 50 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 51 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 52 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 53 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 54 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 55 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 56 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 57 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 58 | 0.9558615941600204 | 0.9596844781765644 | 0.9562438825616747 |
| Generación 59 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600204 | 0.9558615941600201 |
| Generación 60 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.952818545735876 |
| Generación 61 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.952818545735876 |
| Generación 62 | 0.9406463520392986 | 0.9596844781765644 | 0.9532008341375302 |
| Generación 63 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9512970215238038 |
| Generación 64 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9467324488875872 |
| Generación 65 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9455901613193513 |
| Generación 66 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9455901613193511 |
| Generación 67 | 0.7138040406386721 | 0.9558615941600204 | 0.9196735495355217 |
| Generación 68 | 0.7121548590679002 | 0.9558615941600204 | 0.8968244002383818 |
| Generación 69 | 0.7138040406386721 | 0.9558615941600204 | 0.9196735495355215 |
| Generación 70 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9402676876000532 |
| Generación 71 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9402676876000531 |
| Generación 72 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9400783553804306 |
| Generación 73 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.939889023160808 |
| Generación 74 | 0.938753029843072 | 0.9425415815841615 | 0.9402678783349169 |
| Generación 75 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9398890231608078 |
| Generación 76 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9402676876000531 |
| Generación 77 | 0.938753029843072 | 0.9425415815841615 | 0.9400785461152943 |
| Generación 78 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9398890231608078 |
| Generación 79 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9400783553804304 |
| Generación 80 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9400783553804306 |
| Generación 81 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9398890231608078 |
| Generación 82 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9400783553804304 |
| Generación 83 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9398890231608078 |
| Generación 84 | 0.879173799643822 | 0.9406463520392986 | 0.9343097645801283 |
| Generación 85 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9404570198196758 |
| Generación 86 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9404570198196758 |
| Generación 87 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9404570198196758 |
| Generación 88 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9404570198196758 |
| Generación 89 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9404570198196758 |
| Generación 90 | 0.938753029843072 | 0.9425415815841615 | 0.940646542774162 |
| Generación 91 | 0.938753029843072 | 0.9425415815841615 | 0.9404572105545395 |
| Generación 92 | 0.938753029843072 | 0.9425415815841615 | 0.9404572105545395 |
| Generación 93 | 0.938753029843072 | 0.9406463520392986 | 0.9404570198196758 |
| Generación 94 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 95 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 96 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 97 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 98 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9346823255037371 |
| Generación 99 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 100 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 101 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392986 | 0.9406463520392985 |
| Generación 102 | 0.881006086683685 | 0.9406463520392986 | 0.9346823255037371 |
| Generación 103 | 0.881006086683685 | 0.9415937283931505 | 0.9347770631391222 |
| Generación 104 | 0.9406463520392986 | 0.9415937283931505 | 0.9408358273100689 |
| Generación 105 | 0.7138040406386721 | 0.9415937283931505 | 0.9181515961700063 |
| Generación 106 | 0.7138040406386721 | 0.9721615417364124 | 0.921397852775103 |
| Generación 107 | 0.7138040406386721 | 0.9721615417364124 | 0.8760293904949774 |
| Generación 108 | 0.7138040406386721 | 0.9415937283931505 | 0.8956568403007141 |
| Generación 109 | 0.7138040406386721 | 0.9415937283931505 | 0.9182463338053914 |
| Generación 110 | 0.7138040406386721 | 0.9415937283931505 | 0.9180568585346209 |
| Generación 111 | 0.9406463520392986 | 0.9415937283931505 | 0.9408358273100689 |
| Generación 112 | 0.881006086683685 | 0.9415937283931505 | 0.9347770631391222 |
| Generación 113 | 0.881006086683685 | 0.9415937283931505 | 0.9347770631391222 |
| Generación 114 | 0.9406463520392986 | 0.9415937283931505 | 0.9407410896746837 |
| Generación 115 | 0.9406463520392986 | 0.9415937283931505 | 0.9407410896746835 |
| Generación 116 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9422626138867558 |
| Generación 117 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9422626138867558 |
| Generación 118 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.942357351522141 |
| Generación 119 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9439736133695986 |
| Generación 120 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9469341311896304 |
| Generación 121 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9452231317067877 |
| Generación 122 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9421678762513708 |
| Generación 123 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9421678762513708 |
| Generación 124 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9421678762513708 |
| Generación 125 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9436894004634429 |
| Generación 126 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9452109246755149 |
| Generación 127 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9467324488875872 |
| Generación 128 | 0.9406463520392986 | 0.9558615941600204 | 0.9467324488875871 |
| Generación 129 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9497877043430044 |
| Generación 130 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9513214355863491 |
| Generación 131 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9497877043430043 |
| Generación 132 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9497877043430044 |
| Generación 133 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9480753220324004 |
| Generación 134 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9511427845190902 |
| Generación 135 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9511280979345902 |
| Generación 136 | 0.938753029843072 | 0.9711989065934695 | 0.9559094686107932 |
| Generación 137 | 0.938753029843072 | 0.9711989065934695 | 0.9559094686107932 |
| Generación 138 | 0.938753029843072 | 0.9711989065934695 | 0.9509372398360585 |
| Generación 139 | 0.938753029843072 | 0.9711989065934695 | 0.9505580031922222 |
| Generación 140 | 0.938753029843072 | 0.9711989065934695 | 0.9480770386461732 |
| Generación 141 | 0.7138040406386721 | 0.9711989065934695 | 0.9254032979236104 |
| Generación 142 | 0.9406463520392986 | 0.9789133391774669 | 0.9520104912917843 |
| Generación 143 | 0.9406463520392986 | 0.9721615417364124 | 0.9543905670030959 |
| Generación 144 | 0.9406463520392986 | 0.9721615417364124 | 0.9542943034888017 |
| Generación 145 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.949906856040935 |
| Generación 146 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9467568629501327 |
| Generación 147 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9528673738609668 |
| Generación 148 | 0.9406463520392986 | 0.9711989065934695 | 0.9498121184055499 |
| Generación 149 | 0.881006086683685 | 0.9711989065934695 | 0.9469033473254056 |
| Generación 150 | 0.7404503451855672 | 0.9711989065934695 | 0.9177179802737812 |
| Generación 151 | 0.7404503451855672 | 0.9406463520392986 | 0.8886790975974297 |
| Generación 152 | 0.7404503451855672 | 0.9406463520392986 | 0.9027346717472413 |
| Generación 153 | 0.7404503451855672 | 0.9406463520392986 | 0.8827150710618683 |
| Generación 154 | 0.7404503451855672 | 0.9482387143105685 | 0.8775102807534338 |
| Generación 155 | 0.7404503451855672 | 0.9482387143105685 | 0.8834743072889951 |
| Generación 156 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9004166387446231 |
| Generación 157 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9078991377344385 |
| Generación 158 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9078991377344385 |
| Generación 159 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9019106971363318 |
| Generación 160 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9078991377344385 |
| Generación 161 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.907874723671893 |
| Generación 162 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9220316572993058 |
| Generación 163 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9160188026386535 |
| Generación 164 | 0.8883543083295002 | 0.9406463520392986 | 0.9092711258134196 |
| Generación 165 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9107743394785827 |
| Generación 166 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9204887707825062 |
| Generación 167 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9100303620405465 |
| Generación 168 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9055451351076028 |
| Generación 169 | 0.881006086683685 | 0.9482387143105685 | 0.9055451351076028 |
| Generación 170 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.899571953298587 |
| Generación 171 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9063196301238208 |
| Generación 172 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9033009957622218 |
| Generación 173 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9122592425968366 |
| Generación 174 | 0.6941397467994102 | 0.9482387143105685 | 0.8883281454483383 |
| Generación 175 | 0.6941397467994102 | 0.9482387143105685 | 0.8943165860464453 |
| Generación 176 | 0.7072187584474029 | 0.9482387143105685 | 0.8852795081213063 |
| Generación 177 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9004664960952116 |
| Generación 178 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9063140412209331 |
| Generación 179 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9093774406836446 |
| Generación 180 | 0.8883543083295002 | 0.9482387143105685 | 0.9217289808869669 |
| Generación 181 | 0.9180523706945796 | 0.9482387143105685 | 0.927670119238892 |
| Generación 182 | 0.9180523706945796 | 0.9482387143105685 | 0.922007509522803 |
| Generación 183 | 0.9180523706945796 | 0.9482387143105685 | 0.9220075095228031 |
| Generación 184 | 0.9180523706945796 | 0.9482387143105685 | 0.9217264437418976 |
| Generación 185 | 0.9180523706945796 | 0.9217989607656691 | 0.9193632480660178 |
| Generación 186 | 0.6949536087487165 | 0.9217989607656691 | 0.8747434956768452 |
| Generación 187 | 0.9189883029566134 | 0.9217989607656691 | 0.9201125660802356 |
| Generación 188 | 0.889274981802443 | 0.9227368003763392 | 0.9177035562614936 |
| Generación 189 | 0.9180523706945796 | 0.9227368003763392 | 0.9207686723379774 |
| Generación 190 | 0.9189883029566134 | 0.9789133391774669 | 0.9270423371084002 |
| Generación 191 | 0.9189883029566134 | 0.9789133391774669 | 0.9330348407304856 |
| Generación 192 | 0.9189883029566134 | 0.9789133391774669 | 0.93275377494958 |
| Generación 193 | 0.9189883029566134 | 0.9789133391774669 | 0.9447387821937507 |
| Generación 194 | 0.9217989607656691 | 0.9789133391774669 | 0.9451136319357234 |
| Generación 195 | 0.9227368003763392 | 0.9789133391774669 | 0.9508250697769031 |
| Generación 196 | 0.9227368003763392 | 0.9789133391774669 | 0.9564427236570159 |
| Generación 197 | 0.9227368003763392 | 0.9789133391774669 | 0.9676780314172413 |
| Generación 198 | 0.9227368003763392 | 0.9789133391774669 | 0.9635674058995644 |
| **Generación 199** | **0.9227368003763392** | **0.9789133391774669** | **0.9635674058995644** |

***C++: Qt Charts***

******



Conclusión

Al ser el espacio solución tan grande y nuestra cantidad de cromosomas por población tan chico, notamos que para llegar a la mejor solución se requiere de una mayor cantidad de iteraciones o corridas del programa. Ya que mientras más sean las iteraciones, mas son las posibilidades de que se salga de un máximo local a partir de una oportuna mutación que agregue diversidad genética y permita mejores oportunidades de crossover.

Otro acercamiento al problema podría haber sido el utilizar una mayor cantidad de cromosomas por población, lo cual nos daría una gráfica parecida a una exponencial y nos provee la mejor solución con mayor certeza por cada ejecución del programa, debido a la mayor diversidad genética. Pero no necesariamente seria más eficiente ya que aumenta considerablemente el tiempo de corrida del mismo, además del consumo mucho mayor de otros recursos como memoria RAM (En este punto la implementación de Python y C++ difieren ya que en la primera se utiliza un método más eficiente en consumo de memoria inspirado en el uso del fitness relativo acumulado, en cambio la segunda se vale del tradicional método de crear una ruleta con casillas proporcionales al fitness de cada cromosoma). En la práctica al parecer el primer método más innovador tiene además mejores resultados en cuanto a la calidad de las corridas.

También se puede notar que optamos por mostrar la información de las corridas en dos formatos distintos: La primera forma, utilizada en Matplotlib (Python), fue mostrar por separado las graficas de valores de la función objetivo máximos, mínimos y promedios. A diferencia de la segunda, utilizada en Qt Charts (C++), que muestra todos los valores juntos en la misma grafica. Lo que tiene como ventaja una mejor vista de la convergencia de los valores. En cambio la primera permite ver en mucho más detalle los valores específicos y no tanto un panorama general.