example of a fuzzy control system for a simple car speed controller based on the distance to an obstacle. In this scenario, we will have one input: "distance", and one output: "speed". We'll define linguistic variables and membership functions for these variables, create rules to control the car speed based on the distance, and then simulate the system with example inputs.

- The fuzzy variables `**distance**` and `**speed**` are defined.
- Membership functions are defined for each linguistic variable:
  - `**distance**` has 'near', 'medium', and 'far' categories.
  - `**speed**` has 'slow', 'medium', and 'fast' categories.
- Rules are defined to control the `**speed**` based on the `**distance**` to an obstacle.
- A control system is created and then simulated with an example input value for `**distance**` (70).
- The program computes the `**speed**` based on the fuzzy control system.
- It then prints the input distance and the resulting `**speed**`.
- Finally, it plots the membership functions for `**distance**` and `**speed**` for visualization.

This example demonstrates how a fuzzy control system can be used to control a car's speed based on the distance to an obstacle. When the distance is 'near', the car speed is 'slow'; when 'medium', the speed is 'medium'; and when 'far', the speed is 'fast'.

```python
import numpy as np
import skfuzzy as fuzz
from skfuzzy import control as ctrl
import matplotlib.pyplot as plt

# Define fuzzy variables
distance = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 101, 1), 'distance')  # Distance to obstacle
speed = ctrl.Consequent(np.arange(0, 101, 1), 'speed')  # Car speed (0 to 100)

# Define membership functions for distance
distance['near'] = fuzz.trimf(distance.universe, [0, 0, 50])
distance['medium'] = fuzz.trimf(distance.universe, [0, 50, 100])
distance['far'] = fuzz.trimf(distance.universe, [50, 100, 100])

# Define membership functions for speed
speed['slow'] = fuzz.trimf(speed.universe, [0, 0, 50])
speed['medium'] = fuzz.trimf(speed.universe, [0, 50, 100])
speed['fast'] = fuzz.trimf(speed.universe, [50, 100, 100])
```

```
# Define fuzzy rules
rule1 = ctrl.Rule(distance['near'], speed['slow'])
rule2 = ctrl.Rule(distance['medium'], speed['medium'])
rule3 = ctrl.Rule(distance['far'], speed['fast'])

# Create fuzzy control system
speed_ctrl = ctrl.ControlSystem([rule1, rule2, rule3])
speed_simulation = ctrl.ControlSystemSimulation(speed_ctrl)

# Input crisp value for distance
input_distance = 70  # Example distance to obstacle

# Fuzzification
speed_simulation.input['distance'] = input_distance

# Fuzzy inference
speed_simulation.compute()

# Output
print("Input Distance:", input_distance)
print("Car Speed:", speed_simulation.output['speed'])
```

create a fuzzy control system with three inputs and two outputs. In this example, we'll consider a simple washing machine controller. The inputs will be "dirtiness level", "fabric type", and "water temperature". The outputs will be "washing time" and "detergent amount". We'll define linguistic variables and membership functions for these variables, create rules to determine the washing time and detergent amount based on the inputs, and then simulate the system with example inputs.

In this program:

- The fuzzy variables `dirtiness`, `fabric`, `temperature`, `washing_time`, and `detergent_amount` are defined.
- Membership functions are defined for each linguistic variable:
  - `dirtiness` has 'low', 'medium', and 'high' categories.
  - `fabric` has 'delicate', 'regular', and 'tough' categories.
  - `temperature` has 'cold', 'warm', and 'hot' categories.
  - `washing_time` has 'short', 'medium', and 'long' categories.
  - `detergent_amount` has 'low', 'medium', and 'high' categories.
- Rules are defined to determine the `washing_time` and `detergent_amount` based on `dirtiness`, `fabric`, and `temperature`.
- A control system is created and then simulated with example input values for `dirtiness` (7), `fabric` (8), and `temperature` (85).
- The program computes the `washing_time` and `detergent_amount` based on the fuzzy control system.
- It then prints the input values and the resulting `washing_time` and `detergent_amount`.
- Finally, it plots the membership functions for `dirtiness`, `fabric`, `temperature`, `washing_time`, and `detergent_amount` for visualization.

Fuzzy Rules:

1. **Rule 1: If the dirtiness level is low and the fabric type is delicate, then:**
   - `washing_time` is short (e.g., 15 minutes)
   - `detergent_amount` is low (e.g., 20%)
2. **Rule 2: If the dirtiness level is medium and the fabric type is regular, then:**
   - `washing_time` is medium (e.g., 30 minutes)
   - `detergent_amount` is medium (e.g., 50%)
3. **Rule 3: If the dirtiness level is high and the fabric type is tough, then:**
   - `washing_time` is long (e.g., 45 minutes)
   - `detergent_amount` is high (e.g., 80%)
4. **Rule 4: If the dirtiness level is medium and the fabric type is delicate, then:**
   - `washing_time` is medium (e.g., 25 minutes)
   - `detergent_amount` is low (e.g., 20%)
5. **Rule 5: If the dirtiness level is high and the fabric type is regular, then:**
   - `washing_time` is long (e.g., 40 minutes)
   - `detergent_amount` is medium (e.g., 50%)
6. **Rule 6: If the dirtiness level is low and the fabric type is tough, then:**
   - `washing_time` is short (e.g., 10 minutes)
   - `detergent_amount` is high (e.g., 80%)

7. **Rule 7: If the water temperature is cold, dirtiness level is low, and fabric type is delicate, then:**
   - `washing_time` is short (e.g., 10 minutes)
   - `detergent_amount` is low (e.g., 20%)
8. **Rule 8: If the water temperature is warm, dirtiness level is medium, and fabric type is regular, then:**
   - `washing_time` is medium (e.g., 25 minutes)
   - `detergent_amount` is medium (e.g., 50%)
9. **Rule 9: If the water temperature is hot, dirtiness level is high, and fabric type is tough, then:**
   - `washing_time` is long (e.g., 45 minutes)
   - `detergent_amount` is high (e.g., 80%)

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

- Developed by John Holland, University of Michigan (1970's)
- من تطوير جون هولاند، جامعة ميشيغان (1970)

- Provide efficient, effective techniques for optimization and machine learning applications
- Widely-used today in business, scientific and engineering circles

- توفر تقنيات فعالة للتحسين وتطبيقات التعلم الآلي.
- تستخدم على نطاق واسع اليوم في الدوائر التجارية والعلمية والهندسية

الخوارزميات الجينية Genetic Algorithms

- A genetic algorithm is a search heuristic that is inspired by Charles Darwin's theory of natural evolution. This algorithm reflects the process of natural selection where the fittest individuals are selected for reproduction in order to produce offspring of the next generation.

- الخوارزمية الجينية هي عملية بحث مستوحاة من نظرية التطور الطبيعي لتشارلز داروين. تعكس هذه الخوارزمية عملية الانتقاء الطبيعي حيث يتم اختيار أصلح الأفراد للتكاثر من أجل إنتاج نسل من الجيل التالي.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

Optimization التحسين (اختيار الأمثل)

Optimization Finding the values of inputs to get the "best" output values.

التحسين إيجاد قيم المدخلات للحصول على أفضل قيم المخرجات.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

Optimization التحسين (اختيار الأمثل)

The set of all possible solutions or values which the inputs can take make up the search space.

تشكل مجموعة جميع الحلول أو القيم الممكنة التي يمكن أن تشغلها المدخلات مساحة البحث.

In this search space, lies a point or a set of points which gives the optimal solution.

في مساحة البحث هذه، توجد نقطة أو مجموعة من النقاط التي تعطي الحل الأمثل.

The purpose of optimization is to find that point or set of points in the search space.

الهدف من التحسين هو العثور على تلك النقطة أو مجموعة النقاط في مساحة البحث.

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

- GAs are a subset of a much larger branch of computation known as Evolutionary Computation.

- الخوارزميات الجينية GAs هي مجموعة فرعية من فرع أكبر بكثير من الحسابات المعروفة باسم الحساب التطوري.

- Genetic Algorithms can deliver a “good-enough” solution “fast-enough”.

- تمتلك الخوارزميات الجينية القدرة على تقديم حل "جيد بما فيه الكفاية" "سريع بما فيه الكفاية". هذا يجعل الخوارزميات الجينية جذابة للاستخدام في حل مشاكل التحسين.

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

فكرة الانتقاء الطبيعي Notion of Natural Selection

- The process of natural selection starts with the selection of fittest individuals from a population. They produce offspring which inherit the characteristics of the parents and will be added to the next generation. If parents have better fitness, their offspring will be better than parents and have a better chance at surviving. This process keeps on iterating and at the end, a generation with the fittest individuals will be found.

- This notion can be applied for a search problem.

- تبدأ عملية الانتقاء الطبيعي باختيار أصلح الأفراد من بين المجتمع الأولى. إنهم ينتجون ذرية ترث خصائص الوالدين وسيتم إضافتهم إلى الجيل التالي. إذا كان الوالدان يتمتعان بلياقة أفضل، فسيكون نسلهما أفضل من الوالدين وستكون لديهما فرصة أفضل للبقاء. تستمر هذه العملية في التكرار وفي النهاية، سيتم العثور على جيل من الأفراد الأكثر لياقة.

- يمكن تطبيق هذه الفكرة على مشكلة البحث. نحن ننظر في مجموعة من الحلول لمشكلة ما ونختار أفضل مجموعة منها.

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

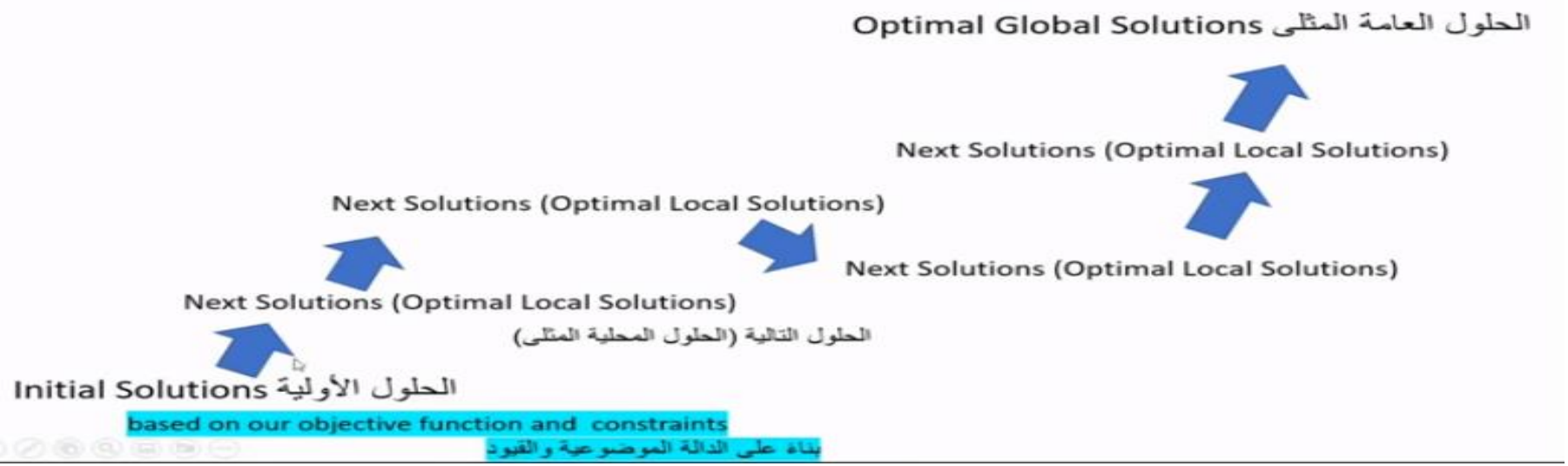
- في GAs، لدينا تجمع أو مجموعة من الحلول الممكنة لمشكلة معينة. ثم تخضع هذه الحلول لإعادة التركيب والطفرة (كما هو الحال في علم الوراثة الطبيعية)، مما ينتج عنها حلول جديدة (أبناء جدد)، وتتكرر العملية على مدى أجيال مختلفة. يتم تعيين قيمة لياقة لكل حل مرشح (فرد) (بناءً على قيمة دالته الموضوعية) ويتم منح الحلول (الأفراد) الأكثر لياقة فرصة أكبر للتزاوج وإنتاج المزيد من الحلول (الأفراد) "الأكثر لياقة" .
- بهذه الطريقة نحافظ على "تطوير" حلول (أفراد) أفضل عبر الأجيال، حتى نصل إلى معيار التوقف.

- In GAs, we have a pool or a population of possible solutions to the given problem. These solutions then undergo recombination and mutation (like in natural genetics), producing new children, and the process is repeated over various generations. Each individual (or candidate solution) is assigned a fitness value (based on its objective function value) and the fitter individuals are given a higher chance to mate and yield more "fitter" individuals.
- In this way we keep "evolving" better individuals or solutions over generations, till we reach a stopping criterion.

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

Optimal local solution versus optimal global solution

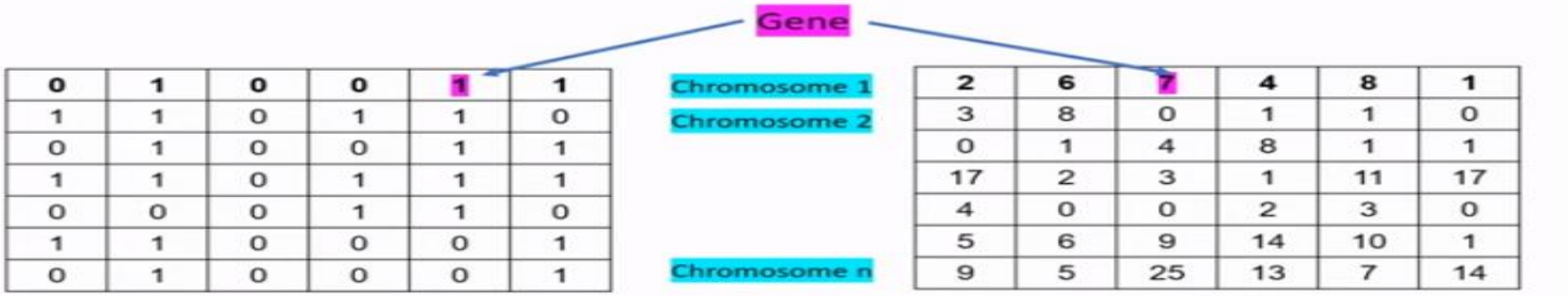
الحل المحلي الأمثل مقابل الحل العام الأمثل



Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

Population, chromosome, and gene terms in Genetic Algorithm

المصطلحات التجمع السكاني والكروموسوم والجينات في الخوارزمية الجينية



- A chromosome is made up of several genes. A set of chromosomes are called population.
- يتكون الكروموسوم من عدة جينات. تسمى مجموعة الكروموسومات بالسكان (مجموعة الحلول).

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

Simple Genetic Algorithm

```
{
    initialize population;        توليد الحلول الاولية
    evaluate population; compute fitness
    while (Condition) {Termination Criteria not satisfied}
    {
        select parents for reproduction;   للانتاج او التكاثر
        perform Crossover (recombination);
        perform mutation;
        evaluate population;
    }
}
```

حساب قيمة اللياقة او درجة الملائمة لكل حل

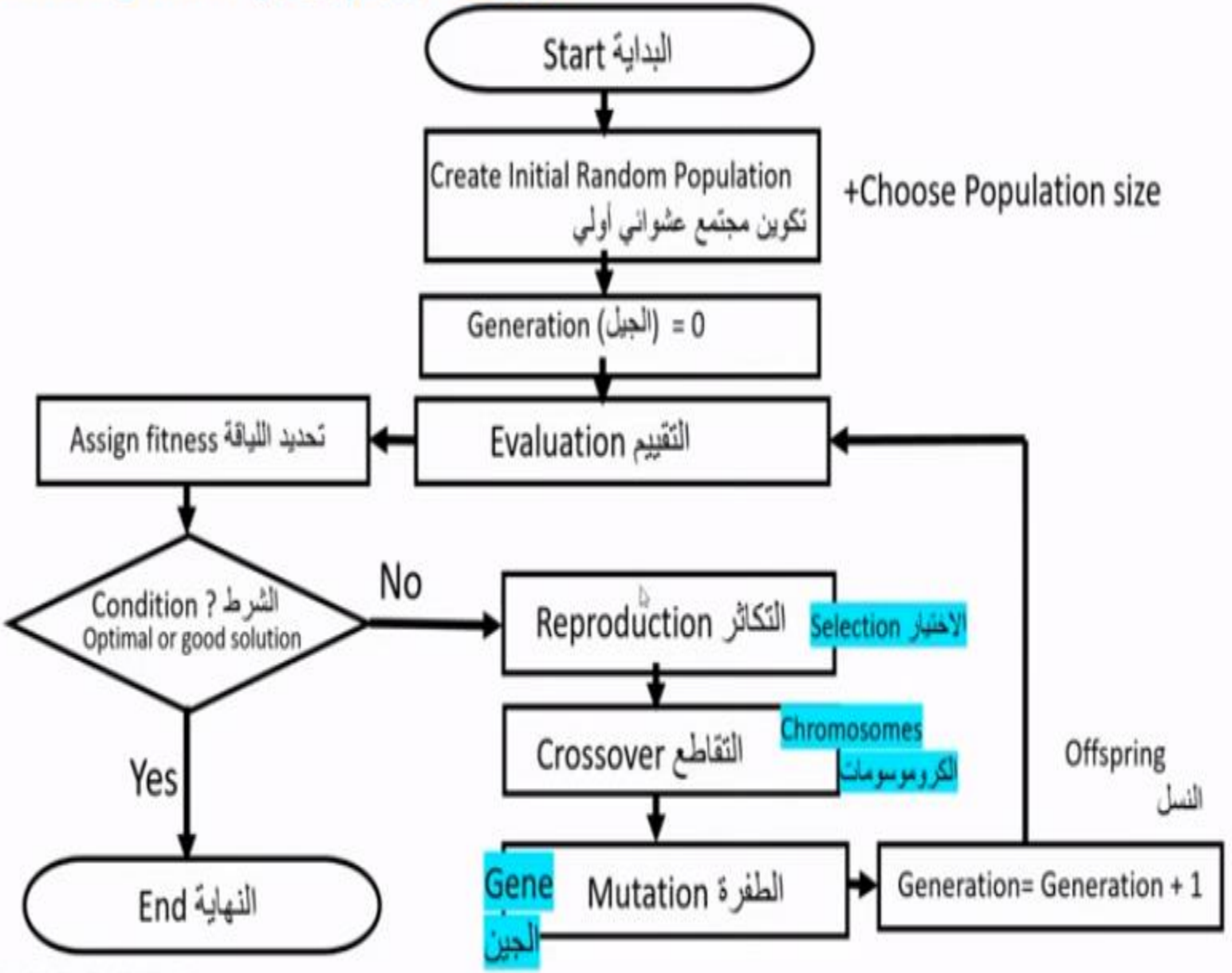
Selection

Crossover تقاطع

Mutation طفرة

النسل Offspring

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)



الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

- The Algorithm terminates in one of the following two cases:
  - A satisfactory fitness level has been reached for the population.
  - A predefined number of generations has been produced.

- تنتهي الخوارزمية في إحدى الحالتين التاليتين:
- تم الوصول إلى مستوى لياقة/"ملائمة" مقبول.
- تم إنتاج عدد محدد مسبقًا من الأجيال.

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

- Five phases are considered in a genetic algorithm.
  - Initial population
  - Evaluation (Fitness function)
  - Selection
  - Crossover
  - Mutation

- تعتبر خمس مراحل في الخوارزمية الجينية.
  - الحلول الأولية (السكان المبدئي)
  - التقييم (دالة اللياقة)
  - الاختيار
  - التقاطع
  - الطفرة

- ❑Evaluate the offsprings
- ❑Merge offsprings with the main population and sort

- ❑قيم الحلول (النسل)
- ❑ دمج الحلول (النسل) مع الحلول الأصلية (المجتمع الأولى) وفرزها

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑ Initial population

❖Create an initial population. This population is usually randomly generated and can be any desired size, from only a few individuals to thousands.

❑ السكان المبدئي (الحلول الأولية)

❖إنشاء مجتمع مبدئي (حلول أولية). عادة ما يتم إنشاء هذه المجموعة بشكل عشوائي ويمكن أن تكون بأي حجم مرغوب فيه، من عدد قليل من الأفراد/الحلول إلى الآلاف.

Example: Consider the equation : $2X_1 + 3X_2 + 4X_3 = 40$, $Xi = 0, 1, 2, ..,9$.

First, we transform the previous equation into its objective function.

$$f(X) = 2X_1 + 3X_2 + 4X_3 - 40$$

Since there are 3 variables in the objective function, the chromosome will consist of 3 genes as follows.

Gene 1	Gene 2	Gene 3	
X_1	X_2	X_3	Chromosome

Determine the number of chromosomes, for example, 5. Genes are generated using random between 0 to 9.

	Gene 1	Gene 2	Gene 3
Chromosome 1	2	9	8
Chromosome 2	3	0	7
Chromosome 3	6	1	9
Chromosome 4	1	0	5
Chromosome 5	5	1	6

Population

Chromosome 1	**0010**	**1001**	**1000**
Chromosome 2	0011	0000	0111
Chromosome 3	0110	0001	1001
Chromosome 4	0001	0000	0101
Chromosome 5	0101	0001	0110

Population

❑ Evaluation (Fitness function)

❖ Each member of the population is then evaluated, and we calculate a 'fitness' for that individual. The fitness value is calculated by how well it fits with our desired requirements.

❑ التقييم (دالة اللياقة / الملائمة)

❖يتم تقييم كل حل أولى (فرد من السكان)، ونحسب "اللياقة" لذلك الحل (الفرد). يتم حساب قيمة اللياقة بمدى ملاءمته لمتطلباتنا المطلوبة.

Fitness Function دالة اللياقة

- The **fitness function** determines how fit an individual is (the ability of an individual to compete with other individuals). It gives a **fitness score** to each individual. The probability that an individual will be selected for reproduction is based on its fitness score.

- تحدد دالة اللياقة مدى ملاءمة الاختيار/الحل (الفرد) على التنافس مع الحلول (الأفراد) الأخرى. تعطي درجة لياقة لكل حل (فرد). يعتمد احتمال اختيار الحل (الفرد) للتكاثر على درجة لياقته.

$$2x^2 + 3x = 44$$

$$F(x) = 2x^2 + 3x - 44 = 0$$

هذه تعتبر دالة اللياقة او fitness function

$x \in 0, \cdots, 9$

x	f(x)	
3	-17	1
6	46	2
7	75	3

نرتب القيم الناتجة بالتسلسل من الاقرب للصفر نجد انه عندما x=3 ثم عندما x=6 وهكذا

Fitness Function دالة اللياقة

- Fitness functions can vary greatly depending on the specific problem being solved. The choice of fitness function is essential in guiding the GA toward finding optimal or near-optimal solutions to the given problem.

- يمكن أن تختلف دوال اللياقة بشكل كبير اعتمادًا على المشكلة المحددة التي يتم حلها. يعد اختيار دالة اللياقة أمرًا ضروريًا في توجيه GA نحو إيجاد الحلول المثلى أو شبه المثلى لمشكلة معينة.

Fitness Function دالة اللياقة

- Traveling Salesman Problem (TSP): In TSP, the goal is to find the shortest possible route that visits a set of cities and returns to the starting city. The fitness function for TSP could calculate the total distance of the route represented by an individual solution. Individuals with shorter routes would receive higher fitness scores.

- مشكلة البائع المتجول (TSP): في TSP، الهدف هو العثور على أقصر مسار لزيارة مجموعة من المدن والعودة إلى مدينة البداية. يمكن أن تحسب دالة الملاءمة لـ TSP المسافة الإجمالية للمسار الذي يمثله حل فردي. ستحصل الحلول ذات المسارات الأقصر على درجات لياقة أعلى.

Fitness Function دالة اللياقة

- Consider the equation $3x^2 + 4y = 76$; (x, y) = 0, 1, ...,9
- $f(x) = 3x^2 + 4y - 76 = 0$
- Randomly generated population (x, y) = [(9,2), [(1,5), (8,3), (6,4), (7, 4)]

(9, 2) = (1001 0010)

Calculate the fitness value for each individual in the population:

$f(9, 2) = 3(9)^2 + 4(2) - 76 = 243 + 8 - 76 = 175$

$P_i = F_i / (\Sigma F_j)$

Population	Fitness value	Selection Probabilities = Fitness / Total Fitness
(9, 2)	175	175 / 491 = 0.356
(1, 5)	-53	0.108
(8, 3)	128	0.261
(6, 4)	48	0.098
(7, 4)	87	0.177
Total fitness	491	

Fitness Function دالة اللياقة

- Consider the equation $3x^2 + 4y = 76$; (x, y) = 0, 1, ...,9
- $f(x) = 3x^2 + 4y - 76 = 0$

$P_i = F_i / (\Sigma F_j)$

Population	Fitness value	Selection Probabilities = Fitness / Total Fitness
(9, 2)	175	175 / 491 = 0.356
(1, 5) ✓	-53	0.108
(8, 3)	128	0.261
(6, 4) ✓	48	0.098
(7, 4)	87	0.177
Total fitness	491	Σ to 1

مجموع الاحتمالية يجب ان يكون اصغر او يساوي واحد .
يتم اختيار اصغر القيم الناتجة
وبهذا نختار الزوج المرتب الذي نتجت عنه هذه القيم لتكون اباء لانتاج جيل جديد

Ensure that the fitness probabilities sum up to 1 by dividing each probability by the total sum of probabilities. In this case, the sum is approximately 0.9999, so a small adjustment may be made to ensure the sum is exactly 1.

Fitness Function دالة اللياقة

- In genetic algorithms (GA), there are different approaches for calculating the fitness proportion (FP) or selection probability (P) based on the fitness values of individuals in a population.

- في الخوارزميات الجينية، توجد طرق مختلفة لحساب نسبة اللياقة FP أو احتمالية الاختيار P بناءً على قيم اللياقة للحلول.

$$X^2 - 1 = 24$$

$$X^2 - 1 - 24 = 0$$

دالة موضوعية

$$FP = \frac{FPi}{\sum FPi}$$

$$P = \frac{1}{\sum |(1 + FPi)|}$$

X	FPi	FPi/sum FPi	1/(ABS(1+FPi))	Convert to P
2	-21	.48837	.05	.05/.2333=.214
4	-11	.25581	.1	. 4286
6	11	.25581	.0833	.3571
	43	.99999	.2333	.99965

الحلول ذات الاحتمال الاعلى تكون ذات لياقة اعلى

1/1+(-21) = 0.05

حتى نحولها الى احتمالية نقسم الناتج على المجموع

الحلول ذات الاحتمال الاقل تكون ذات اللياقة الاعلى اي تؤدي الى افضل حل. عند حل المعادلة نجد ان x=5 وحسب المثال فان 4 و 6 هي اقرب للحل الصحيح

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection

- We want to be constantly improving our populations overall fitness. Selection helps us to do this by discarding the bad designs and only keeping the best individuals in the population. There are a few different selection methods, but the basic idea is the same, make it more likely that fitter individuals will be selected for our next generation.

❑الاختيار

- نريد أن نعمل باستمرار على تحسين اللياقة العامة للحلول (لسكاننا). يساعدنا الاختيار على القيام بذلك عن طريق التخلص من التصميمات السيئة والاحتفاظ فقط بأفضل الحلول (الأفراد بين السكان). هناك عدد قليل من طرق الاختيار المختلفة، ولكن الفكرة الأساسية هي نفسها، مما يجعل من المرجح أن يتم اختيار الحلول المناسبة للجيل القادم.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection

❑الاختيار

- There are several methods for performing selection in a Genetic Algorithm (GA).

- هناك عدة طرق للاختيار في الخوارزمية الجينية

- Random Selection
- Roulette Wheel Selection
- Tournament Selection
- Rank Selection
- Elitism

- الاختيار العشوائي
- اختيار عجلة الروليت
- اختيار البطولة
- اختيار الرتبة
- النخبة

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection الاختيار Random Selection الاختيار العشوائي

- This is the simplest and most inefficient way of selecting parents. In this method, we shuffle the population by performing permutation and select the first two individuals as parents for breeding. This method is not recommended because it does not follow "Darwin's Theory of Evolution by Natural Selection," wherein individuals are selected based on their fitness, not randomly.

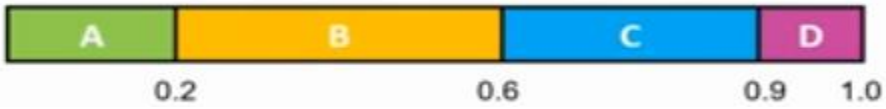
- هذه هي الطريقة الأبسط والأقل فاعلية لاختيار الوالدين. في هذه الطريقة، نقوم بترتيب الحلول عن طريق إجراء التبديل واختيار أول حلين كآباء للتكاثر. لا ينصح بهذه الطريقة لأنها لا تتبع "نظرية داروين للتطور عن طريق الانتقاء الطبيعي"، حيث يتم اختيار الحلول بناءً على لياقتها، وليس بشكل عشوائي.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection الاختيار Roulette Wheel Selection اختيار عجلة الروليت

Example: consider the population A, B, C, D and their corresponding fitness values:
Individual A: Fitness = 10, Individual B: Fitness = 20, Individual C: Fitness = 15, Individual D: Fitness = 5

Population	Fitness	Selection probability	Cumulative probability
A	10	.2	.2
B	20	.4	.6
C	15	.3	.9
D	5	.1	1.0
Total fitness	50		



Roulette Wheel Selection اختيار عجلة الروليت

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

❑Selection ❑الاختيار

اختيار البطولة Tournament Selection

- Tournament selection involves randomly selecting a few individuals from the population and choosing the one with the highest fitness as the parent for the next generation. This method favors individuals with higher fitness but also maintains diversity.

- يتضمن اختيار البطولة اختيارًا عشوائيًا لعدد قليل من الأفراد من الحلول واختيار الحل الذي يتمتع بأعلى لياقة باعتباره الوالد للجيل القادم. تفضل هذه الطريقة الأفراد ذوي اللياقة العالية، ولكنها تحافظ أيضًا على التنوع.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection — Tournament Selection اختيار البطولة — ❑الاختيار

- Example: Consider a population with the following individuals and their fitness values:

A: Fitness = 10, B: Fitness = 20, C: Fitness = 15, D: Fitness = 5

- ❖ Tournament 1: B (fitness = 20) and C (fitness = 15)
- ❖ Tournament 2: A (fitness = 10) and D (fitness = 5)

- In each tournament, we select the individual with the highest fitness:

- ❖ Tournament 1 winner: Individual B
- ❖ Tournament 2 winner: Individual A

➢ The winners (Individual B and Individual A) are then chosen as parents for the next generation.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection — Rank Selection اختيار الرتبة — ❑الاختيار

- Rank selection assigns ranks to individuals based on their fitness values and selects individuals based on their ranks rather than the actual fitness values. This method gives a chance to low-fitness individuals to be selected and promotes diversity.

- يعين اختيار الرتبة رتبا للحلول بناءً على قيم اللياقة الخاصة بها ويختار الحلول بناءً على الرتب بدلاً من قيم اللياقة الفعلية. تتيح هذه الطريقة فرصة اختيار الأفراد ذوي اللياقة المنخفضة وتعزز التنوع.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection — Rank Selection اختيار الرتبة — ❑الاختيار

Example:

Individual A: Fitness = 10
Individual B: Fitness = 20
Individual C: Fitness = 15
Individual D: Fitness = 5

To perform rank selection, we first rank the individuals based on their fitness values:

B: Rank 1
C: Rank 2
A: Rank 3
D: Rank 4

- We then assign selection probabilities based on the ranks. One common approach is to assign higher probabilities to individuals with lower ranks. For example, we can assign a selection probability of 0.4 to Rank 1, 0.3 to Rank 2, 0.2 to Rank 3, and 0.1 to Rank 4.

- Finally, we generate random numbers between 0 and 1 and select individuals based on their selection probabilities.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑Selection — Elitism النخبة — ❑الاختيار

- Elitism is a selection strategy that guarantees the best individuals from the current generation are carried over to the next generation unchanged. This approach preserves the best solutions found so far and ensures they are not lost in subsequent generations.
  - Example:

- النخبة هي استراتيجية اختيار تضمن انتقال أفضل الأفراد من الجيل الحالي إلى الجيل التالي دون تغيير. يحافظ هذا النهج على أفضل الحلول الموجودة حتى الآن ويضمن عدم ضياعها في الأجيال اللاحقة.

Individual A: Fitness = 10
Individual B: Fitness = 20
Individual C: Fitness = 15
Individual D: Fitness = 5

Directly transfer them to the next generation

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

رقم الاختلاط Mixing Number

- رقم الاختلاط هو عدد الآباء الذين يجتمعون لتكوين النسل.
- رقم الاختلاط الأكثر شيوعًا هو 2: يجمع والدان جيناتهما.
- من الناحية النظرية، من الممكن أن يكون لديك M> 2 للمحاكاة على أجهزة الحاسوب.

- Mixing number (M) is the number of parents that come together to form offsprings.
- The most common mixing number (M) is 2: two parents combine their genes.
- In theory its possible to have M >2 to simulate on computers.

الخوارزميات الجينية (الوراثية) Genetic Algorithms

❑ التقاطع

❖ أثناء التقاطع، نقوم بإنشاء حلول جديدة (أفراد جدد) من خلال الجمع بين جوانب الحلول التي تم اختيارها. الأمل هو أنه من خلال الجمع بين سمات معينة من الحلول (فردين أو أكثر)، سننشئ حلولا (نسلًا) "أكثر ملاءمة" يرث أفضل الصفات من كل من أبويه.

❑ Crossover

❖ During crossover we create new individuals by combining aspects of our selected individuals. The hope is that by combining certain traits from two or more individuals we will create an even 'fitter' offspring which will inherit the best traits from each of its parents.

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑ Crossover ❑ التقاطع

Single-Point Crossover تقاطع النقطة الواحدة

نحدد نقطة تقاطع واحدة ثم ناخذ الجزء الاول من الاب الاول مع الجزء الثاني من الاب الثاني
وناخذ الجزء الاول من الاب الثاني مع الجزء الثاني من الاب الاول

Genetic Algorithms الخوارزميات الجينية (الوراثية)

❑ Crossover ❑ التقاطع

Double-Point Crossover تقاطع النقطة المزدوج