



BME

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem



KJIT

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

Diszkrét Irányítások tervezése

Genetikus Algoritmusok

Dr. Bécsi Tamás

Biológiai háttér (nagyvonalúan)

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

- A sejt genetikai információit hordozó DNS általában **kromoszómának** nevezett makromolekulákba van csomagolva. A szervezet teljes örökítő információját **genomnak (genotípus)** nevezzük.
- A kromoszóma **génekből** „áll össze”, amelyek mind egy tulajdonságot kódolnak.
- A genotípus alapján épül fel az élőlény, melynek tulajdonságainak összessége a **fenotípus**

Biológiai háttér (nagyvonalúan)

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

- Reprodukció során a szülők génjeinek **rekombináció**jaként áll elő egy új egyed.
- Az új egyed génjei **mutáció**n keresztül módosulhatnak.
- Az új egyed fenotípusa meghatározza az egyed jóságát (**fitness**), amely annak túlélési esélyeit, a saját génjeinek továbbörökítési esélyeit határozza meg.

Elnevezések a GA-ban

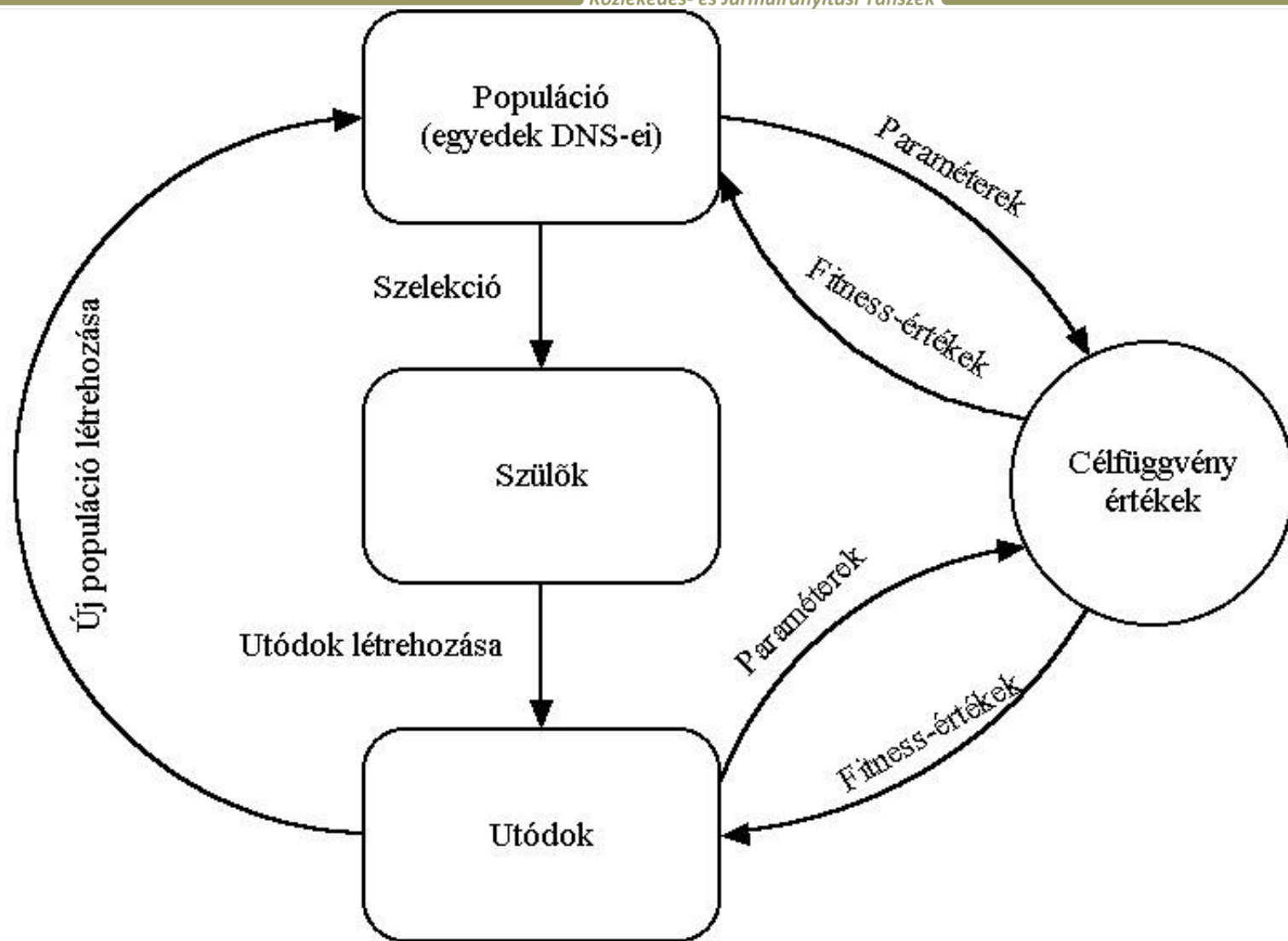
Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

- **Egyed (Individual)** - Egy lehetséges megoldás
- **Populáció (Population)** - Az egyedek csoportja
- **Keresési tér (Search Space)** - A probléma összes lehetséges megoldásának halmaza
- **Kromoszóma (Chromosome)** - Az egyed információi
- **Jellemvonás (Trait)** - Az egyed valamely tulajdonsága
- **Allél (Allele)** - Egy tulajdonság lehetséges információi
- **Locus** - Egy adott gén pozíciója a kromoszómában

Folyamatábra



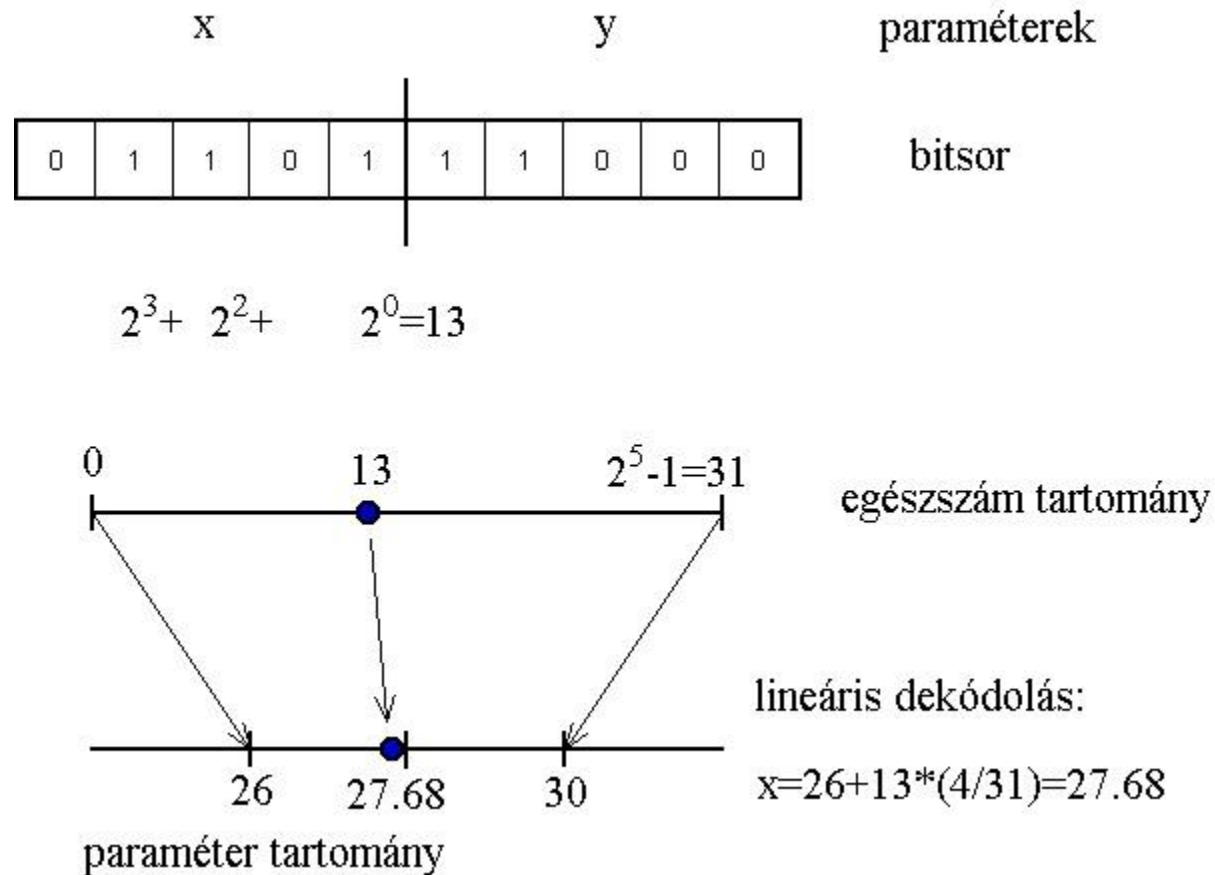
Folyamat

1. **[Start]** Egy véletlen, n egyedet tartalmazó populáció előállítása
2. **[Fitness]** Minden egyes egyed fitness $f(x)$ értékének meghatározása
3. **[New population]** Generálj egy új populációt (generációt) a következő lépések felhasználásával
 1. **[Szelekció Selection]** Válassz ki két szülőt a fitnessük alapján, (a nagyobb fitness nagyobb esélyt jelent)
 2. **[Rekombináció Crossover]** Valamely algoritmus felhasználásával keresztezd a szülők génjeit egy gyerek egyed létrehozásához.
 3. **[Mutáció Mutation]** Valamely mutációs valószínűséggel módosítsd az egyes géneket.
 4. **[Accepting]** Helyezd el az új egyedet az új populációban
4. **[Replace]** A továbbiakban az új populációt használd
5. **[Test]** Amennyiben az algoritmus befejezési kondíciója teljesül, fejezd be, és térj vissza az aktuális populáció legjobb egyedével.
6. **[Loop]** Go to step 2

Gének ábrázolása 1.

Bináris ábrázolásmód

- A számítógépben megfelelően reprezentálható, fix pontos megoldás
- Az ábrázolható értékek pontossága és tartománya egy offset-factor páros határozza meg.



Gének ábrázolása 2.

Valós ábrázolásmód

- A gén egy valós számként kerül ábrázolásra
- Ez hat a mutációra és a keresztezésre is
- A bináris és valós ábrázolás közti „ellentétet” sok szempont befolyásolja

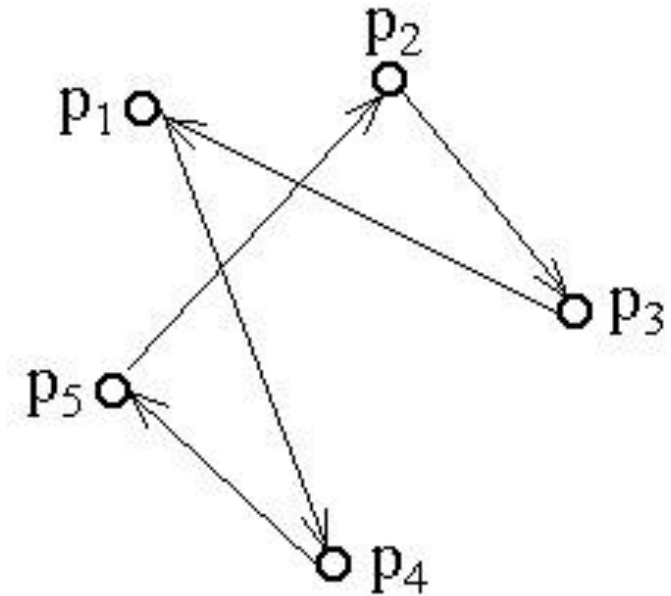
x	y
32,3654	65,2154

Gének ábrázolása 3.

Permutációs ábrázolásmód

- A kombinatorikai problémáknál a paraméterter pontjainak, véges számú elemek különböző sorrendjei felelnek meg
- Az egyedek ábrázolásához megfelelő módszer a permutációban szereplő tagok indexeinek felhasználása

1	4	5	2	3
---	---	---	---	---



Egyed kiválasztás

- Elitizmus: Egy lehetséges kiválasztási mód, hogy az aktuális populáció valahány legjobb fitness-szel rendelkező eleme (és azok gyerekei) kerülnek az új populációba. Ezzel elkerülhető a generációk közötti fitness romlása, azonban a GA érzékenyebb lesz a lokális minimumokra.

Túlélés valószínűsége (Fitness Scaling)

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

- Minden egyed számára meghatározzuk, hogy milyen eséllyel örökíti tovább a génjeit
- (Proportional) Fitness értékek normált számítása:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum f_i}$$

- Függ a fitness tényleges nagyságrendjétől, relatív elhelyezkedésétől

Túlélés valószínűsége (Fitness Scaling)

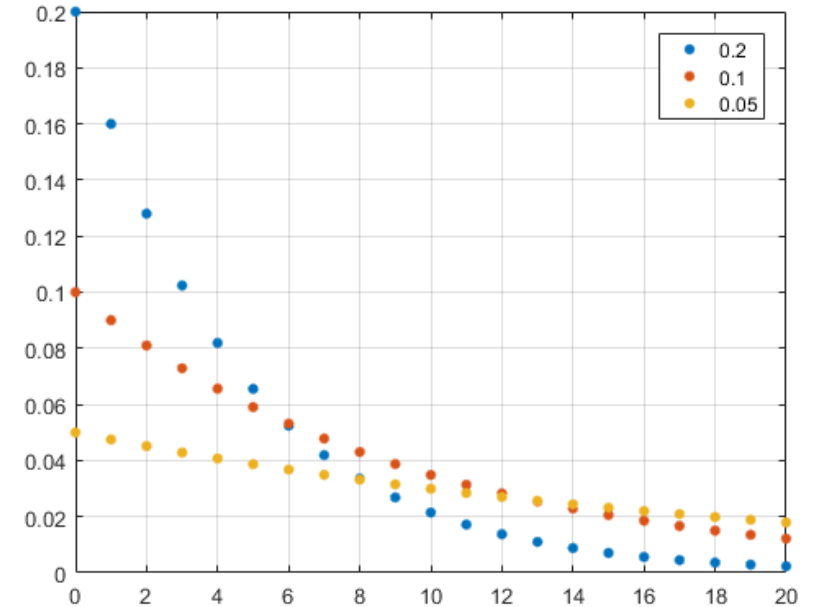
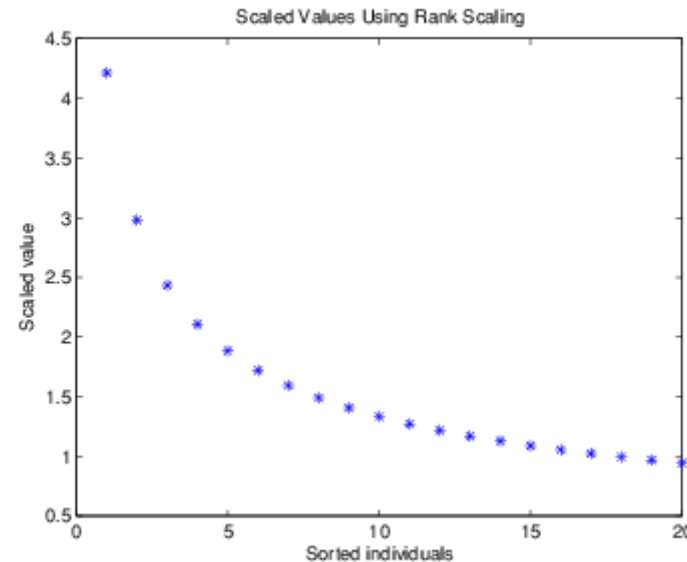
Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

Fitness Rank

- $P_r = (1 - P_c)^r P_c$
- $P_r = \frac{1}{\sqrt{r}}$



Túlélés valószínűsége (Fitness Scaling)

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar

Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

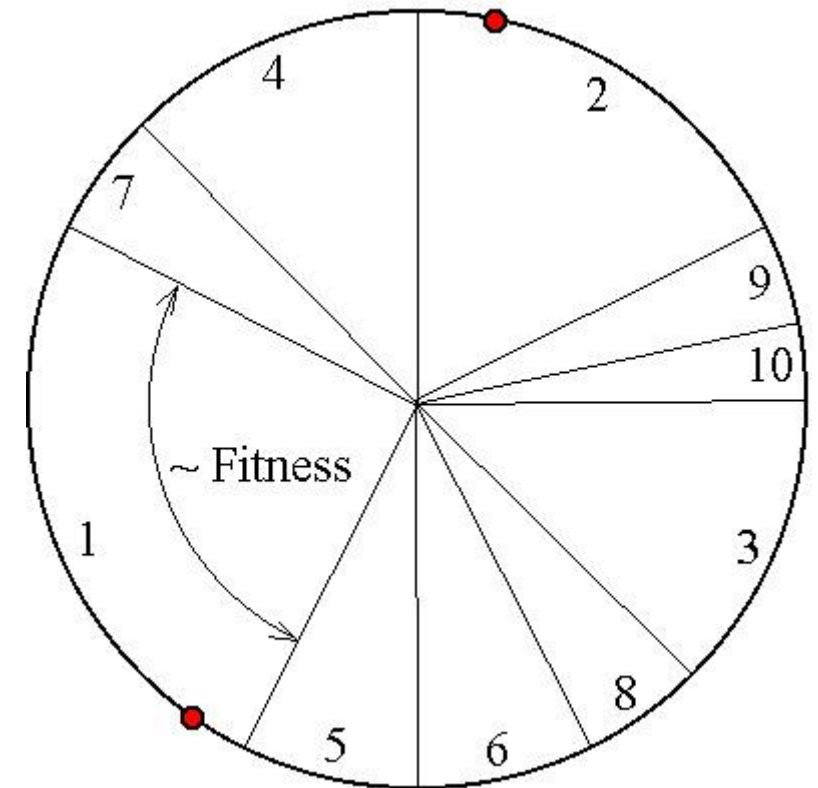
Top Scaling

- Az egyedek közül kiválasztott néhány (előre meghatározott számú, vagy arányú) magas valószínűséget kap, a többi alacsony, vagy nullát.
- A top scaling kifejezetten a diverzió ellen dolgozik, gyakorlatilag egy elitista populációt generál.

Szelekció

Rulett kerék szelekció

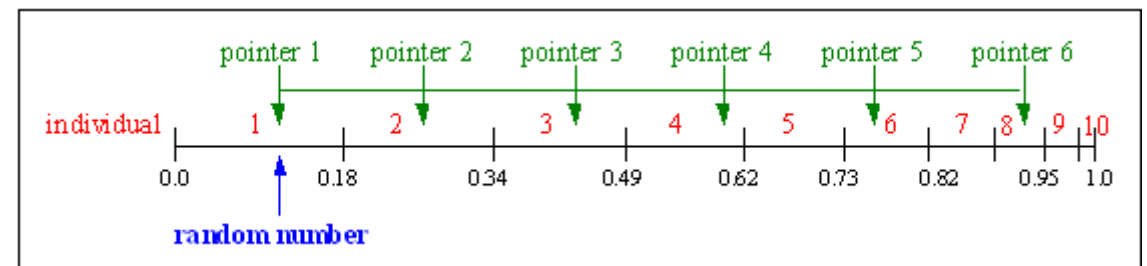
- A legáltalánosabban használt kiválasztási mód
- Az egyes egyedekhez a (scaled) fitness értékükkel arányosan rendel hozzá a rulett kerék kerületének egy részét.
- Véletlen érték kiválasztása esetén így nagyobb eséllyel választjuk ki az erősebb egyedeket.



Szelekció

Stochastic uniform

- Az egyedek egy egyenes szakaszin elhelyezkedve, egy véletlen kiindulási pontból, azonos lépésközzel „lépegetve” kerülnek kiválasztásra
- Növeli a diverzitást



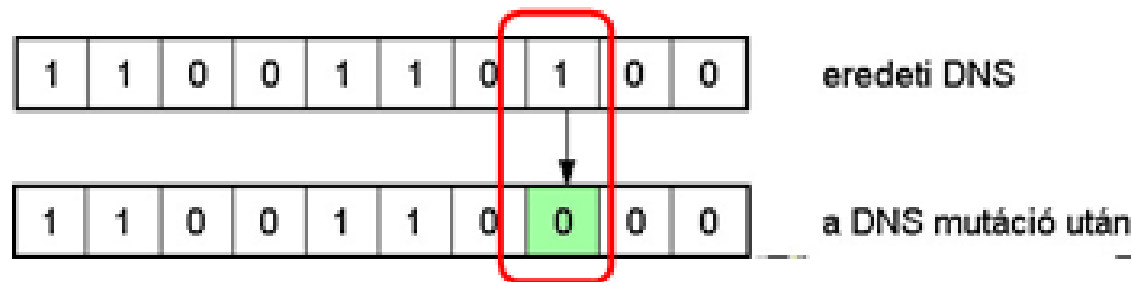
Bajnokság, Tournament

- Vannak problémák, ahol nem lehet egyértelmű fitness értéket hozzárendelni az egyes egyedekhez. (Sakkozó, versenyző)
- Ekkor kettő, vagy több egyed véletlen kiválasztásával, és egymással való összehasonlításával a győztes lesz a potenciális szülő.

Mutáció

Mutáció bináris ábrázolás esetén

- Ebben az esetben minden egyes gén egy bit.
- A mutációt egy valószínűségi paraméter határozza meg, mely megmondja, hogy egy gén milyen valószínűséggel billenjen át.



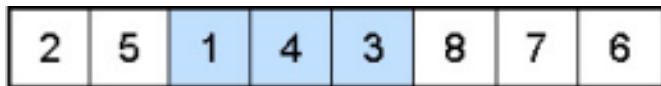
Mutáció valós ábrázolás esetén

- Az egyes gének itt valós számok, amelyek egyenkénti mutációs valószínűségét szintén egy valószínűségi változó befolyásolja.
- A mutáció lehet egyenletes eloszlású, ekkor egy meghatározott tartományban értelmezett véletlen számot adunk a génhez.
- A mutáció lehet Gauss eloszlású, ekkor egy 0 középpértékű, kezdeti σ szórású véletlen számmal kerül a gén módosításra.
 - A σ értéke a generációk változásával csökkenhet, valamely előre meghatározott módon.

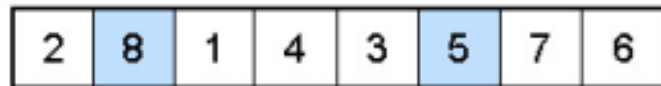
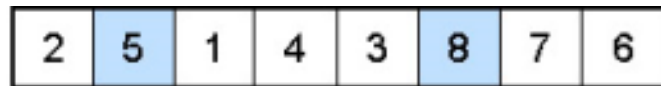
Mutáció

Permutációs ábrázolás mutációi

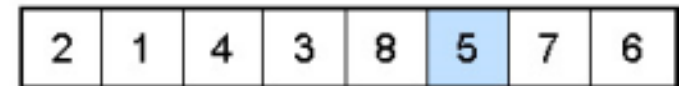
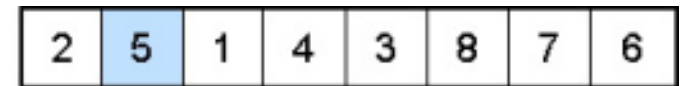
- Két pont közötti pontok sorrendjének felcserélése
- Két pont felcserélése
- Egy pont áthelyezése



Szomszédsági mutáció



Sorrendi mutáció



Rekombináció

Bináris keresztezés

- A bináris keresztezés esetén két szülő génjei egy $\{0,1\}$ értékkészletű maszk alapján kereszteződnek.
- Egy pontos, K pontos, Uniform



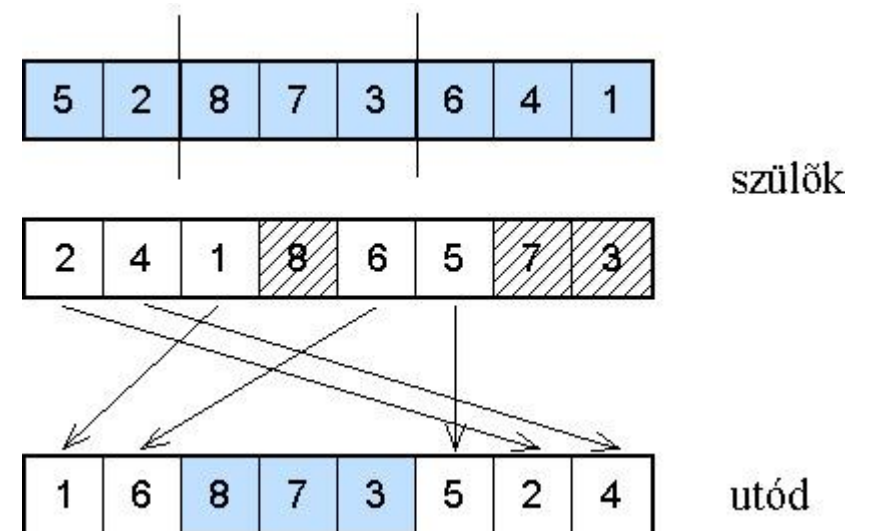
Valós keresztezés

- Ugyanúgy lehetőség egy maszk alapján a szülők génjeinek összefésülése (Scattered crossover), vagy egy- illetve többpontos.
- Heuristic: $C = P_1 + Ratio(P_2 - P_1)$
- Intermediate: $C = P_1 + Rnd * Ratio(P_2 - P_1)$
- Súlyozott átlag

Rekombináció

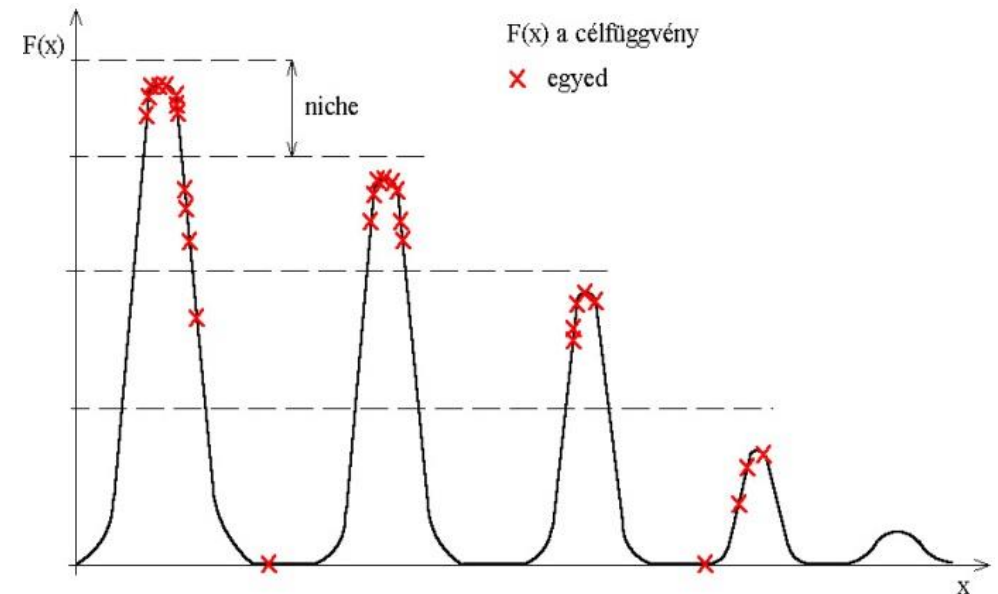
Permutációs keresztezés, DAVIS sorrendi keresztezése

- Vegyünk két permutációt, az egyik a vágandó sor, a másik a kitöltő! Az első permutációból véletlenszerűen válasszunk ki egy szakaszt (8,7,3), és másoljuk át az utód ugyanazon részére! A maradék helyeket a második szülőből töltjük fel a sorrendet betartva, de a már felhasznált pontokat kihagyva.



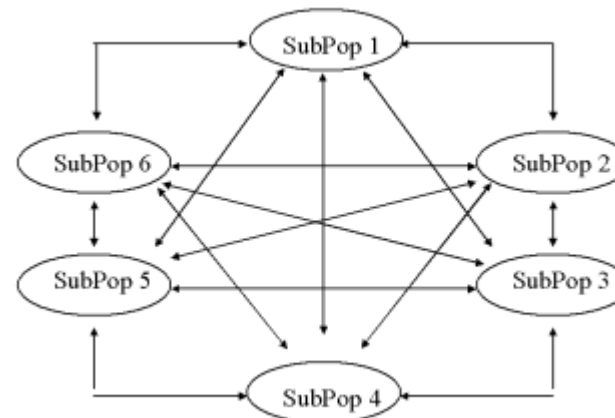
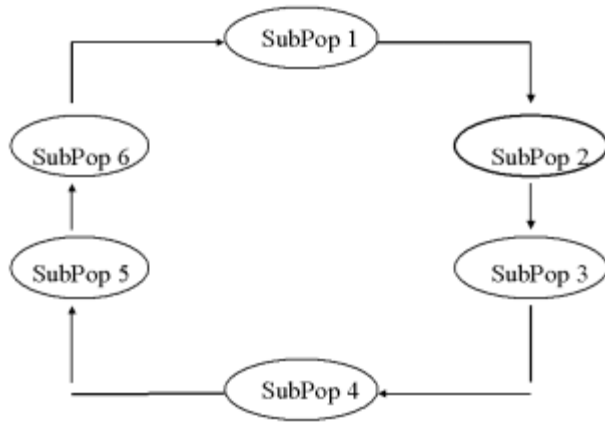
Diverzitás fenntartása

- Niching
- A genetikus algoritmusok területén alkalmazva a nicheket elérhetjük, hogy az algoritmus a lokális optimumokhoz tartozó megoldásokat is megtalálja. Az eljárás egyik megvalósítási módja a **fitness megosztás**, amely az egyes egyedek között elosztja egy adott terület fitness értékét. Így limitálja az egyedek számát a megoldások környezetében.



Diverzitás fenntartása

- Sziget modell. A cél több egymástól független alpopuláció fenntartása, valamely migrációs lehetőség engedélyezésével.
- Gyűrű, szomszédsági, teljes topológiák



Stopping Criteria

- **Generáció szám:** Előre meghatározott generációt futtató algoritmus. A paraméterszám növekedésével ez egyre magasabb kell, hogy legyen.
- **Idő limit:** Az optimumkeresésre fordítható idő előzetes meghatározása alapján.
- **Fitness limit:** Az algoritmus leáll, ha elér egy előre meghatározott fitness értéket
- **Stall generations:** Az algoritmus leáll, ha az átlagos fitness növekedés egy adott érték alá csökken
- **Stall time limit:** Hasonlóan, amennyiben a fitness növekedés leáll egy adott időszakon belül.

Limitations

- A fitness kiértékelésének ideje kritikus, szükséges lehet approx. fitness kiértékelésre
- Érzékeny a komplexitás növekedésére
- Sok esetben a GA lokális optimumhoz konvergál
- Nem alkalmazható döntés jellegű problémák esetén

Példa 1. TSP

- Permutációs reprezentáció
- Minimális elitizmus
- Rulett kerék szelekció
- Davis keresztezés
- Sorrendi mutáció

Példa 2.

http://rednuht.org/genetic_cars_2/

https://www.youtube.com/watch?v=JBgG_VSP7f8