Sebők Dávid

Diplomaterv

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Gépészmérnöki Kar

Épületgépészeti és gépészeti eljárástechnika Tanszék



Diplomatervek

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Gépészmérnöki Kar

épületgépészeti és gépészeti eljárástechnika Tanszék

Sebők Dávid

Diplomaterv

Távhőrendszer tervezése optimalizációs módszerrel

|  |  |
| --- | --- |
| Konzulens:  *Csirmaz István*  Direkt Kft. | Témavezető:  *Dr.* *Jasper Andor*  Adjunktus |

Budapest, 2018

Szerzői jog © Sebők Dávid, 2018.

Szerzői jog © Dr. Jasper Andor, 2018.

Ide kell befűzni az eredeti feladatkiírási lapot!

Nyilatkozatok

*Beadhatósági nyilatkozat*

A jelen tervezési feladat az üzem által elvárt szakmai színvonalnak mind tartalmilag, mind formailag megfelel, beadható.

Kelt, 2018.12.13.

Az üzem részéről:

Csirmaz István

*üzemi konzulens*

*Elfogadási nyilatkozat*

Ezen tervezési feladat a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem Épületgépészeti és Gépészeti Eljárástechnika Tanszéke által a Diplomatervezési és Szakdolgozat feladatokra előírt valamennyi tartalmi és formai követelménynek maradéktalanul eleget tesz. E tervezési feladatot a nyilvános bírálatra és nyilvános előadásra alkalmasnak tartom.

A beadás időpontja: 2018.12.13.

Dr. Jasper Andor

*témavezető*

*Nyilatkozat az önálló munkáról*

Alulírott, *Sebők Dávid* (JIIKQT), a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem hallgatója, büntetőjogi és fegyelmi felelősségem tudatában kijelentem és sajátkezű aláírásommal igazolom, hogy ezt a diplomatervet meg nem engedett segítség nélkül, saját magam készítettem, és a diplomaterv feladatomban csak a megadott forrásokat használtam fel. Minden olyan részt, melyet szó szerint vagy azonos értelemben, de átfogalmazva más forrásból átvettem, egyértelműen, a forrás megadásával megjelöltem.

Budapest, 2018.12.13.

Sebők Dávid

*szigorló hallgató*

Tartalomjegyzék

[Előszó viii](#_Toc533348646)

[Jelölések jegyzéke ix](#_Toc533348647)

[1. Bevezetés 10](#_Toc533348648)

[1.1. Célkitűzések 10](#_Toc533348649)

[1.2. Áttekintés 11](#_Toc533348650)

[2. Genetikus algoritmus, mint optimalizálási módszer 12](#_Toc533348651)

[2.1. A genetikus algoritmusok elve 12](#_Toc533348652)

[2.2. Genetikus algoritmusok bemutatása az utazó ügynök problémán keresztül 13](#_Toc533348653)

[3. Távhőrendszerek tervezésének menete 22](#_Toc533348654)

[3.1. Első részfeladat 22](#_Toc533348655)

[4. Genetikus algoritmus alkalmazása a mátészalkai távhőrendszer optimalizálásához 23](#_Toc533348656)

[4.1. Első részfeladat 23](#_Toc533348657)

[4.2. Második részfeladat 23](#_Toc533348658)

[4.3. N-edik részfeladat 23](#_Toc533348659)

[5. Összefoglalás/Eredmények értékelése 24](#_Toc533348660)

[5.1. Eredmények 24](#_Toc533348661)

[5.2. Javaslatok/Következtetések/Tanulságok 24](#_Toc533348662)

[6. Felhasznált források 25](#_Toc533348663)

[7. Summary 26](#_Toc533348664)

# Előszó

A diplomamunka gerincét főként három tantárgyon ötvözi. Mesterképzésem első félévében a Reaktortechnika alapjai c. tárgy igen kellemes meglepetéssel szolgált a hallgatóságnak, amikor kiderült, hogy nem reakciós egyenletekkel és elektronpályákkal kell foglalkoznunk, hanem gyakorlatban is alkalmazható módszereket fogunk elsajátítani MATLAB program segítségével. Ekkor dolgoztam először többek között egy ún. sztochasztikus algoritmussal, ami kíváncsivá tett és elindított a Genetikus Algoritmusokhoz vezető úton.

A Távhőellátás, illetve Csőhálózatok hidraulikája tantárgyak során pedig Dr. Garbai László és Dr. Jasper Andor tanár Urak ismertették a távhőellátás sarkalatos pontjait, a rendszerben való gondolkodás fontosságát és több példán keresztül is bemutatták, hogy mennyi optimalizálási potenciál rejlik egy-egy ipari rendszerben. Ide tartozik, hogy nagyon bizonytalan voltam a képzés elején és a szakma iránti alázatukkal és lelkesedésükkel nagyban inspiráltak az épületgépészet iránt. Végül, mikor diplomatéma választásra került a sor, már mélyebben foglalkoztam egy bizonyos távhőrendszerrel. Ebben az időben egy beszélgetés során hoztam fel Jasper tanár Úrnak, hogy milyen további potenciált látok még a tervezésben, illetve, hogy szívesen megvizsgálnám egy optimalizációs algoritmussal. Támogatta az ötletet és megemlítette, hogy diplomamunkát is írhatnék belőle – ami ennek köszönhetően zöld utat kapott.

\* \* \*

Nehéz lenne minden embert felidézni, aki hozzásegített az egyetem elvégzéséhez. Elsősorban a családomnak szeretném kifejezni hálámat, akik mindvégig támogattak és nem adták fel a belém vetett hitüket. Köszönöm a rengeteg segítséget csoporttársaimnak, kollégáimnak, akikből mostanra jó barátok váltak. Hálás vagyok sok tanárnak, de különösen Dr. Garbai Lászlónak, aki hitet és motivációt adott a mesterképzéshez. Köszönettel tartozom Csirmaz Istvánnak, aki esélyt adott arra, hogy az iparban is bizonyítsak, illetve amiért időt tudott szakítani a szakdolgozatom elbírálására. Végül, de nem utolsó sorban Dr. Jasper Andornak szeretném megköszönni oktatását, tanácsait és rengeteg türelmét, ami nélkül most nem írhatnám e sorokat.

Budapest, 2018.12.13.

Sebők Dávid

# Jelölések jegyzéke

A táblázatban a többször előforduló jelölések magyar és *angol* nyelvű elnevezése, valamint a fizikai mennyiségek esetén annak mértékegysége található. Az egyes mennyiségek jelölése – ahol lehetséges – megegyezik hazai és a nemzetközi szakirodalomban elfogadott jelölésekkel. A ritkán alkalmazott jelölések magyarázata első előfordulási helyüknél található.

*A táblázatokat ABC rendben kell feltölteni, először mindig a kisbetűvel kezdve. Ha egyazon betűjelnek több értelmezése is van, akkor mindegyiket külön sorban kell feltüntetni. Konstansok esetén az értéket is a táblázatba kell írni. Dimenzió nélküli mennyiségek mértékegysége* 1 *és nem: – ! A jelölésjegyzékben csak SI vagy SI-n kívüli engedélyezett mértékegységeket szabad feltüntetni. Egy dokumentumon belül az SI és pl. az angolszász mértékrendszer nem keverhető! Ezt a bekezdést a végső szövegváltozatból törölje ki!*

Latin betűk

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Jelölés | Megnevezés, megjegyzés, érték | Mértékegység |
| *g* | gravitációs gyorsulás (9,81) | m/s2 |
| *p* | nyomás | bar |
|  |  |  |
|  |  |  |

Görög betűk

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Jelölés | Megnevezés, megjegyzés, érték | Mértékegység |
|  |  |  |
|  |  |  |

Indexek, kitevők

|  |  |
| --- | --- |
| Jelölés | Megnevezés, értelmezés |
| *i* | általános futóindex (egész szám) |
| nom | névleges (nominális) érték |
| opt | legkedvezőbb (optimális) érték |
|  |  |

# Bevezetés

## Célkitűzések

Magyarországon jelenleg újra fellendült az építőipar és ezzel együtt a távhőellátási beruházások is megsűrűsödtek. A piaci verseny kiélezettsége miatt és a jó hírnév, illetve referenciák eléréséhez elengedhetetlen, hogy egy cég megbízható számításokkal dolgozzon, valamint tervezés során a lehető legközelebb kerüljön az optimumhoz, minél kedvezőbb tervvel tudjon pályázni.

A kapcsolódó tantárgyaknak köszönhetően minden olyan számítással találkoztam, ami biztosítja, hogy egy rendszer pontosan működjön és ne teljesítsen alul. Mesterképzésen a Távhőellátás c. tárgyunk során foglalkoztunk optimum-kereséssel. Mátészalka távhőellátó rendszerét vizsgáltuk: az előadások során kiderült, hogy a hálózat tervezői csupán rendszerfüggetlen optimummal számoltak és nem aknázták ki azokat a lehetőségeket, mellyel a beszabályozás során komoly összeget lehet megtakarítani.

Rendszerfüggetlen optimummal számolva a rendszer éves összköltsége 19 906 722 Ft lenne (természetesen a rendszer amortizációjával együtt). Ez egy ideális érték, ami gyakorlatilag akkor valósulhatna meg, ha minden egyes vezetékhez egy minimalizált, egyedi hőforrás csatlakozna. Ennek a fölöslegessége egyértelmű – már csak azért is, mert ez önmagában igen nagy mértékben megnövelné a beruházás költségét. Maradjunk a kezdeti rendszernél és a hozzá tartozó egy darab hőforrásnál. Ebben az esetben ehhez az összeghez és paraméterezéshez egy olyan hálózat tartozna, amely nincs beszabályozva, így ugyan az összesített térfogatárama megfelel a tervezettnek, de az egyes fogyasztókhoz már egyenként közel sem a szükséges térfogatáram, ill. hőáram érkezne.

Beszabályozás után ugyanennek a hálózatnak az éves összköltsége 22 745 306 Ft. Annak idején a tervezők itt álltak meg. Az egyik lehetőség a gazdasági optimalizálásban rejlik. Ennek lényege, hogy fojtáskor ellenőrizzük, hogy az adott szakasz nyomásesése elért-e egy akkora értéket, ami megengedi a fojtás részleges kiváltását átmérőcsökkentéssel. Vannak esetek, amikor több, mint egy mérettel lehet redukálni egy szakasz vezetékeit. Minden alkalommal, amikor ezt meg tudjuk tenni, tisztán csökkentjük a szakasz, s ezzel az egész rendszer beruházási költségét.

A folyamat során a hidraulikai végpontból (melynek változatlanul hagyjuk a rendszerfüggetlen optimumban értelmezett átmérőjét) kell elindulni, majd szakaszról szakaszra haladva a fojtást és az átmérők csökkentését egyszerre érdemes elvégezni. Ezek után már egy gazdaságilag kedvezőbb, viszont változatlanul hatékonyan működő rendszer áll rendelkezésünkre.

Ezen művelet után a vizsgált rendszer tervezett éves összköltsége 22 197 061 Ft lett. Ami 548 244 Ft-os, tehát 2,4%-os csökkenés – vagyis jelentős mértékű, főleg, hogy könnyen algoritmizálható, így minimális mérnöki munkát igényel.

Az elméleti minimum és az eddigi legalacsonyabb költség között maradt (évenkénti) 2 290 340 Ft. A térfogatáramokat meghatározó fogyasztói hőigények és a hálózat kialakítása miatt ezt a különbséget teljes egészében nem lehet eltüntetni. Viszont úgy gondolom, hogy a költségeken lehet még faragni. Ez ihlette a diplomamunkámat, emiatt írtam az optimum-kereső programot. A kulcs a rendszerben való gondolkodás: egy vagy több meghatározó jelentőségű szakasz eddigi optimális értékének megváltoztatása a rendszer egészének javára. Emiatt ugyan lokális költségnövekedés fog fellépni, de az egész rendszer összköltsége ezzel együtt is csökken bizonyos esetekben. Részletezni fogom ennek okát, illetve bemutatom az algoritmust, amit elkészítettem és alkalmaztam.

## Áttekintés

A bevezetést egy általam választott optimalizálási módszer, a genetikus algoritmusok alapelvei és tulajdonságai követik. Ebben a fejezetben részletesen bemutatom az optimalizációs módszer felépítését és működését az Utazó ügynök (Traveling Salesman Agent) példáján keresztül. A továbbiakban a feladat során vizsgált távhővezeték-rendszer tervezését ismertetem: a hálózat struktúráját, az alap- és kiindulási adatokat, a számításokhoz szükséges képleteket, diagramok és elméletek leírását, illetve nyomásesések, rendszerfüggetlen optimum, inverz feladat, beszabályozás és a fojtási optimum kiszámolását. Ezután az általam fejlesztett, kifejezetten ehhez a feladathoz írt genetikus algoritmust fogom ismertetni, amely minden egyes iterációval újra is tervezi és elemzi a rendszert, pontosan úgy, ahogy azt a korábbi fejezet bemutatja. Az utolsó fejezetkben magyar és angol nyelven közlöm a következtetéseimet, illetve azokat az irányokat, amin mentén még érdemes foglalkozni a feladattal. A diplomamunka legvégén találhatóak a források, illetve a függelék, ami további ábrákat, illetve a minden egyes felhasznált algoritmus forráskódját tartalmazza.

# Genetikus algoritmus, mint optimalizálási módszer

## A genetikus algoritmusok elve [1]

A genetikus algoritmusok (*genetic algorithm*, GA) iránt mutatkozó érdeklődésnek sok oka van, de egy dolog biztosan fontos szerepet játszik: bizonyos mértékig kapcsolatban áll az evolúció darwini elméletével, márpedig ennek puszta említése is heves érzelmi reakciókat vált ki sok emberből. A módszer egyik fő előnye, hogy a számítástechnikában előforduló problémák egy nagyon széles osztályára alkalmazható, ugyanakkor általában nem használ környezetfüggő tudást, így akkor is működik, ha a feladat struktúrája kevéssé ismert. A mesterséges intelligencia osztályozása szerint, ebből a szempontból a problémafüggetlen metaheurisztikák osztályába tartozik, amelyek közül a legismertebbek a *szimulált hűtés* (*simulated annealing*), a *tabukeresés* (*tabu search*), és a különböző *hegymászó* módszerek (*hill climbers*); valójában egy *globális optimalizáció*.

Történet, irányzatok

A hatvanas években merült fel először az a gondolat, hogy az evolúcióban megfigyelhető szelekciós folyamatok mintájára olyan számítógépes modelleket lehetne létrehozni, amelyek képesek mérnöki (elsősorban optimalizálási) feladatok megoldására.

Egymástól függetlenül több próbálkozás is született. Németországban *Rechenberg* vezette be az evolúciós stratégiáknak (*evolution strategies*, ES) nevezett módszert, amelyet pl. repülőgépszárnyak valós paramétereinek az optimalizálására használt. Később *Schwefel* továbbfejlesztette az elgondolást. Az evolúciós stratégiák ma is a szelekció alapú heurisztikáknak egy viszonylag önállóan fejlődő ága.

A többi próbálkozás mind Amerikában történt. *Fogel*, *Owens* és *Walsh* egyszerű problémák megoldására szolgáló véges automaták automatikus kifejlesztésével kísérletezett. A kiindulási automaták állapotátmenet mátrixát véletlenszerűen megváltoztatták (azaz mutációt alkalmaztak) és ha az új automata rátermettebb volt, kiválasztásra került. Az új területnek az evolúciós programozás (*evolutionary programming*, EP) nevet adták, amely ma is művelt terület.

Egy nagyon hasonló, de sokkal frissebb terület, a genetikus programozás (*genetic programming*, GP) is említést érdemel. Ez lényegében a genetikus algoritmus egy speciális alkalmazási területe, amikoris a cél meghatározott feladatokat végrehajtó számítógépprogramok automatikus kifejlesztése. Az első ilyen irányú próbálkozás *Koza* nevéhez fűződik. Azt ajánlja, hogy a keresett program maga is fejlődjön az evolúciós folyamat során. Tehát ahelyett, hogy megoldjunk egy feladatot vagy felépítsünk egy evolúciós programot a feladat megoldására, keresni fogunk a lehetséges számítógépes programok terében, és kiválasztjuk a legalkalmasabbat. Létrehozunk egy számítógépprogram populációt, és ezen a populáción hajtjuk végre a genetikus operátorokat, azzal a céllal, hogy kiválasszunk egy olyan programsorozatot, amely megoldja a kitűzött feladatunkat. A keresési tér strukturált programok hipertere, melyet bináris fák tereként tekintünk. A genetikus operátorok ezeknek a bináris fáknak az ágain hajtanak végre módosításokat.

A genetikus algoritmus (*genetic algorithm*, GA) kifejlesztése *Holland* nevéhez fűződik. Ő és diákjai alapozták meg a University of Michigan egyetemen azt a területet, amely kutatás eredményeit Holland foglalta össze. Az ő célja kezdetben nem optimalizáló módszer kifejlesztése, hanem a szelekció és az adaptáció számítógépes és matematikai modellezése volt.

Az említett négy fő terület gyűjtőneve evolúciós számítások (*evolutionary computation*). Ezek a területek a mai napig megőrizték identitásukat, de nem kizárt, hogy ennek inkább történeti, mintsem lényegi okai vannak. Mostanában megfigyelhető az egyre élénkebb információcsere a területek között, a módszerek fő komponensei és alapelvei lényegében megegyeznek.

Mire használjuk a genetikus algoritmusokat?

Sok olyan feladat van, melyre még nem fejlesztettek ki elég gyors algoritmusokat. A legtöbb ilyen feladat az optimalizációs feladatok osztályából kerül ki. A nehéz optimalizációs feladatoknál megelégszünk a közelítő megoldásokkal is, és ezen közelítő megoldásokra keresünk hatékony algoritmusokat.

Bizonyos nehéz optimalizációs feladatok megoldására használhatunk valószínűségi algoritmusokat, melyek nem biztosítják az optimum megtalálását, de a hiba valószínűsége tetszőlegesen kis értékre választható. Ezek az algoritmusok sok gyakorlati optimalizációs feladatnál használhatók, ezenkívül kombinatorikai szélsőérték feladatoknál is.

Általában véve, bármilyen megvalósítandó absztrakt feladat megoldása, függetlenül a megfogalmazástól, felfogható egy keresésként, amely a potenciális megoldások terében történik. Tehát ezt a feladatot egy optimalizációs folyamatnak tekinthetjük, melynek során a megoldások közül a „legjobbat” keressük.

A megoldások terének nagyságától függően megválaszthatjuk a megfelelő kereső technikákat. Kis tereknél általában megelégszünk a klasszikus, minden lehetőséget kimerítő (*exhaustive*) eljárásokkal, nagyobb tereknél viszont a mesterséges intelligencia módszereit kell alkalmaznunk. Ilyen módszerek a genetikus algoritmusok; olyan sztochasztikus algoritmusok, melyek keresési módszerei bizonyos természeti folyamatokat modellálnak, éspedig a genetikus öröklődést és a darwini küzdelmet az életben maradásért. *Michalewitz* szerint: „…a genetikus algoritmusokat megalapozó hasonlat a természetes evolúció hasonlata. Az evolúció során az egyes fajok feladata az, hogy minél jobban alkalmazkodjanak egy bonyolult és változó környezethez. A ‘tapasztalat’, amelyet az egyes fajok az alkalmazkodás során szereznek, beleépül az egyedek kromoszómáiba.”

A GA-k a valószínűségi algoritmusok osztályába tartoznak, de nagyon különböznek a véletlen algoritmusoktól, ugyanis direkt és sztochasztikus keresési jellegzetességeket együttesen használnak. A másik fontos jellemzőjük az ilyen genetikus alapú keresési módszereknek, hogy fenntartják a lehetséges megoldások egy népességét, halmazát, míg az összes többi módszer a tér egyetlen pontjával foglalkozik. A többirányú keresés során a GA-k támogatják a genetikus információ felgyülemlését és az információcserét az irányok között. A népesség egy szimulált fejlődésen esik át: minden generációban a viszonylag „jó” megoldások reprodukálódnak, míg a viszonylag „rossz” megoldások eltűnnek. A megoldások közti megkülönböztetést egy kiértékelő függvény végzi, amely a környezet szerepét játssza.

Miért genetikus az algoritmus?

A genetikus algoritmusok a szakkifejezéseket a genetikából vették át. A *populáció*, *népesség* (*population*) tagjai *egyedek* (*individuals*), más néven *kromoszómák* (*chromosome*) vagy *sztringek* (*string*). Az egyedek *génekből* (*gene*) állnak, gének lineáris sorozatából, és minden gén bizonyos jellegzetesség(ek) öröklődését szabályozza. Adott jellegzetességet hordozó gének az egyed megfelelő részein helyezkednek el. Az egyedek egy adott jellegzetessége (például a hajszín) többféleképpen nyilvánulhat meg, így a megfelelő gén különböző állapotokban lehet, ezeket az állapotokat *tulajdonságértékek* (*alleles*) jellemzik.

Minden egyed, kromoszóma egy potenciális megoldását fogja képviselni a megoldandó feladatnak. Az egyedek populációján végbemenő evolúciós folyamat a potenciális megoldások terében történő keresésnek felel meg. A keresésnek két (látszólag ellentétes) célkitűzés közül kell választania: felhasználni a pillanatnyilag legjobb megoldásokat vagy felderíteni az egész keresési teret. Az ún. „hegymászási technika” például olyan stratégia, amely felhasználja a legjobb megoldást a pillanatnyi előrehaladás érdekében, másrészt mellőzi a keresési tér felderítését. A véletlen keresések az egész teret figyelik, viszont figyelmen kívül hagyják a tér ígéretes részeit. A genetikus algoritmusok olyan általános célú (doméniumfüggetlen) keresési módszerek osztályát alkotják, melyek rendkívüli egyenleget állítanak fel a keresési tér felderítése és lokális felhasználása között.

Előnyök, hátrányok

A GA-k sikeresen alkalmazhatók olyan optimalizációs feladatokra, mint: huzalhálózatok elhelyezése, menetrendek tervezése, játékelmélet, kognitív modellezés, szállítási problémák, utazó ügynök típusú problémák, optimális kontroll feladatok, adatbázis lekérdezés stb.

A GA-k hátránya viszont az, hogy minden egyes feladatra magukban foglalják a keresési tér ábrázolását, figyelembe véve a feladat céljait, tehát nem lehet egy általános algoritmust írni, amely minden feladatra alkalmazható.

Hogyan építünk fel egy genetikus algoritmust?

Egy genetikus algoritmusnak egy adott problémára a következő öt összetevőt kell meghatároznia:

* a potenciális megoldások problémafüggő genetikus reprezentációja,
* a potenciális megoldásokból ki kell választani egy kezdeti populációt,
* egy kiértékelő függvény megválasztása, amely a környezet szerepét játssza és az egyedek rátermettségét (túlélési rátermettség) méri: rátermettség, fitness függvény,
* genetikus operátorok meghatározása, melyek az utódok változatosságát biztosítja,
* bizonyos paraméterek megadása (populáció mérete, a genetikus operátorok alkalmazásának valószínűségei stb.).

## Az utazó ügynök probléma

Az utazó ügynök probléma egy [klasszikus optimalizálási](https://hu.wikipedia.org/w/index.php?title=Kombinatorikus_optimaliz%C3%A1l%C3%A1s&action=edit&redlink=1) [probléma](https://hu.wikipedia.org/wiki/Probl%C3%A9ma). Kiváló példa a [bonyolultság-elmélet](https://hu.wikipedia.org/w/index.php?title=Bonyolults%C3%A1g-elm%C3%A9let&action=edit&redlink=1) által [NP-nehéznek](https://hu.wikipedia.org/w/index.php?title=NP-neh%C3%A9z&action=edit&redlink=1) nevezett problémaosztályra. Az utazó ügynök problémájához kapcsolódó [matematikai](https://hu.wikipedia.org/wiki/Matematika) feladatokkal először [*Sir William Rowan Hamilton*](https://hu.wikipedia.org/wiki/William_Rowan_Hamilton) és [*Thomas Penyngton Kirkman*](https://hu.wikipedia.org/w/index.php?title=Thomas_Kirkman&action=edit&redlink=1) foglalkoztak az [1800-as években](https://hu.wikipedia.org/wiki/1800-as_%C3%A9vek).

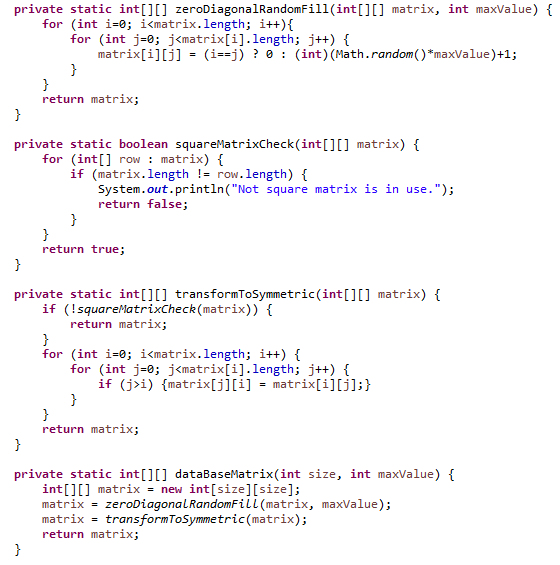
Adott n város, illetve a távolság (alternatív esetben útiköltség) bármely két város között, valamint egy utazó ügynök. Keressük azt a legrövidebb utat melyet az ügynök megtesz egy adott városból indulva, úgy, hogy közben minden várost pontosan egyszer érint, majd a kiindulási városba tér vissza. Összesen (n-1)!/2 különböző út közül kell választanunk – ami megegyezik a [Hamilton-körök](https://hu.wikipedia.org/wiki/Hamilton-k%C3%B6r) számával egy n pontú [teljes gráfban](https://hu.wikipedia.org/wiki/Teljes_gr%C3%A1f).

A legkézenfekvőbb megoldás az összes [permutáció](https://hu.wikipedia.org/wiki/Permut%C3%A1ci%C3%B3) megvizsgálása, és a legkisebb súlyú Hamilton-kör kiválasztása lenne, de tekintve, hogy ez n! függvénye (ahol n a városok száma), nagyobb n-ekre ez a megoldás kivitelezhetetlen a jelenleg ismert technológiákkal. Emiatt foglalkozik az operációkutatás olyan algoritmusokkal, melyek belátható időn belül adnak optimális vagy közelítő eredményeket az utazó ügynök problémán alapuló felvetésekre.

## Genetikus algoritmus bemutatása az utazó ügynök problémán keresztül

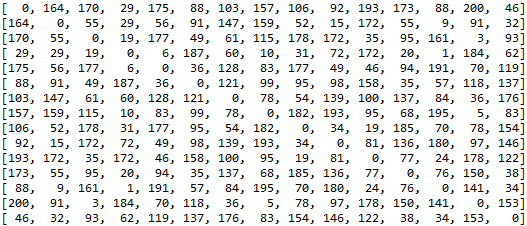
Ebben a fejezetben egy saját készítésű genetikus algoritmust Java nyelven írtam és a legfrissebb Eclipse fejlesztői környezetet használtam hozzá. A projekt tartalmaz egy összetettebb és egy egyszerűbb algoritmust is, melyek összehasonlításával szándékozom reprezentálni a genetikus operátorok hatékonyságát.

Mindkét verzió ugyanazt az adatbázist használja a hiteles összehasonlítás érdekében. Távolság helyett útiköltség értékeket rendeltem két város közé – avagy matematikai megközelítéssel a gráf éleihez. Az algoritmus egyik bemenő paramétere az útiköltségek maximuma, a másik paramétere pedig a probléma során érinteni kívánt városok száma. Ezek alapján első lépésként létrehoztam az adatbázist, ami egy n x n-es szimmetrikus mátrix, amely tartalmazza bármely két város közötti útiköltség értékét:



*2.1-es ábra: az adatbázis létrehozásához használt metódusok*

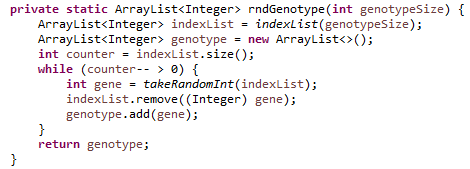
Az útiköltség minimális értéke 1, valamint a kód tartalmaz egy ellenőrző metódust négyzetmátrixra opcionális későbbi felhasználás céljából. A szimmetrikus transzformálást optimálisan írtam meg: a metódus csak a mátrix egyik felén fut le.



*2.2-es ábra: az adatbázismátrix 15 várossal, 200-as értékű maximális útiköltséggel*

A következő lépésben létrehozom az első 4 egyedet, amelyek a kezdeti populációt fogják alkotni. Az egyedeket permutációs módszerrel ábrázoltam, mivel konkrétan a megoldás a városok egyfajta sorrendje lesz.

Az algoritmus során a könnyebb számolás miatt gyakori az egyedek egyfajta kódolása. Egy ilyen kódolás adja az egyed genotípusát (genotype). Műveleteket az egyed genotípusával végzünk, a folyamat végén ebből dekódoljuk az optimális megoldást.



*2.3-as ábra: egy kezdeti egyed létrehozása véletlenszerű kiválasztással*

Jelen esetben magán az egyeden nem szükséges átalakítást végeznünk, mivel a permutációs leképezés kiváló formátum rekombinációs operátorok használatára. Ebből kifolyólag az egyed és annak genotípusa ebben a példában megegyezik. A genotípus elemeit (géneket) egy listában (dimenziótlan vektor) tároltam.

Az összetettebb algoritmus egy elitista szelekcióra épül, melynek lényege, hogy az adott populáció legrátermettebb egyedeit választjuk ki és belőlük hozzuk létre a következő populációt. Jelen esetben az algoritmus létrehoz 4 kezdeti egyedet, abból különböző rekombinációs operátorokkal meghatároz további 8 példányt és az így létrejött 12 egyedből választja ki a 4 legjobb értékkel rendelkezőt. Előfordulhat, hogy egymás után több generáció is ugyanabból a 4 egyedből fog állni – jellemzően az iteráció utolsó szakaszában.

*genetic-figure-1b*

*genetic-figure-1*

*genetic-figure-1d*

*genetic-figure-1c*

*2.4-es ábra: Az általam írt algoritmus 4 darab véletlenszerűen generált egyedből alkotja meg a kezdeti populációt.*

Rekombinációs operátorok

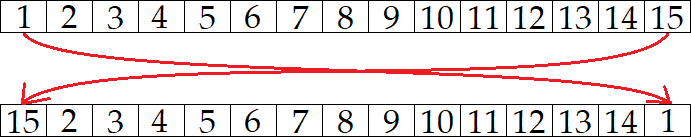
A rekombinációs (recombination) operátor két egyed (szülők) reprezentációjából generál új egyedet, egyedeket. Ez a klasszikus biológiai utód létrehozásának felel meg. A GA alapvető kereső operátora, a rekombináció, az új egyedek létrehozásában döntő szerepet játszik.

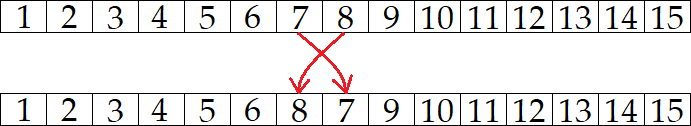
Mutáció

A mutációs (mutation) operátor meglévő egyedeket módosít úgy, hogy véletlenszerűen megváltoztatja azok bizonyos tulajdonságait. A mutáció segít szélesíteni a keresési teret, viszont óvatosan szabad csak alkalmazni, mert elronthatja a gondosan kiválasztott szülői tulajdonságokat.

Véletlen génenkénti mutáció

A mutáció legegyszerűbb és legkézenfekvőbb formája, hogy az egyes géneket bizonyos valószínűséggel megváltoztatjuk. Bitsorozat esetén szimplán negáljuk a megfelelő értéket, valós vektoroknál az eredeti értéket egy véletlen értékkel helyettesítjük, ügyelve természetesen arra, hogy az új érték értelmezhető legyen az adott pozícíóban. Egy másik verzió szerint találomra veszünk n ·  darab gént, és azokat változtatjuk meg.





*Véletlen bitenkénti mutáció. A mővelet során az egyed 2 génje negálódik.*

Véletlen elemi permutáció

Egy másik könnyen megvalósítható mutációs algoritmus a véletlen elemi permutáció. Igazából akkor van jelentősége, ha az egyedek permutációkkal vannak ábrázolva, hiszen az esetben eme tulajdonságot nem szabad a mutáció során sem elrontani. Ilyenkor az aktuális permutációt megszorozhatjuk (i j) transzpozícióval (1 ≤ i, j ≤ n), aminek eredménye egy olyan permutáció lesz, amiben az i. és j. érték helyet cserél. A mutáció valószínűségét egyedenként vizsgáljuk, egy kiválasztott egyednél akár több elemi permutációt is végrehajthatunk.

Az egyedeket leíró tulajdonságok megjelenésének összességét fenotípusnak (phenotype) nevezzük. Felfogható úgy, hogy a fenotípus az egyed valóságban vett absztrakt vagy hétköznapi megjelenése, a genotípus ennek egy leképezése valamely az algoritmus során használható adattípusba. Ezt a leképezést kódoló függvénynek, a kimeneti változóit géneknek (gene), azok adott egyednél felvett értékeit alléloknak (allele) nevezzük. Ezek szerint, a kódoló függvény az egyes egyedek tulajdonságait képezi le génekbe.

A GA minden egyes iterációs lépése újabb és újabb populációkat állít elő. Az iterációs lépések során keletkező populációkat generációknak (generation) hívjuk. Az algoritmus minden generáció során új populációt állít elő az aktuális felhasználásával. Az új egyedek beépülnek a populációba lecserélve annak néhány, vagy akár az összes tagját. Utóbbi esetben generációs (generational) algoritmusról beszélhetünk. Ha a populáció mindössze egy elemű (*µ* = 1), akkor helybeni (steady state) az algoritmus. Sok esetben szokták az aktuális populáció adott számú, százalékú legjobb példányát automatikusan, változtatás nélkül bepakolni az újba. Az ilyen megvalósítást elitistának (elitist) hívjuk.

Fitneszfüggvény

A megoldások értékeit egy rátermettségi- vagy szokásos terminológiával fitneszfüggvény (fitness function) segítségével adjuk meg. Ennek a függvénynek kell heurisztikusan keresni a globális optimumát. Így érvényesül a darwini „legrátermettebb túlélése” elv, mivel minél rátermettebb egy elem, annál jobban megközelíti a fitneszfüggvény értéke a globális szélsőértéket. A fitneszfüggvény megválasztása lehet a legnehezebb feladat, és egyben a legfontosabb is, hiszen ennek segítségével mérjük az egyedek teljesítményét, alkalmasságát.

Kiszámolása az algoritmus szempontjából sok időt vesz igénybe, ezért megválasztása jelentős a futási idő szerint is. Ha kromoszóma n bit hosszúságú, akkor a rátermettségi függvény a keresési téren egy n-dimenziós rátermettségi tájképet (fitness landscape) határoz meg. Valós vektorok esetén ez a függvény egy n-dimenziós folytonos valós függvény lesz. A GA megoldása ekvivalens a rátermettségi tájkép globális szélsőértékének keresésével.

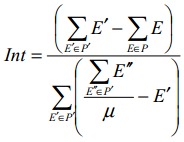
Az utazó ügynök probléma esetén egyértelmű a fitneszfüggvény kérdése: amelyik egyed permutációjához rövidebb körbejárási út tartozik, az lesz a rátermettebb. Ehhez alkottam egy 15x15-ös szimmetrikus mátrixot, melyet feltöltöttem a különböző városok közötti távolságokkal. Véletlenszám generátort használtam, így természetesen a síkban nem lenne kivitelezhető a városok elrendezése (csak egy 14 dimenziós térben). Szerencsére a genetikus algoritmus helyes működése független attól, hogy valóságban a 15 város leképezhető távolságokra helyezkedik-e el egymástól. Röviden: a fitneszfüggvény az egyed első elemét betölti egy „sor” változóba, a másodikat pedig egy „oszlop” változóba. Ezek együtt fogják kiadni a távolság-mátrix megfelelő elemét. Ezután a „sor” változó a második elem lesz, az „oszlop” változó pedig a harmadik. Eközben a távolságokat folyamatosan összeadja a program egy „fitnesz” változóba. Végül az egyed utolsó és első eleme fogja meghatározni az összesített távolsághoz adandó utolsó értéket a mátrixból.

Szelekció

Alapvető fontossággal bír az algoritmus szempontjából, hogy miként jutunk új megoldásokhoz. A meglévő egyedeken végzett műveleteket, amelyek új lehetséges megoldásokat állítanak elő kereső operátoroknak hívjuk. Háromféle operátort különböztetünk meg, melyek mindegyikét, vagy egy részét használjuk az eljárás során. Ezek: a szelekció, rekombináció, és a mutáció.

Az egyedkiválasztás, vagy szelekció (selection) operátor az aktuális populációból alkalmas szülőket (párokat) választ, utódnemzés céljából. Ez azért is fontos, mert a módszer használata során nem kívánunk „légből kapott” adatokkal kisérletezni, hanem szeretnénk az addig elért eredményeket felhasználva tökéletesíteni azokat. A művelet során a szelekciós állományból (selection pool) választunk bizonyos feltételek szerint egyedeket, és helyezzük a szülői állományba (mating pool). A szelekciós állomány kezdetben általában megegyezik a teljes populációval. A szülői állományt addig kell növelni, amíg az új egyedek létrehozásához elegendő szülő nem kerül bele, ez a GA esetében klasszikusan megegyezik a populáció méretével.

Az egymástól különböző szelekciós metódusok működését összehasonlíthatjuk, értékelhetjük többféle tulajdonsággal. A szelekciós intenzitás (selection intensity) a populáció átlagos rátermettségének változását mutatja a szelekció hatására:



Ahol P΄a szelekcióval létrehozott populációt jelöli. Vagyis az intenzitás az új és régi populációk átlag rátermettségének különbsége, osztva az új populáció szórásával.

A változatosság elvesztése (loss of diversity) azon egyedek aránya, amelyek nem kerültek kiválasztásra. Azaz:

003

Ezen tulajdonságokkal jól vizsgálhatjuk az algoritmusunk szelekciós működését. A szelekciós intenzitás megmutatja, hogy az algoritmus milyen mértékben választja ki a legrátermettebb egyéneket. Ha a változatosság elvesztése túl magas, félő, hogy a keresési tér beszűküléséhez és korai, nem feltétlenül globális optimumhoz való konvergenciához vezet, mivel az új populáció túl sok azonos egyedből áll.

Véletlen kiválasztásos szelekció

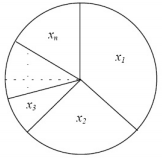
A legegyszerűbb, ámde legkevésbé hatékony szelekció. Gyakorlatilag az aktuális populációból véletlenszerűen választunk szülőket. Lehet ismétléses vagy ismétlés nélküli. Előbbinél a szelekció során minden egyes lépésnél minden egyed azonos eséllyel kiválasztható, míg az utóbbi esetben a már kiválasztott egyedek nem vesznek részt a további kiválasztásban. Legnagyobb hátránya az, hogy nem veszi figyelembe azt a darwini alapelvet, miszerint a rátermettebb egyedek nagyobb eséllyel érvényesülnek az egyedlétrehozásban.

Rátermettség-arányos szelekció

A rátermettség-arányos szelekció (fitness proportionate selection) esetében egy egyed kiválasztásának valószínősége annál magasabb, minél nagyobb a rátermettsége a populáció átlagához viszonyítva. Visszatevéses szelekció, azaz minden lépésnél mindegyik példány (újra) kiválasztható.

Megvalósítása általában a rulett módszerrel történik, ami az egyik legrégebbi, és leginkább használt szelekciós operátor. Az algoritmus analógiája egy rulettkerék: a kerületén felvesszük az egyedeket p(Ê) hosszarányú körcikkekkel. Ahol a „golyó” megáll, az egyed kiválasztásra kerül.

Előnye, hogy könnyen megvalósítható, és figyelembe veszi a szülők rátermettségét. Hátránya, hogy egy nagy rátermettségű egyed aránytalanul sokszor bekerülhet a szülők közé, ezáltal beszűkülhet az algoritmus keresési tere. Ennek elkerülésére szokták a fitnessz függvényt skálázni (scaling). Például, ha a fitnessz függvény exponenciális, akkor egy megfelelő g(x) = c - log(x) függvény lineárissá teheti.



Rulett szelekció szemléltetése kördiagrammal. Az egyes egyedek kiválasztási esélye a körcikkely méretével arányos

Sztochasztikus univerzális mintavétel

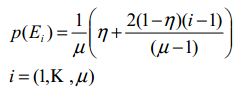
A sztochasztikus univerzális mintavétel (stochastic universal sampling, SUS) fitnessz alapú szelekció. A rulett szelekció olyan módosított változata, amely minimalizálja a művelet során az azonos egyedek többszörös kiválasztását. Itt úgy osztjuk fel a rulettkereket, hogy figyelembe vesszük az egyedek várhatókiválasztásainak számát:

004

A rulett kerületén *µ* darab mutatót helyezünk, azt egyenlő részekre felosztva. „Pörgetés” után azt az egyedet választjuk ki, amelyik a leközelebbi mutatóhoz esik pörgésirány szerint.

Lineáris rangsorolás

A rangsorolásos szelekció (ranking, linear ranking) szintén a fitnesszérték alapú módszereknél előforduló szórásbeli hátulütőket kívánja kiküszöbölni. A populáció egyedeit sorbarendezzük rátermettség szerint, kezdve a legrosszabbtól a legrátermettebbig. A sorszámozás egyedi, tehát azonos fitnessz értékű egyedek sorszáma eltérő. Az egyes egyedek kiválasztásának valószínősége lineárisan függ azok sorszámától:



Ahol *η* a legrosszabb rátermettségű példány kiválasztási valószínősége (0 ≤ *η* ≤ 1). A legrátermettebb egyed szelekciós esélye 2-*η* lesz, a köztes elemek valószínűségei lineárisan eloszlanak a két szélsőérték között.

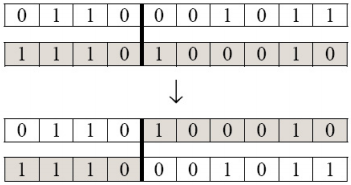
Pár-verseny szelekció

A versengő, vagy pár-verseny szelekció (binary tournament selection) nem fitnessz arányos szelekció. A módszer *µ* lépéses ciklusból áll. Minden lépésben előre rögzített T (tour) darab elemet választunk ki véletlenszerűen a populációból. Majd az így kapott elemek közül a legrátermettebbet választjuk a szülők közé. Pár-versenyről valójában T=2 esetén beszélhetünk, ami a leggyakrabban használt paraméterérték. Előnye, hogy kisebb eséllyel veszít a változatosságból, cserébe általánosan kisebb a szelekciós intenzitás, mint a rátermettség arányos metódusoknál.

Rekombináció

Egypontos keresztezés

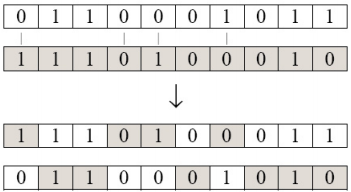
Egypontos keresztezésnél (1-point crossover) az egyedeket egy véletlenszerűen kiválasztott i. bitnél (1 ≤ i < n) elvágjuk. Az új egyed az egyik szülő tulajdonságait 1,...,i bitig, a másik szülő tulajdonságait (i+1),...,n-ig örökli. Lehetséges két új egyed (testvérek) létrehozása is: a második keletkező egyed, analóg módon a szülők kromoszómáinak másik feléből áll össze, ahogy azt az alábbi ábra is mutatja.



*Egypontos keresztezés. A keresztezési pont (crossover point) a 4. génnél van.*

Egyenletes keresztezés

Egyenletes keresztezés (uniform crossover, UX) használatával az utód egyes génjei a szülők azonos génjeinek valamelyike lesz. Az i. utódgén 0,5 eséllyel az egyik vagy a másik szülő azonos génje lesz. Ez alapján átlagosan a gének fele cserélődik ki a szülők között.



*Egyenletes keresztezés. A két utód 4-4 génben tér el a szülőktől.*

Formálisan leírva:

008

Ahol  az utód, ,  a szülők megfelelő génjeit jelöli, *a* pedig minden génre véletlenszerűen választott együttható {0,1} halmazból.

Köztes keresztezés

A köztes keresztezés (intermediate recombination) az egyenletes keresztezés kissé módosított változata. A különbség annyiban rejlik, hogy az előbb megadott formulában *a* értéke [-h, 1+h] intervallumban mozoghat (h ≥ 0). Tehát az utód génjeinek értéke szüleik génjeinek egy függvénye lesz, ami azt jelenti, hogy nem közvetlenül a szülői tulajdonságokat örökli.

# Távhőrendszerek tervezésének menete

## Első részfeladat

# Genetikus algoritmus alkalmazása a mátészalkai távhőrendszer optimalizálásához

## Első részfeladat

Főfeladatból lehetőleg háromnál több ne legyen!

## Második részfeladat

## N-edik részfeladat

# Összefoglalás/Eredmények értékelése

## Eredmények

Az összefoglaló értékelés a három oldalt lehetőleg ne haladja meg! Az elvégzett munka és eredményeinek bemutatása egyes szám első személyben fogalmazva.

## Javaslatok/Következtetések/Tanulságok

A feladat elkészítése során levont tanulságok összefoglalása. Javaslattétel, továbbfejlesztési lehetősége bemutatása, előretekintés a jövőbe stb.

# Felhasznált források

1. Jelasity, Márk. *Genetikus algoritmusok*. (1999): 549-568.
2. Szerző(k) Neve (1999): *Írásművének címe*. Kiadó, Kiadó székhelye. Egyéb azonosítók

# Summary

Az elvégzett munka rövid, másfél oldalt meg nem haladó, de legalább 2/3 oldalnyi terjedelmű angol nyelvű összefoglalása.

Keywords: *keyword1, keyword2, keyword3*