

GENETSKI ALGORITMI – PREDAVANJE

1. UVOD

Literatura:

- o skripta GA (1. dio) (http://www.zemris.fer.hr/~golub/ga/ga_skripta1.pdf)
- o stranica o GA (<http://www.zemris.fer.hr/~golub/ga/ga.html>)
- o skripta PIOA (<http://java.zemris.fer.hr/nastava/pioa/>)

stohastička metoda optimiranja (*usporediti sa hill-climbing metodama*)

opisao John H. Holland (1973.)

uvjet primjene GA: postojanje neodređenog (velikog) broja rješenja optimizacijskog problema

oponašanje evolucijskog procesa

skup rješenja - skup jedinki - *populacija*

svaka jedinka (kromosom) predstavlja jedno rješenje

svaka jedinka ima svoju ocjenu kvalitete - dobrota (*fitness*)

evolucija: 'dobre' jedinke preživljavaju i izmjenjuju svojstva, 'loše' izumiru

struktura genetskog algoritma:

```
pocetak
  stvori populaciju P(0)
  ponavlja
    odaberi P(t) iz P(t-1)
    primjeni genetske operatore na P(t)
    dok nije zadovoljen uvjet zaustavljanja
  kraj
```

elementi GA (moraju biti definirani):

- o funkcija dobrote (*fitness function*)
- o prikaz rješenja
- o početno generiranje rješenja
- o postupak odabira (selekcije)
- o genetski operatori: križanje i mutacija
- o uvjet zaustavljanja
- o izbor parametara GA

pretpostavimo **primjer**: *tražimo minimum funkcije jedne varijable*

2. FUNKCIJA DOBROTE

daje ocjenu dobrote (kvalitete) pojedinog rješenja

nema dodatnih zahtjeva (derivabilnost, neprekinutost...)

ponašanje funkcije cilja često je nepoznato (najveća i najmanja vrijednost, opseg...)

definiramo: *dobrota (fitness)* pojedinog rješenja je mjera kvalitete rješenja - ne mora biti jednaka funkciji cilja!

najčešće: za svaki problem definiramo preslikavanje funkcije cilja (*f*) u dobrotu jedinke (*F*)

primjer: najveća *f* u populaciji = f_{MAX} (najlošija jedinka); tada je dobrota pojedine jedinke: $F_i = f_{MAX} - f_i$

- ✚ općenitiji pristup: preslikavanje u zadani interval (*windowing*)
- ✚ dobrota: $F_i = a + (b - a) \frac{(f_i - f_{\text{worst}})}{(f_{\text{best}} - f_{\text{worst}})}$ (valjano i za minimizaciju i maksimizaciju!)
- ✚ u oba slučaja dobrota je u intervalu $[a, b]$!

3. PRIKAZ RJEŠENJA

- ✚ konačan broj mogućih rješenja (određeni broj bitova)
- ✚ uvjet: definirana donja i gornja granica intervala $[dg, gg]$ za moguća rješenja, za sve varijable
- ✚ višedimenzijske funkcije - više brojeva u jednom kromosomu (vektor)

a. Binarni prikaz

- ✚ originalni GA: **binarni prikaz** (n bitova s 2^n vrijednosti)
- ✚ svaki kromosom: niz od n bitova - jedna vrijednost x iz $[dg, gg]$

000...00	$b = 0$	dg
111...11	$b = 2^n - 1$	gg

- ✚ oznake: b - binarna vrijednost kromosoma; dg, gg - donja i gornja granica; n - broj bitova; x - realna vrijednost

preslikavanje

$$x = dg + \frac{b}{(2^n - 1)}(gg - dg)$$

$$b = \frac{x - dg}{gg - dg}(2^n - 1)$$

- ✚ željena preciznost rješenja (p - broj znamenki iza decimalne točke) određuje duljinu kromosoma

$$n \geq \frac{\log \lfloor 1 + (gg - dg) \cdot 10^p \rfloor}{\log 2}$$

- ✚ npr. $gg - dg = 100$, $p = 4$ decimale, $n \geq 20$

b. Prikaz Grayevim kodom

- ✚ motivacija: udaljenost kromosoma je jednaka i u problemskoj i u algoritamskoj domeni!
- ✚ binarni kromosom: $b = \{b_1 b_2 \dots b_n\}$
- ✚ grayev kromosom: $g = \{g_1 g_2 \dots g_n\}$

```
binarni --> gray
g1 = b1;
za i = 2 do n
    gi = bi-1 XOR bi;
```

```
gray --> binarni
b1 = v = g1;
za i = 2 do n
    ako (gi == 1) v = NOT v;
    bi = v;
```

c. Prikaz brojem s pomičnim zarezmom

- ✚ jednostavnije za implementaciju, puno brže
- ✚ kvaliteta rješenja ovisi o algoritmu i problemu

4. POČETNO GENERIRANJE RJEŠENJA

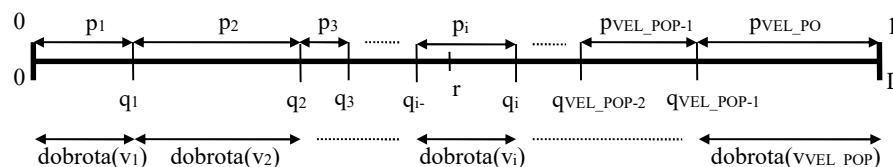
- ✚ najčešće: slučajno izabrana rješenja
- ✚ **primjer:** slučajne vrijednosti iz [dg, gg]
- ✚ problem: primjenjivost slučajno dobivenih rješenja (nevaljana rješenja)
- ✚ ako je skup rješenja teško načiniti - neka druga metoda

5. ODABIR (SELEKCIJA)

- ✚ preživljavanje 'dobrih' i odumiranje 'loših' jedinki
- ✚ različiti postupci odabira razlikuju se po načinu određivanja dobrih i loših jedinki
- ✚ ideja: svaka jedinka ima određenu *vjerojatnost preživljavanja* koja je (manje ili više) proporcionalna s dobrotom jedinke
- ✚ parametar: veličina populacije, N - u većini implementacija je konstantna
- ✚ vrste *postupka odabira*:
 - generacijski (*generational*) - nova populacija se stvara od kopija nekih jedinki stare populacije
 - eliminacijski (*steady-state*) - neke jedinke se eliminiraju a nove ih nadoknađuju
- ✚ deterministički odabir ne daje dobre rezultate! (npr. eliminacija najlošijih)
- ✚ u obje vrste postupka odabira potrebno je definirati **operator odabira**:
 - operator odabira vraća jednu jedinku iz (pod)skupa jedinki na temelju njihove dobrote

a. Jednostavni generacijski odabir (*roulette-wheel selection*)

- ✚ generacijskog tipa, uz korištenje kotača ruleta kao operatora odabira
- ✚ dobrota jedinke D_i , ukupna dobrota D (suma D_i)
- ✚ dobrote se slažu na pravac



- generira se slučajni broj $[0, D]$ i odabire jedan kromosom za sljedeću generaciju
- ponavlja se N puta
- ✚ bolje jedinke - više primjeraka iste, vjerojatnost odabira proporcionalna s dobrotom
- ✚ nedostaci:
 - dobrota mora biti pozitivna
 - jako dobra jedinka dobiva puno kopija - zagušenje populacije
 - velik utjecaj iznosa dobrote - često potrebno skaliranje
- b. Jednostavni eliminacijski odabir (*elimination selection*)**
 - ✚ eliminacijskog tipa, uz korištenje istog operatora odabira (kotač ruleta)
 - ✚ određeni postotak populacije se eliminira, a nove jedinke se stvaraju uporabom genetskih operatora
 - ✚ definira se mjera *nekvalitete*, npr. $D_i^{-1} = D_{\text{MAX}} - D_i$ (kazna)
 - opet se gradi pravac, ali s kaznama
 - generira se slučajni broj i i odabire kromosom za eliminaciju
 - nakon uklanjanja jedne jedinke, pomiče se mjerilo pravca s kaznama
- c. Turnirski odabir (*tournament selection*)**

- ✚ korištenje mehanizma turnira kao *operatora* odabira; postupak može biti eliminacijskog ili generacijskog tipa
- ✚ eliminacijski (*preporučeni*): slučajni odabir k jedinki, najlošija među njima se eliminira i zamjenjuje novom (uporabom genetskih operatora)
 - generacijski: slučajni odabir k jedinki, *najbolja* među njima se prenosi u sljedeću generaciju
- ✚ k - veličina turnira (npr. 3)
- ✚ pogodan za paralelno izvođenje, jednostavan za implementaciju

Neka svojstva postupaka selekcije

- ✚ **Selekcijski pritisak (SP)** - omjer vjerojatnosti preživljavanja dobrih i loših jedinki
- ✚ za operator kotača ruleta, prikladan način definicije dobrote uz zadani SP:

$$F_i = 1 + (SP - 1) \frac{(f_i - f_{\text{worst}})}{(f_{\text{best}} - f_{\text{worst}})}$$

- ✚ uz turnirski odabir, veličina turnira utječe na selekcijski pritisak
- ✚ **Elitizam** - očuvanje najbolje jedinke
- ✚ pokazuje se korisnim (spriječava opadanje kvalitete trenutno najboljeg rješenja)
- ✚ inherentno ugrađeno u eliminacijske odabire - trenutno najbolja jedinka se nikada ne eliminira (*objasniti*)

```

pocetak (GA s k-turnirskim odabirom)
  stvori populaciju P(0)
  ponavljaj
    odaberi k jedinki iz populacije
    pronadi i obriši najlošiju od k odabranih
    generiraj novu jedinku pomoću genetskih operatora
  dok nije zadovoljen uvjet zaustavljanja
kraj

```

6. KRIŽANJE

- ✚ binarni operator
- ✚ koristi se za stvaranje novih jedinki (nakon eliminacije postojećih)
- ✚ dvije jedinke - roditelji, prenose svojstva na rezultat - dijete
- ✚ parametar: vjerojatnost križanja p_c (samo kod generacijskog odabira, nakon stvaranja nove populacije)

a. Binarni prikaz

- ✚ **Križanje s jednom točkom prekida** (*single-point crossover*)
- ✚ **Križanje s dvije ili više točaka prekida** - analogno (*multi-point crossover*)
- ✚ **Jednoliko (uniformno) križanje**
 - promatra se svaki par bitova (*3 kombinacije*)
 - za svako križanje generira se slučajni niz bitova R (slučajni kromosom)
 - **DIJETE** = $AB + R(A \oplus B)$.
- ✚ **Segmentirano križanje** (*segmented*) - prepisuju se bitovi iz jednog roditelja; definira vjerojatnost promjene roditelja (*segment switch rate*) nakon svakog bita
- ✚ *half-uniform, shuffle, reduced surrogate, non geometric, random respectful...*

- u slučaju višedimenzijских kromosoma, na pojedine elemente kromosoma mogu se primijeniti isti operatori
- dodatno: jednostavno križanje: zamjena dijelova višedim. kromosoma
- kada koje križanje? velike populacije, veliki kromosomi - 1 ili 2 točke prekida; male populacije - uniformno

b. Broj s pomičnim zarezom

- jedna (ili više) točaka prekida: zamjena dijelova vektora realnih vrijednosti
- Aritmetičko križanje:** slučajni broj između vrijednosti 2 kromosoma roditelja
 - $D = a \cdot X_1 + (1 - a) \cdot X_2, a \in [0,1]$
- varijante:
 - može se primijeniti na jednu varijablu (*single arithmetic crx*)
 - sve varijable s istim parametrom a (*whole arithmetic crx*)
 - sve varijable s različitim parametrom a za svaku varijablu (*local arithmetic crx*)
- Heurističko križanje:** $D = a \cdot (X_2 - X_1) + X_2, a \in [0,1]$, gdje X_2 predstavlja bolje od dva rješenja!
 - potrebno provjeriti narušavanje ograničenja (po potrebi ponoviti)
- BGA, BLX, SBX, discrete, flat, average...

7. MUTACIJA

- unarni operator
- uloga mutacije:
 - izbjegavanje lokalnih optimuma
 - obnavljanje izgubljenog genetskog materijala (npr. sve jedinke imaju isti bit na nekom težinskom bitnom mjestu)

a. Binarni prikaz

- parametar: vjerojatnost mutacije *jednoga bita*, p_m (obično 0.001 - 0.01)
- vjerojatnost mutacije kromosoma: $p_M \approx 1 - (1 - p_m)^n$, (n je broj bitova u kromosomu)
- primjer: $p_m = 0.005$ (mutira se 5 bitova na 1000), $n = 32$; tada $p_M = 0.148$ (14.8%, tj. svaki 7. kromosom će biti mutiran)
- očekivani ukupni broj mutacija uz N novih članova populacije: $p_M \cdot N$
- Jednostavna mutacija** (*simple mutation*): slučajna promjena jednoga bita unutar kromosoma
- Jednolika mutacija** (*uniform*) - svi bitovi poprimaju slučajne vrijednosti
- Nejednolika mutacija** (*non-uniform*) - kod "boljih" jedinki može se promijeniti samo podskup bitova manje težinske vrijednosti
 - npr. broj bitova = $1 + n \left(1 - \frac{f_{AVG} - f_i}{f_{AVG} - f_{BEST}} \right)$
- Granična mutacija** (*boundary*) - kromosom se postavlja na donju ili gornju granicu područja (00...00 ili 11...11)

b. Broj s pomičnim zarezom

- parametar: vjerojatnost mutacije *jedinke*
- Jednolika mutacija** - slučajni broj u intervalu
- Gaussolika mutacija** - slučajna vrijednost po zadanoj raspodjeli

✚ Granična mutacija - pomak na granicu područja

✚ primjer: GA s eliminacijskim turnirskim odabirom

```
pocetak (GA s k-turnirskim odabirom)
  stvori populaciju P(0)
  ponavljaj
    odaberi k jedinki iz populacije
    pronadi i obriši najlošiju od k odabranih
    nova jedinka = križanje (dviije slučajno odabrane)
    primijeni mutaciju na novu jedinku s vjerojatnošću  $p_m$ 
  dok nije zadovoljen uvjet zaustavljanja
Kraj
```

✚ usporedba: GA s generacijskim jednostavnim odabirom (usporediti jednu iteraciju!)

```
pocetak (GA s generacijskim jednostavnim odabirom)
  stvori populaciju P(0)
  ponavljaj
    provedi N odabira jedinki iz populacije P(t) - duplikati su mogući
    definiraj novu populaciju P(t+1)
    primijeni operator križanja s vjerojatnošću  $p_c$  na P(t+1)
    primijeni operator mutacije s vjerojatnošću  $p_m$  na P(t+1)
    P(t) = P(t+1)
  dok nije zadovoljen uvjet zaustavljanja
Kraj
```

8. UVJET ZAUSTAVLJANJA

- ✚ ne znamo prirodu dobivenog rješenja!
- ✚ neki mogući uvjeti zaustavljanja:
 - broj iteracija (generacija)
 - broj evaluacija fje cilja
 - dostignuta vrijednost fje cilja
 - broj iteracija bez poboljšanja
 - vremensko ograničenje
- ✚ korisno: omogućiti nastavak rada (spremanje trenutnog stanja GA)

9. PARAMETRI GA

- ✚ veličina kromosoma (binarni prikaz), veličina populacije (20-500), postotak eliminacije / vjerojatnost križanja (0.2-0.8), veličina turnira (3-8), vj. mutacije jedinke (0.01-0.5) itd.
- ✚ drastični utjecaj na učinkovitost algoritma
- ✚ razvoj metoda prilagodljivih vrijednosti parametara

10. POGLED IZVANA

- ✚ GA - podvrsta evolucijskih algoritama

- neke druge stohastičke metode: genetsko programiranje (*genetic programming*), simulirano kaljenje (*simulated annealing*), evolucijske strategije, tabu pretraživanje (*taboo search*), optimizacija kolonijom mrava (*ant colony optimization*), optimizacija rojem čestica (*particle swarm*), ...
- dva pristupa:



- prilagođavanje problemu obuhvaća: definicija prikaza rješenja te genetskih operatora za taj prikaz
 - npr. posebni skup operatora za TSP (*travelling salesman*) problem, raspoređivanje itd.
- drugi načini prikaza rješenja:
 - permutacijski vektor, vektor bitova, cijelih brojeva, matrice, stabla, ...
- srodna metoda: **genetsko programiranje** (*genetic programming, GP*) - pretraživanje prostora računalskih programa (algoritama) za rješavanje određenog problema
- rezultati mjerljivi (ili čak bolji) od ljudskih: analogni sklopovi i filteri, pravila za stanične automate, algoritmi raspoređivanja, upravljački algoritmi...

11. PREDNOSTI I NEDOSTACI

Prednosti	Nedostaci
<ul style="list-style-type: none"> proizvoljni optimizacijski problem puno mogućnosti nadogradnje i povećanja učinkovitosti ponavljanje postupka rješavanja daje skup rješenja višemodalni problemi jednostavnost izvedbe 	<ul style="list-style-type: none"> često potrebno prilagoditi problem ili algoritam velik utjecaj parametara priroda rješenja je nepoznata nema 100% učinkovitosti sporst izvođenja

```

def getSolutionCosts(navigationCode):
    fuelStopCost = 15
    extraComputationCost = 8
    thisAlgorithmBecomingSkynetCost = 999999999
    waterCrossingCost = 45
  
```

GENETIC ALGORITHMS TIP:
ALWAYS INCLUDE THIS IN YOUR FITNESS FUNCTION

(Just make sure you don't have it maximize instead of minimize.)