Optimizacija rojem čestica

Nevena Soldat, Tijana Živković, Ana Miloradović, Milena Kurtić

Matematički fakultet, Univerzitet u Beogradu

April 20, 2020

Pregled

- Uvod u optimizaciju rojem čestica
- Osnovni algoritam
- Varijacije parametara
- Primena
- Topologije
- Literatura

Uvod

Šta je optimizacija rojem čestica?

 optimizaciona tehnika zasnovana na inteligentnom ponašanju nekih organizama, kao što su insekti, ptice i ribe

Nastanak:

- Eugene Marais The Soul of the White Ant (1926)
- Marco Dorigo ponašanje kolonije mrava (1990-ih)
- Eberhart i Kennedy algoritam optimizacije rojem čestica (1995)

Algoritam za optimizaciju rojem čestica je otkriven sasvim slučajno, pri pokušaju da se na računaru simulira kretanje jata ptica.



Osnovni algoritam

Osnovni koncepti:

- čestice se kreću kroz višedimenzioni prostor pretrage
- svaka čestica predstavlja jedno moguće rešenje

Neka je $x_i(t)$ pozicija čestice i u trenutku t. Pozicija se menja dodavanjem brzine $v_i(t)$ na trenutku poziciju:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

Brzina se računa kao:

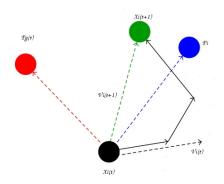
$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 r_1(p_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2(p_g(t) - x_i(t))$$

gde su:

- ullet $p_i(t)$ najbolja pozicija koju je čestica i pronašla do trenutka t
- ullet $p_g(t)$ najbolja pozicija u čitavom roju do trenutka t
- r_1, r_2 nasumične vrednosti iz U[0,1]
- c_1, c_2 konstante



Komponente brzine



- moment prethodno stanje brzine
- kognitivna komponenta tendencija vraćanja u lično najbolje
- socijalna komponenta tendencija ka kretanju ka naboljem globalnom

Pseudokod osnovnog PSO

osnovniPSO.png

Osnovne varijacije: Smanjenje brzina

Modifikacije osnovnog algoritma optimizacija rojem čestica

- Eksploracija istraživanje različitih delova prostora pretrage
- Eksploatacija koncentrisanje oko regije koje garantuje nalaženje rešenja

Smanjenje brzina uvodi se da bi se sprečilo da čestice napuste prostor pretrage usled čestog ažuriranja položaja

$$v_{i}(t+1) = \begin{cases} v'_{i}(t+1), & v'_{i}(t+1) < V_{max} \\ V_{max}, & v'_{i}(t+1) \ge V_{max} \end{cases}$$
(1)

Osnovne varijacije: Inercijske težine

U osnovnu formulu ažuriranja brzine uvodi se težina *w* koji konroliše koliko će prethodni pravac leta uticati na novu brzinu, kao i sam balans izmeu istraživanja i eksploatacije

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2r_{2j}(t)[\hat{y}_{ij}(t) - x_{ij}(t)]$$

Veće vrednosti w olakšavaju eksploraciju, dok manje vrednosti w podstiču lokalnu eksploataciju

- ullet w>=1 roj divergira, brzine idu ka maksimalnoj brzini
- ullet 0 < w < 1 čestice usporavaju, pa konvergencija zavisi od c_1 i c_2
- w < 0 brzine opadaju sve dok ne stignu do nule i time se algoritam zaustavlja



Osnovne varijacije: Koeficijent suženja i model brzine

Ovaj princip je sličan inercijskoj težini, ali se brzine ograničavaju konstantom χ

$$v_{ij}(t+1) = \chi[v_{ij}(t) + \phi_1(y_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + \phi_2(\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t))]$$

gde je

$$\chi = \frac{2k}{|2 - \phi - \sqrt{\phi(\phi - 4)}|},$$

sa
$$\phi = \phi_1 + \phi_2, \phi_1 = c_1 r_1$$
 i $\phi_2 = c_2 r_2$

Modeli brzina se razlikuju u komponentama koje su uključene u jednačinu brzine

- Kognitivni model isključuje socijalnu komponentu
- Socijalni model- isključuje kognitivnu komponentu
- model u kojoj sama čestica neće sebe izabrati za najbolju najbolje rešenje se bira iz susedstva

Primene

- Kontinualni i diskretni problemi
- Oblasti primene: Neuronske mreže, telekomunikacije, istraživanje podataka, dizajn(antene, bluetooth), kombinatorna optimizacija, biomedicina itd.
- Primer: PSO koji rešava problem planiranja razvoja distributivnih mreža
- Šta je distributivna mreža?
 - deo elektroenergetskog sistema koji omogućava da se električna energija distribuira do srednjih i malih potrošača.
- Proces planiranja razvoja distributivnih mreža:
 - Šta?
 - Gde?
 - Kada?



Primene

Formulacija problema

- Faktori minimizacija gubitaka energije, ulaganja u nove objekte i distributivne vodove, maksimizacija pouzdanosti sistema
- Ograničenja kapacitet vodova, naponski nivo opterećenja u čvorovima, radijalnost mreže
- Funkcije cilja gubitak energije, pouzdanost sistema
- Šema kodiranja čestica kodira topologiju mreže, direktno i indirektno kodiranje
- Šema dekodiranja čestica troškovno pristrasno dekodiranje



Primene

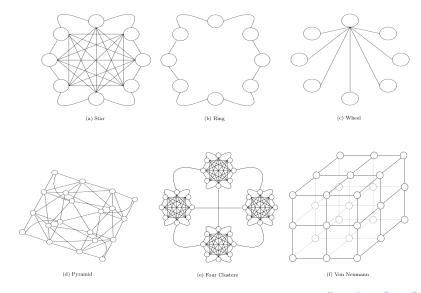
```
Algoritam 2 PSO koji rešava problem planiranja razvoja distributivne mreže
Početak: /*Inicijalizacija - podešavanje veličine populacije i maksimalnog broja
iteracija kmax */
k = 0:
s^k = s_i^0: /*Generisanje početne tačke pretrage za celu populaciju po predloženoj
šemi kodiranja */
v^k = v_i^0; /*Generisanje početne brzine pretrage za celu populaciju po predloženoj
šemi kodiranja */
Dekodiranie svih čestica; /*Po predloženo i šemi dekodirania*/
Oceniti f(k): /* Izračunati vrednosti funkcije cilja svake čestice u tekućoj populaciji
k*/
Ponavliati: /*Globalna iteracija, k*/
v_i^k + 1 = wv_i^k + c_1 rand_1 x(pbest_i - s_i^k) + c_2 rand_2 x(qbest_i - s_i^k); /*Ažuriraj brzinu
za sve čestice *
s_i^{k+1} = s_i^k + v_i^{k+1}; /*Ažuriraj poziciju za sve čestice*/
Oceniti f(k): /* Izračunati vrednost funkcije cilja svake čestice u tekućoj populaciji
k*/
if f(k)>pbest(k) then
  pbest(k+1)=f(k) /*Prihvatiti funkciju cilja f(k) čestice kao pbest(k+1) za tu
  česticu*/
end if
if pbest(k)>gbest(k) then
  gbest(k+1)=pbest(k) i pamti k-tu česticu /*Prihvatiti pbest(k) kao gbest(k+1) i
  sačuvaj k-tu česticu kao najbolju.*/
end if
k = k + 1:
Dok nije ispunjen zahtev za zaustavljanje: /*k > k_{max} */
Izlaz: Najbolje nađeno rešenje.
```

Topologije uticaja

- Na PSO direktno utiče raznolikost populacije kao i socijalna interakcija čestica.
- Čestice u roju uče jedne od drugih tako što razmenjuju informacije o uspešnosti svake čestice i na osnovu dobijenih saznanja postaju više slične svojim boljim susedima.
- Stoga, bitno nam je kako izgleda sama struktura populacije pa imamo više izučavanih topologija uticaja. Neke od njih su:
 - Zvezda
 - Prsten
 - Točak
 - Piramida
 - Četiri klastera
 - Fon Nojmanova struktura



Topologije uticaja



Zaključak

- PSO se u nekim slučajevima pokazao bolji od ostalih tehnika, te postaje zanimljiv za istraživanje i izučavanje.
- Integriše sa različitim algoritmima kako bi ih poboljšao.
- Pored svojih dobrih strana ima i one loše, da brzo konvergira, luta i usporava dok se približava optimumu.