Završni rad br. 2373

Radno okruženje za ispitivanje metaheuristika

Mirta Dvorničić

Mentor: prof. dr. sc. Marin Golub

Fakultet elektrotehnike i računarstva
Sveučilište u Zagrebu

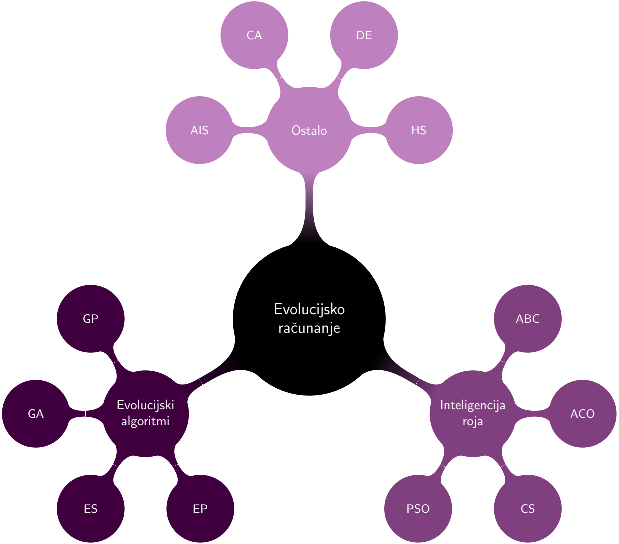
28. lipanj 2012.

Sadržaj

Uvod

- neprimjenjivost *tradicionalnih* pristupa pri rješavanju složenih optimizacijskih problema
- heuristike - algoritmi niske složenosti, nude *dovoljno dobra* rješenja
- metaheuristike - predlošci za oblikovanje problemski specifičnih heuristika
- algoritmi zasnovani na evolucijskom računanju - populacijske metaheuristike inspirirane prirodom

Uvod



CA
DE
AIS
Ostalo
HS
Evolucijsko računanje
GP
GA
Evolucijski algoritmi
ES
EP
ABC
Inteligencija roja
ACO
PSO
CS

Algoritam kolonije pčela (2005.)

- temeljen na samoorganizaciji, specijalizaciji i podjeli rada u koloniji pčela
- izvor hrane predstavlja moguće rješenje
- zaposlene pčele istražuju susjedstvo svojih izvora hrane
- pčele promatrači istražuju susjedstvo boljih izvora hrane

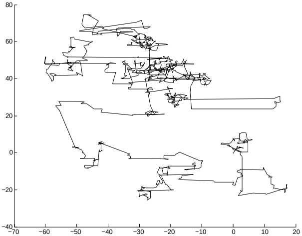
$$v_{m,i} = x_{m,i} + \mathcal{U}(-1,1) \cdot (x_{m,i} - x_{n,i})$$

- pohlepna selekcija između trenutnog i novog izvora hrane
- pčele izviđači napuštaju loše i stvaraju nove izvore hrane ($limit$)

Algoritam kukavičje pretrage (2009.)

- inspiriran parazitiranjem gnijezda te letom vinske mušice i nekih vrsta ptica
- jaje u gnijezdu predstavlja moguće rješenje
- kukavica stvara novo jaje prema Lévy distribuciji

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \cdot Lévy(\beta)$$



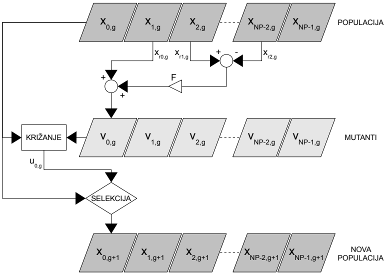
- pohlepna selekcija između stvorenog jaja i slučajno odabranog jaja
- napuštanje loših i stvaranje novih gnijezda (p_a)

Algoritam klonske selekcije (2000.)

- modelira odgovor imunološkog sustava pri izlaganju infekciji
- antitijelo predstavlja moguće rješenje
- jednoliko kloniranje (n, β)
- obrnuto proporcionalna hipermutacija (c)
- statičko starenje (τ_B)
- sljedeća generacija se formira od najboljih hipermutiranih klonova

Diferencijska evolucija (1995.)

- matematički model evolucije
- mutacija određena strategijom pretraživanja tj. odabirom osnovnog vektora i vektora razlike (F)
- križanje ciljnog vektora i vektora mutanta rezultira probnim vektorom (CR)
- pohlepna selekcija između ciljnog vektora i probnog vektora



Algoritam roja čestica (1995.)

- zasnovan na principima inteligencije roja
- položaj čestice predstavlja moguće rješenje
- brzina čestice određuje smjer kretanja (v_{max})
- svaka čestica pamti vlastiti najbolji pronađeni položaj te najbolji pronađeni položaj u susjedstvu

$$\mathbf{v}(t) = \omega \cdot \mathbf{v}(t-1) + C_1 \mathbf{r}_1 (\mathbf{x}_{pbest} - \mathbf{x}(t-1)) + C_2 \mathbf{r}_2 (\mathbf{x}_{gbest} - \mathbf{x}(t-1))$$

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}(t-1) + \mathbf{v}(t)$$

- vremenski promjenjiv faktor inercije (w_{type}, w_{min})

Evolucijske strategije (oko 1960.)

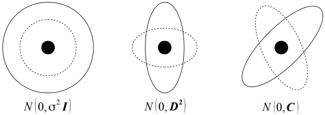
- temeljene na pravilima za automatski razvoj shema optimalnih oblika tijela s minimalnim trenjem u aerodinamici
- osim vektora koji predstavlja moguće rješenje svaka jedinka ima i vektor strategije
- $(\mu/1+\lambda)$-ES - nema rekombinacije, selekcija i iz skupa potomaka i iz populacije

$$x_i = x_i + s_i \cdot \mathcal{N}(0,1)$$

$$s_i = s_i \cdot e^{\tau \cdot \mathcal{N}(0,1)}$$

CMA-ES (1996.)

- osnova algoritma:
  - dekompozicija pozitivno definitne matrice na svojstvene vrijednosti
  - multivarijatna normalna distribucija



- koristi niz statističkih parametara za kontrolu kovarijacijske matrice i veličine koraka s pretpostavljenim početnim vrijednostima
- broj potomaka λ može biti korisnički zadan parametar
- srednja vrijednost $\mathbf{m}^{(0)}$ i veličina koraka $\sigma^{(0)}$ postavljaju se ovisno o problemu

$$\mathbf{x}_k^{(g+1)} = \mathbf{m}^{(g)} + \sigma^{(g)} \mathcal{N}\left(0, \mathbf{C}^{(g)}\right)$$

Inačice CMA-ES

- IPOP-CMA-ES - ponovno pokretanje s rastućom populacijom
- IPOP-aCMA-ES - ponovno pokretanje s rastućom populacijom i negativnom težinskom adaptacijom kovarijacijske matrice
- BIPOP-CMA-ES - ponovno pokretanje s izmjenom rastuće populacije i male populacije slučajno odabrane veličine
- kriteriji za ponovno pokretanje: maksimalan broj iteracija za jedno pokretanje, niz kriterija koji upućuju na stagnaciju
- kriteriji za konačno zaustavljanje: maksimalan broj iteracija, vrijednost dobrote, maksimalan broj ponovnih pokretanja...

Ispitivanje

- ispitni parametri:
  - $term.maxgen = 2000$
  - CMA-ES i inačice: $population.size = 4 + \lfloor 3 \ln n \rfloor$, ostali algoritmi: $population.size = 20$
  - preostali parametri definirani prema uputama iz literature
- ispitne funkcije:
  - Ackley: $f_1(\mathbf{x}) = -20 \cdot e^{-\frac{1}{5}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)} + 20 + e$
  - Griewangk: $f_2(\mathbf{x}) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \prod_{i=1}^{n} cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$
  - Rastrigin: $f_3(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n}(x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i))$
  - Rosenbrock: $f_4(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n-1}\left(100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2\right)$
  - Schwefel: $f_5(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n}(-x_i\sqrt{\sin|x_i|})$

Rezultati

Rezultati ispitivanja za $n = 5$.

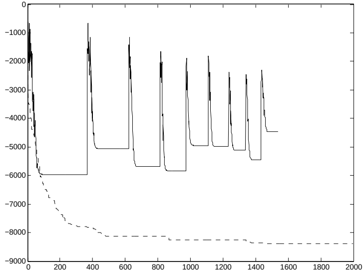
Algoritam	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
ABC	$3.99 \cdot 10^{-15}$	$3.7 \cdot 10^{-13}$	0	0.036	-2094.91
CS	$4.44 \cdot 10^{-16}$	0.012	0	0.07	-2094.91
CLONALG	$2.8 \cdot 10^{-6}$	0.015	$9.02 \cdot 10^{-12}$	0.052	-1976.48
DE	$4.44 \cdot 10^{-16}$	0.015	0	0	-2094.91
PSO	$3.99 \cdot 10^{-15}$	0	0	0.06	-1976.48
ES	$3.99 \cdot 10^{-15}$	0.015	0.99	$7.78 \cdot 10^{-4}$	-1976.48
CMA-ES	$3.99 \cdot 10^{-15}$	0.012	0.99	$9.12 \cdot 10^{-30}$	-1621.16
IPOP-CMA-ES	$1.14 \cdot 10^{-13}$	$5.55 \cdot 10^{-16}$	0	$2.48 \cdot 10^{-15}$	-2094.91
IPOP-aCMA-ES	$2.66 \cdot 10^{-12}$	$1.55 \cdot 10^{-14}$	$2.3 \cdot 10^{-14}$	$2.07 \cdot 10^{-15}$	-2094.91
BIPOP-CMA-ES	$8.57 \cdot 10^{-14}$	$1.77 \cdot 10^{-15}$	0	$9.20 \cdot 10^{-16}$	-2094.91

Rezultati

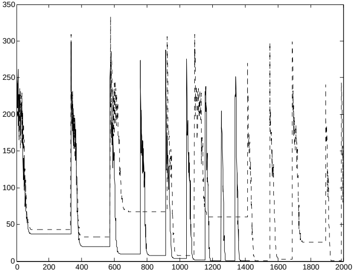
Rezultati ispitivanja za $n = 20$.

Algoritam	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
ABC	$3.95 \cdot 10^{-14}$	$1.64 \cdot 10^{-12}$	0	0.16	-8379.66
CS	$4.88 \cdot 10^{-5}$	0.72	95.33	7.86	-5295.41
CLONALG	0.002	$1.08 \cdot 10^{-4}$	$2.35 \cdot 10^{-5}$	3.38	-7669.03
DE	$7.55 \cdot 10^{-15}$	1.18	4.13	19.7	-7688.76
PSO	$1.72 \cdot 10^{-10}$	0.02	8.95	14.3	-7429.12
ES	1.98	0.81	132.12	15.2	-5538.98
CMA-ES	$3.99 \cdot 10^{-15}$	0	35.82	0.18	-6009.32
IPOP-CMA-ES	$2.18 \cdot 10^{-12}$	$8.33 \cdot 10^{-15}$	$4.80 \cdot 10^{-14}$	$5.19 \cdot 10^{-5}$	-6149.02
IPOP-aCMA-ES	$1.73 \cdot 10^{-11}$	$9.66 \cdot 10^{-15}$	$5.32 \cdot 10^{-14}$	$5.95 \cdot 10^{-13}$	-6149.02
BIPOP-CMA-ES	$1.43 \cdot 10^{-10}$	$5.44 \cdot 10^{-15}$	$2.23 \cdot 10^{-13}$	$7.50 \cdot 10^{-4}$	-6543.83

Rezultati



Usporedba algoritama ABC (isprekidana linija) i IPOP-aCMA-ES (puna linija) na f_5 za $n = 20$.



Usporedba algoritama BIPOP-CMA-ES (isprekidana linija) i IPOP-aCMA-ES (puna linija) na f_3 za $n = 20$.

Zaključak

- ABC jedini pronalazi globalni optimum Schwefelove funkcije kod veće dimenzije
- IPOP-CMA-ES, IPOP-aCMA-ES i BIPOP-CMA-ES opravdali status široko priznatih algoritama za optimizaciju kontinuiranih problema, osobito na Rosenbrockovoj funkciji
- zanimljiv utjecaj ponovnog pokretanja i veličine populacije na konvergenciju
- ispitivanje daje samo okvirnu sliku osobina algoritama, parametri nisu prilagođeni specifičnom problemu
- potrebno je provesti ispitivanje na većem skupu ispitnih optimizacijskih problema te statistički obraditi rezultate