

# Genetski algoritmi - teorija in praksa

doc. dr. Gregor Papa



:: CS0.IJ5.5I

# Teorija



:: CS0.IJ5.SI

# hevristika

- mnogo *optimizacijskih problemov*, bodisi praktične ali teoretične narave, je tako zahtevnih, da bi za njihovo reševanje porabili natančni algoritmi preveč časa
- reševanje s *hevrističnimi metodami*
  - žrtvujemo zagotovilo, da bomo našli optimalno rešitev, dobimo pa relativno dobro rešitev v mnogo krajšem času

# nevronske mreže, genetski algoritmi, kolonije mravelj...

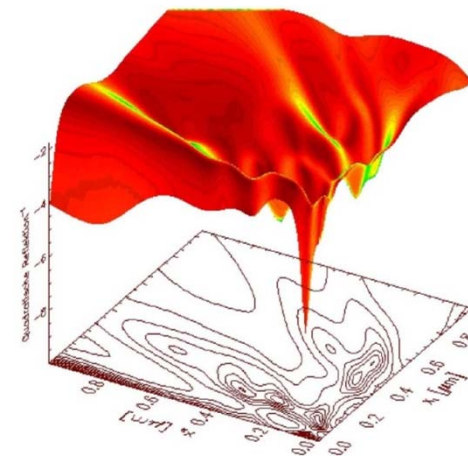
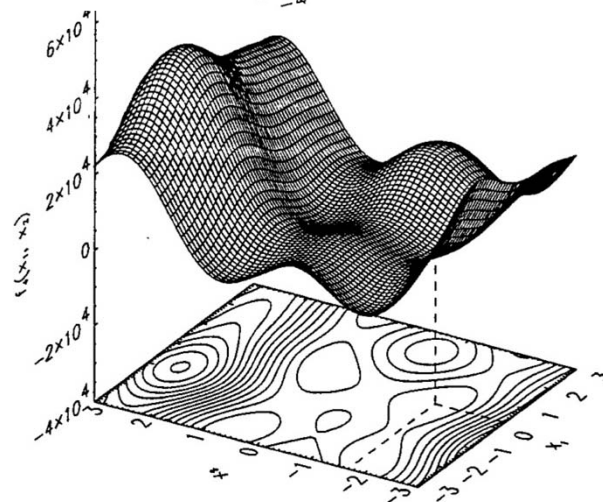
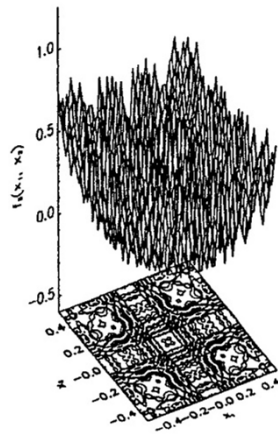
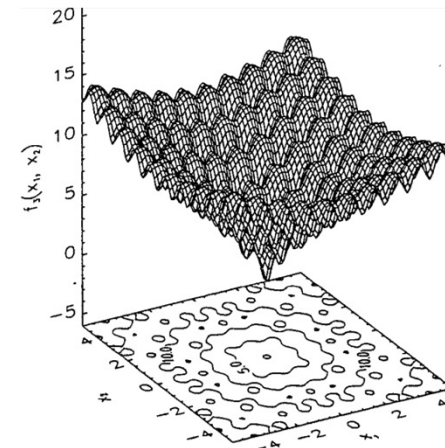
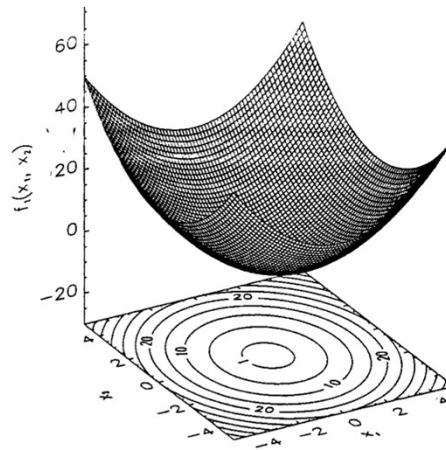
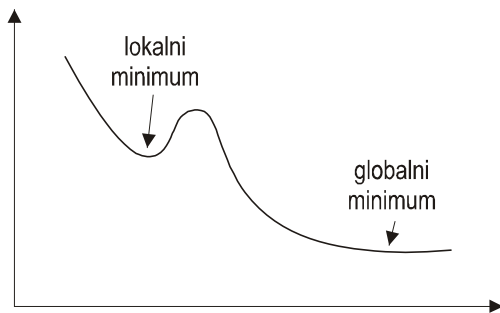
- splošno uporabne optimizacijske metode
- za razliko od klasičnih računskih metod, ki izvajajo programske ukaze zaporedno, izvajajo te metode operacije nad potencialnimi rešitvami iterativno, dokler kriterijska funkcija ne doseže optimuma

# evolucijski algoritmi

- delo s kodiranimi spremenljivkami
- sočasno iskanje množice rešitev
- vrednotenje s sposobnostno funkcijo
  - primernost/ustreznost rešitve
- uporaba vejetnostnih operatorjev
  - izbor, križanje, mutacija
- nepotrebnost poznavanja podrobnosti reševanega problema

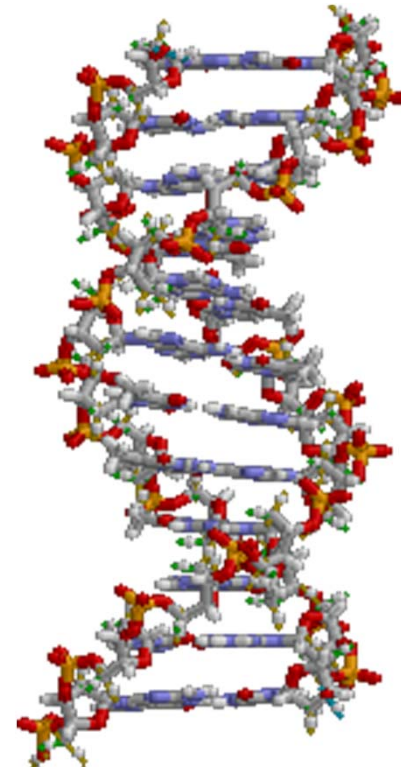
# verjetnostni operatorji

- primerni za nelinearne probleme



# genetski algoritmi

- značilnosti
- psevdo koda
- genetsko operatorji
- prednosti
- uporaba



# značilnosti GA

- predstavitev rešitve s kromosomom
- izdelava začetne populacije
- stroškovna/kriterijska funkcija
- genetski operatorji
- vrednosti krmilnih parametrov



# psevdo koda GA

```
Generacija = 1;  
Inicializacija();  
Evalvacija();  
while Generacija < MaxGen do  
    Reprodukcija();  
    Križanje();  
    Mutacija();  
    Evalvacija();  
    Generacija = Generacija + 1;  
endwhile
```

# kodiranje

- odvisno od vrste problema
- prevedba rešitve v binarni zapis

da, da, ne, da, ne  $\Rightarrow$  1 1 0 1 0

on, off, off, on, off  $\Rightarrow$  1 0 0 1 0

8, 3, 4, 2, 7  $\Rightarrow$  1000 0011 0100 0010 0111

# različice kodiranja

- odvisno od strukture prostora rešitev

– binarno

kromosom A	101100101100101011100101
kromosom B	111111100000110000011111

– permutacija

kromosom A	1 5 3 2 6 4 7 9 8
kromosom B	8 5 6 7 2 3 1 4 9

– vrednosti (realne, simbolne, boolean)

kromosom A	1.2324 5.3243 0.4556 2.3293 2.4545
kromosom B	ABDJEIFJDHDIERJFDLDFLFEGT
kromosom C	(nazaj), (nazaj), (desno), (naprej), (levo)
kromosom D	true, true, false, true, false

# uspešnostna funkcija

- normalizacija stroškovne funkcije na  $[0,1]$
- uspešnost (fitness) se uporablja za evalvacijo

cena

$$c = \alpha A + \beta \omega$$

$(-\infty, \infty)$

$\Rightarrow$

uspešnost

$[0,1]$

$$c = \int_{t_1}^{t_2} \Delta P(t) dt$$

# izbor/selekcija

- iz trenutne populacije izbere kromosom, ki bo tvoril novo populacijo
- kromosom je lahko podvržen še križanju in/ali mutaciji
  - v tem primeru gredo v novo populacijo njegovi potomci

# načini selekcije 1

$$p_i = \frac{f(\bar{a}_i)}{\sum_{j=1}^{\lambda} f(\bar{a}_j)}$$

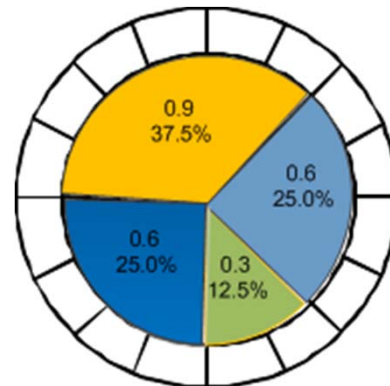
- selekcija z ruleto – verjetnost izbire kromosoma je proporcionalna njegovi uspešnosti
- turnirska selekcija – z ruletno selekcijo so določeni pari kromosomov, nato pa je izbran boljši iz para
- delež najboljših (top percent) – naključno izbrani kromosomi izmed deleža najboljših v populaciji

## načini selekcije 2

- najboljši – izbere najboljši kromosom
- naključni – naključna izbira iz celotne populacije
- omejitveno-dominantno (x nad y)
  - rešitev x je dopustna, y pa ne
  - x in y sta dopustni, vendar x krši manj omejitev
  - x in y sta dopustni, vendar x dominira y

# selekcija z ruleto

niz	uspešnost		niz	uspešnost
0000011100	0,3	✘	1000011111	0,6
1000011111	0,6	✓ ×1	0110101011	0,6
0110101011	0,6	✓ ×1	1111111011	0,9
1111111011	0,9	✓ ×2	1111111011	0,9





# križanje

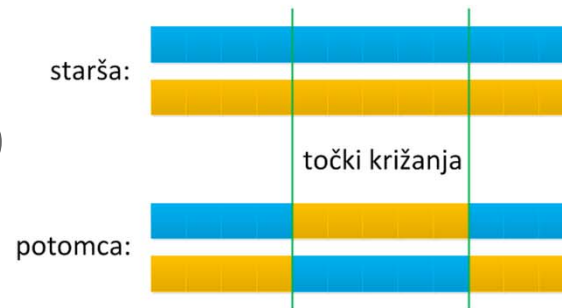
- izmenjava informacije med dvema kromosomoma (staršema)
  - nastanek potomcev
- potomci naj bi z dedovanjem dobrih lastnosti staršev postajali vedno boljši
- križanje dveh izbranih staršev je odvisno od verjetnosti križanja
  - $p_c$  enaka za vse
  - točke križanja izbrane vsakokrat naključno

# načini križanj

- enotočkovno



- dvotočkovno



- prepletено  
– različen položaj rezanja



- uniformno



# načini križanj

- aritmetično

- naključno določena utež  $a$

$$potomec1 = a * starš1 + (1 - a) * starš2$$

$$potomec2 = (1 - a) * starš1 + a * starš2$$

- hevristično

- naključni  $r$   $[0, 1]$

$$potomec1 = najStarš + r * (najboljšiStarš - najslabšiStarš)$$

$$potomec2 = najStarš$$

# enotočkovno križanje

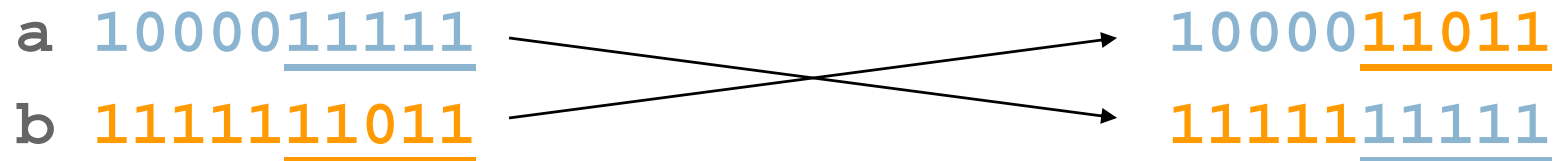
niz	uspešnost		niz	uspešnost
100001 1111	0,6	I.	100001 1011	0,5
0110101011	0,6	II.	0110101011	0,6
1111111011	0,9	II.	1111111011	0,9
111111 1011	0,9	I.	111111 1111	1,0

# različice križanj

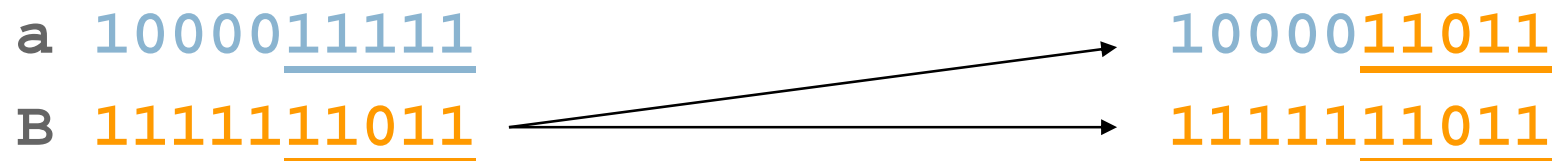
- križanje v urejenih kromosomih
  - npr. za določanje vrstnega reda
    - OX
    - CX
    - PMX
    - MX
    - PTL
    - POS
    - VR
    - AP
    - ERO

# dominanca

- križanje (a in b sta enakovredna)



- dominacija (B dominira a)



# mutacija

- za vzdrževanje in vzpostavljanje raznolikosti
- v izogib lokalnim optimumom
- mutacija dela kromosoma je odvisna od verjetnosti mutacije
  - $p_m$  enaka za vse bite
  - $p_m$  majhna ( $p_m = 1/\text{dolžina}$ ).

# načini mutacij

- inverzija bitov
  - $0 \rightarrow 1, 1 \rightarrow 0$
- omejitev
  - vrednost je postavljena na zgornjo/spodnjo mejo
- ne-uniformno
  - spreminjanje verjetnosti mutacije preko generacij
- uniformno
  - vrednost se spremeni na poljubno med mejama
- Gaussova
  - vrednosti je dodano naključno število



# mutacija z inverzijo bitov

niz	uspešnost		niz	uspešnost	
1000011011	0,5	✘	1000011011	0,5	
01101 <u>0</u> 1011	0,6	✓ 1×	⇒	01101 <u>1</u> 1011	0,7
1111111011	0,9	✘	1111111011	0,9	
<u>1</u> 111111111	1,0	✓ 1×	<u>0</u> 111111111	0,9	

# ustavitev

- število generacij
- čas evolucije
- prag uspešnosti
- konvergenca uspešnosti
- konvergenca populacije
- konvergenca genov
- konvergenca hipervolumna
- vpliv požrešne metode

# krmilni parametri

- velikost populacije
- verjetnost križanja
- verjetnost mutacije

	velikost populacije	verjetnost križanja	verjetnost mutacije
1	100	0,6	0,001
2	30	0,9	0,01

# prednosti

- delo s kodiranimi spremenljivkami
- iskanje s populacijo rešitev
- uporaba uspešnostne funkcije
- uporaba verjetnostnih pravil

Uspešne metode za reševanje problemov ne rabijo biti pametne, temveč sposobne učenja iz izkušenj.

# Optimizacija v praksi



:: CS0.IJ5.5I

# računalniška moč

- 136 procesorjev
  - 64-bitni Opteron
  - 2.2 GHz / 8 GB RAM
- 10 TB diskovja
- Gb povezava

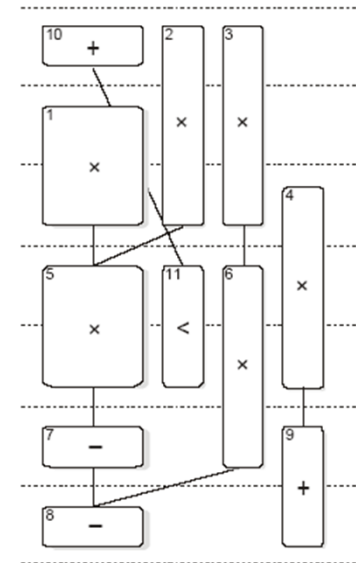
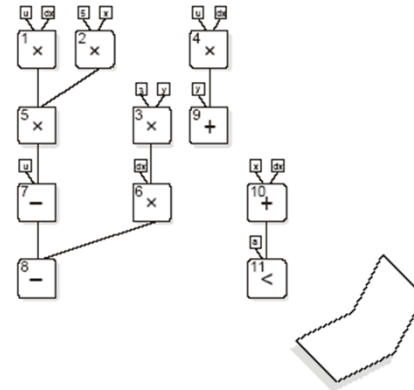


# izdelava urnikov

- zahteve
  - čim manj 'lukenj' v urniku za razrede in učitelje
- omejitve
  - velikost razredov
  - velikost, vrsta in položaj učilnic
  - predmetnik
  - število ur v dnevu, oz. tednu za razrede in učitelje

# visokonivojsko načrtovanje digitalnih vezij

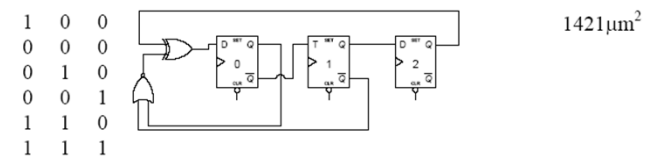
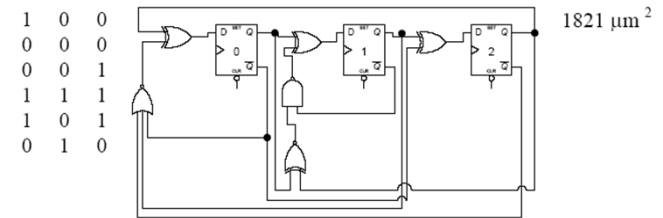
- sočasna izvedba razvrščanja operacij in dodeljevanja enot
  - nasprotujoče si zahteve za izvedbo
- vrednotenje z implementiranimi funkcijami
- dobljene vezja so manjša in hitrejša





# načrtovanje generatorjev testnih vzorcev

- sočasna optimizacija
  - tipov spominskih celic
  - razporeditve spominskih celic
  - postavitve inverterjev na spominskih celicah
  - vrstni red testnih vzorcev
  - vrstni red bitov znotraj testnih vzorcev
- načrtana vezja so manjša od tistih, ki jih izdelajo drugi, pogosto uporabljeni, programi



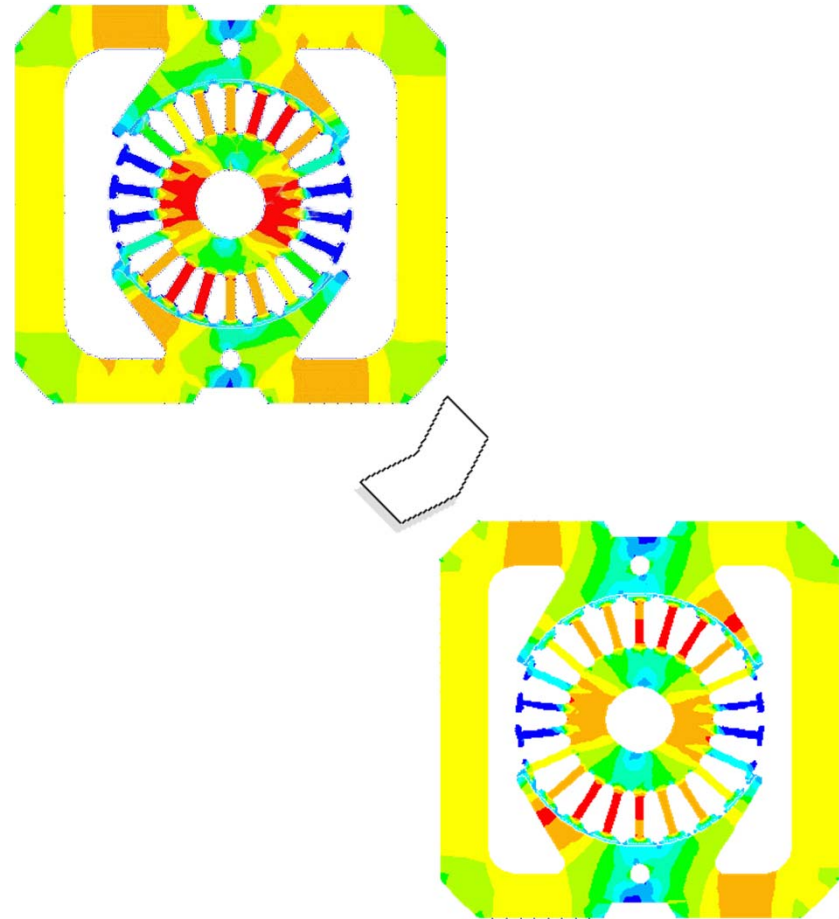
# izdelava jedilnikov

- obroki jedilnika morajo zadoščati *kriterijem* (cena, kakovost) in *omejitvam* (energijska in hranilna vrednost)
- sestavljamo jih iz živil (ca. 8000) in jedi, katerih parametri (ca. 100) so znani
- optimalne kombinacije živil in jedi v realnem času



# optimizacija geometrije elektromotorjev

- geometrija rotorja in statorja na podlagi tehničnih in tehnoloških omejitev, ki zagotavlja čim manjšo izgubno moč – čim boljši izkoristek



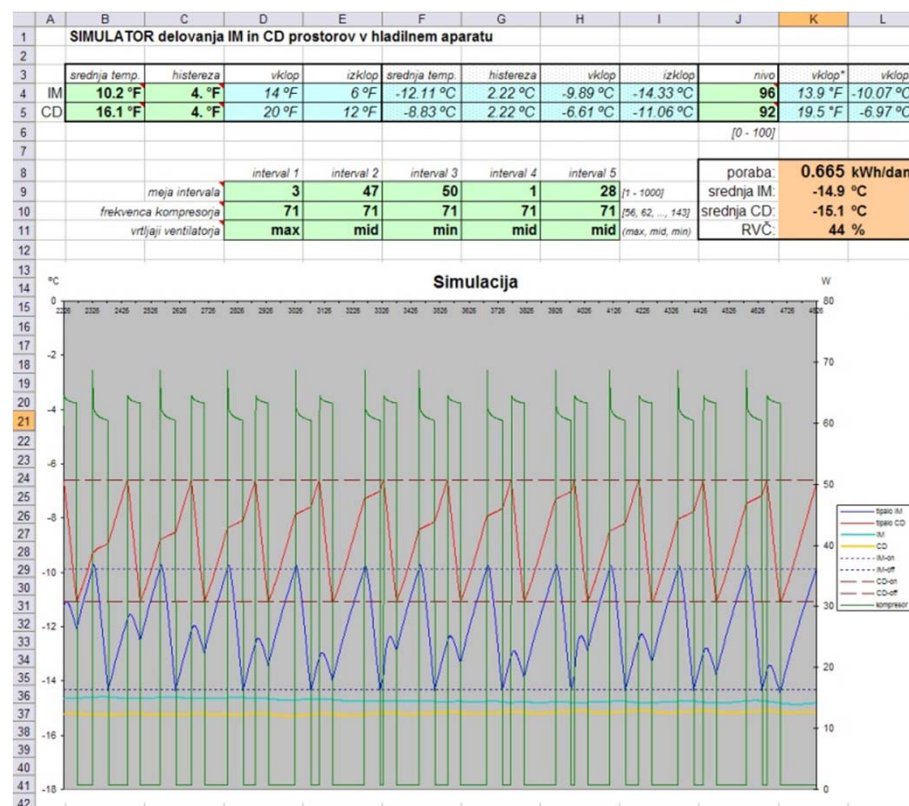
# optimizacija planiranja proizvodnega procesa

- izdelava optimalnega plana za proizvodni proces kuhalnih plošč
  - zmanjšanje časa od naročila do izdelave
- model bo nadomestil eksperta, ki plan izdeluje ročno, kar je časovno zelo potratno



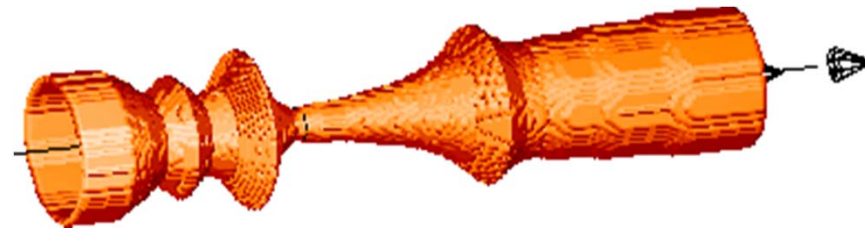
# optimizacija delovanja hladilnih aparatov

- optimizator s pomočjo simulatorja samodejno poišče optimalne nastavitve hladilnega aparata



# načrtovanje oblike šobe

- večja učinkovitost razvite šobe



# viri

- Michalewicz, Fogel, „How to solve it: Modern heuristics“, 2004
- Bäck, „Evolutionary algorithms in theory and practice, 1996
- [http://en.wikipedia.org/wiki/Genetic\\_algorithm](http://en.wikipedia.org/wiki/Genetic_algorithm)
- <http://www.nd.com/genetic/features.html>
- <http://www.aridolan.com/ga/gaa/gaa.html>