

# Vještačka inteligencija

## Predavanje 11: Inteligencija roja / Swarm intelligence

*Inteligencija roja je poput mozga mozgova.  
~Louis B. Rosenberg*

Odgovorna nastavnica: Vanr. prof. dr Amila Akagić

Univerzitet u Sarajevu



# Uvodne informacije

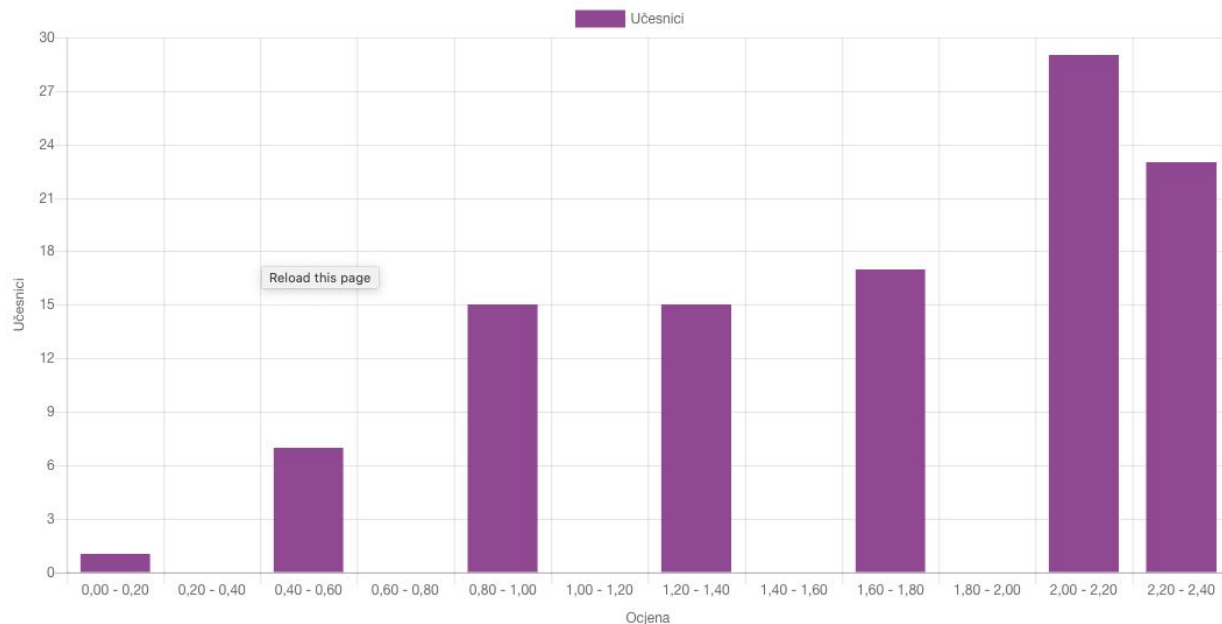
- This work is licensed under a Creative Commons 'Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International' license. EN: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>



- Ovaj rad je licenciran pod međunarodnom licencom 'Imenovanje-Nekomercijalno-Dijeli pod istim uvjetima 4.0' od strane Creative Commons. HR: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.hr>

# Najave

- ❑ Kviz 8 održat će se 27.05.2021. u 14:02 preko c2.
- ❑ Sa predavanjima nastavljamo od 14:10+.
- ❑ Ovo je XIII sedmica nastave.
- ❑ U XV sedmici je II provjera znanja.



# Aktuelnosti / Novosti



- ❑ POET algoritam ( [Paired Open-Ended Trailblazer](#)): AI agenti koji se pokušavaju kretati grubim krajolikom koji sadrži prepreke/ograde i rupe, koje agent mora naučiti da izbjegne.

Radar / AI & ML

## Open-endedness: The last grand challenge you've never heard of

While open-endedness could be a force for discovering intelligence, it could also be a component of AI itself.

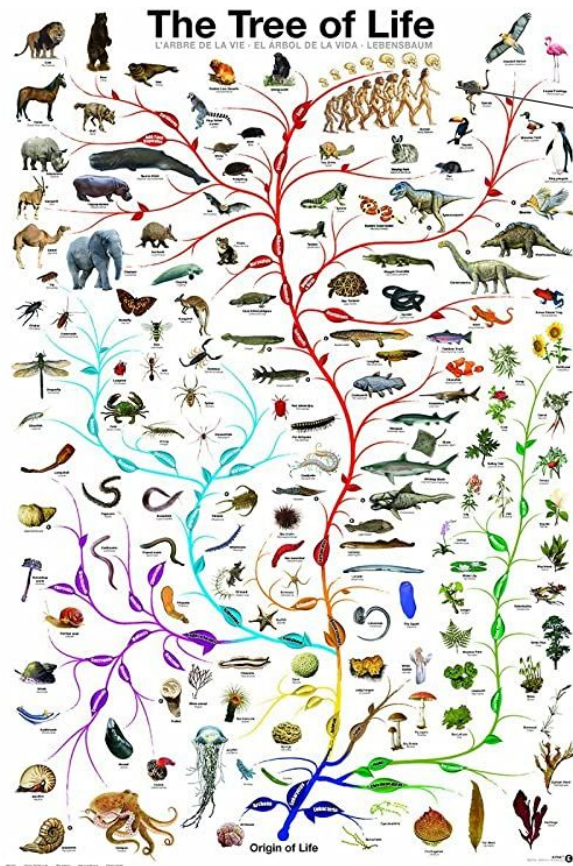
<https://www.oreilly.com/radar/open-endedness-the-last-grand-challenge-youve-never-heard-of/>

How to learn everything?

<https://www.technologyreview.com/2021/05/27/1025453/artificial-intelligence-learning-create-itself-agi/>

# Algoritmi evolucijskog računarstva

Evolucija -  
algoritam  
koji je  
generisao  
sva bića na  
planeti  
Zemlji.



Biologija je pronašla rješenja  
za teške računske probleme i  
da se principi dizajna koji se  
koriste u tome mogu  
oponašati.



Algoritam koji nema kraja?

Open-ended Evolution



# Rojevi u prirodi



# Rojevi u prirodi

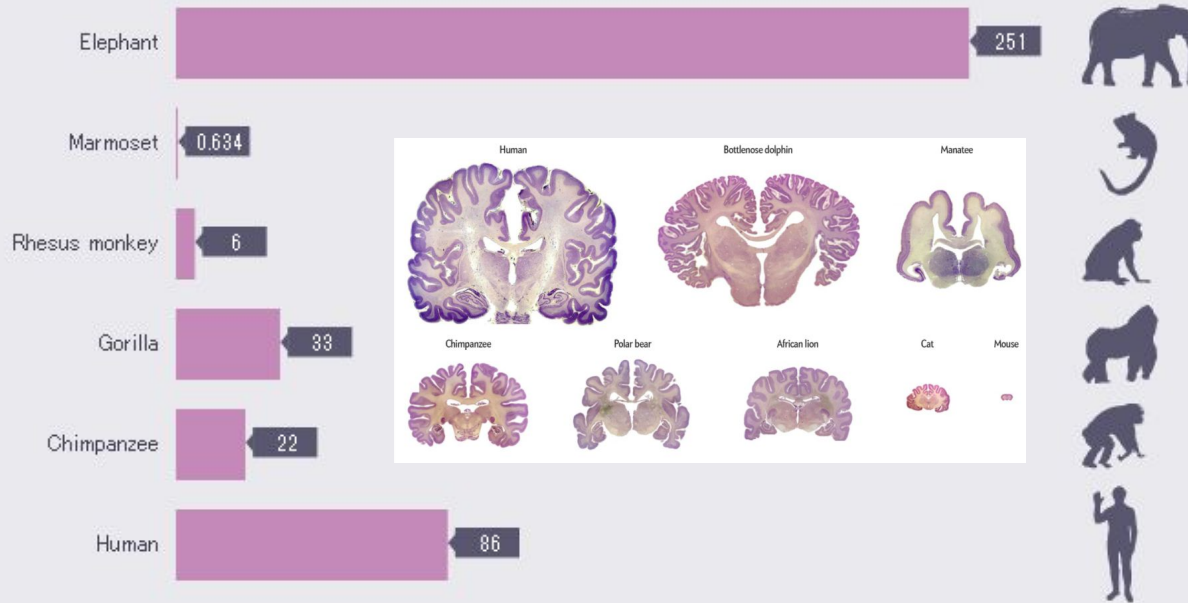


Uspijevaju naći najkraći put do hrane (skoro su pa slijepi)!



# Broj neurona

Brain neurons (billions)  $10^9$



Sources: Suzana Herculano-Houzel; Marino, L. Brain Behav Evol 1998;51:230-238



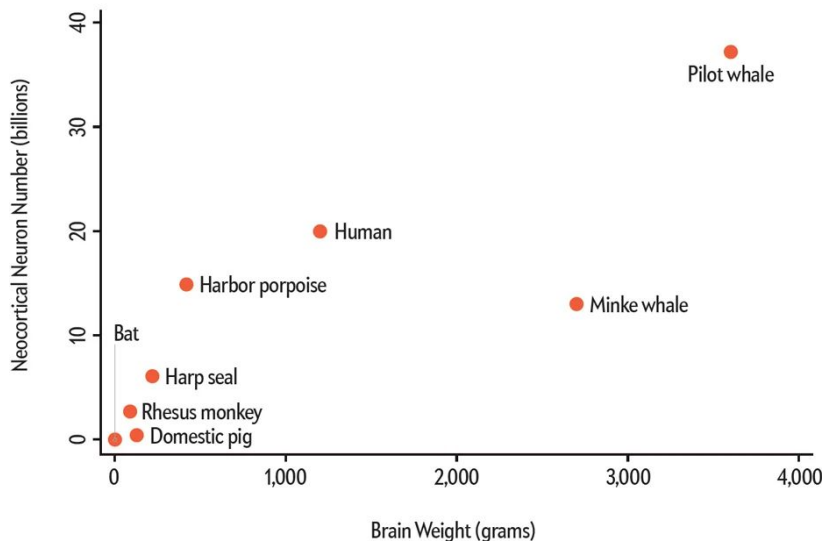
<https://www.scientificamerican.com/article/does-brain-size-matter1/>



# Usporedba broja ćelija

## FINDINGS

### Who Has the Most Brain Cells?



The long-finned pilot whale appears to have more neurons in the neocortex—an area devoted to higher mental processes—than any other mammal, about twice the number found in the human cortex. This type of dolphin and its massive brain are shown in the two images at the right.



Source: "Quantitative Relationships in Delphinid Neocortex," by Heidi S. Mortensen et al., in *Frontiers in Neuroanatomy*, Vol. 8, Article No. 132. Published online November 26, 2014 ([chart](#)); Heidi S. Mortensen ([brain](#)); Ólavur Frederiksen ([pilot whale](#))

<https://www.scientificamerican.com/article/does-brain-size-matter1/>

# Inteligencija roja - prirodni nastavak evolucije

Mozak / Brain



Postoji puno otvorenih pitanja:  
Koje su karakteristike inteligencije grupe/roja?  
Da li ima personalnost?  
Kako se manje jedinice povezuju, komuniciraju?

Roj / Swarm / Brain of Brains



# Košnica



Roj pčelo



- ❑ Ruđer Bošković dokazao kako je šestougao idealan za izradu košnice – svi ostali oblici bi trošili više voska (ne samo da su ekonomične nego su i čvrste strukture).
- ❑ Pčele komuniciraju “plesom”.
- ❑ Mlade medonosne pčele nauče kako da prave med od starijih i iskusnijih pčela.
- ❑ Medonosne pčele znaju da je planeta okrugla, te mogu računati uglove i zakrivljenja kako bi se orijentisale u prostoru.
- ❑ Kako pčele biraju mjesto na kojem će izgraditi košnicu u divljini?



# Algoritmi evolucijskog računarstva



# Inteligencija roja

- ❑ Definicija:  
Intuitivni pojam "*inteligencije roja*" je pojam "roja" agenata (bioloških ili vještačkih) koji bez centralne kontrole kolektivno (i samo kolektivno) izvršavaju (nesvjesno i na pomalo slučajan način) zadatke koji obično zahtijevaju neki oblik "inteligencije".
- ❑ Potencijalne prednosti:
  - ❑ **Ekonomične:** jedinice (*units*) koje čine roj su jednostavne, pa su u principu jednostavne za masovnu proizvodnju, modularizaciju, mogu mijenjati uloge i lako se odlažu (*disposable*).
  - ❑ **Pouzdanost:** roj čini veliki broj jedinki/komponenti pa je destrukcija/uništavanje nekih jedinki zanemariva za izvršavanje cilja, jer roj ima mogućnost adaptiranja.
  - ❑ **Bolja sposobnost izvršenja zadataka** u odnosu na centralizirane sisteme, npr. izbjegavanje detekcije od strane neprijatelja.
- ❑ Potencijalne sfere korištenja: tehnologije vojne odbrane i svemirske tehnologije, na primjer kontrola bezpilotnih letjelica na tlu, u vodi, u zraku, itd., sistemi za proizvodnju, napredni računarski sistemi (*biocomputing*), medicinske tehnologije, telekomunikacije, itd.



# Inteligencija roja

- ❑ Sistemi bazirani na konceptu inteligencije roja obično imaju ograničen broj jedinki, koji se kreće od:

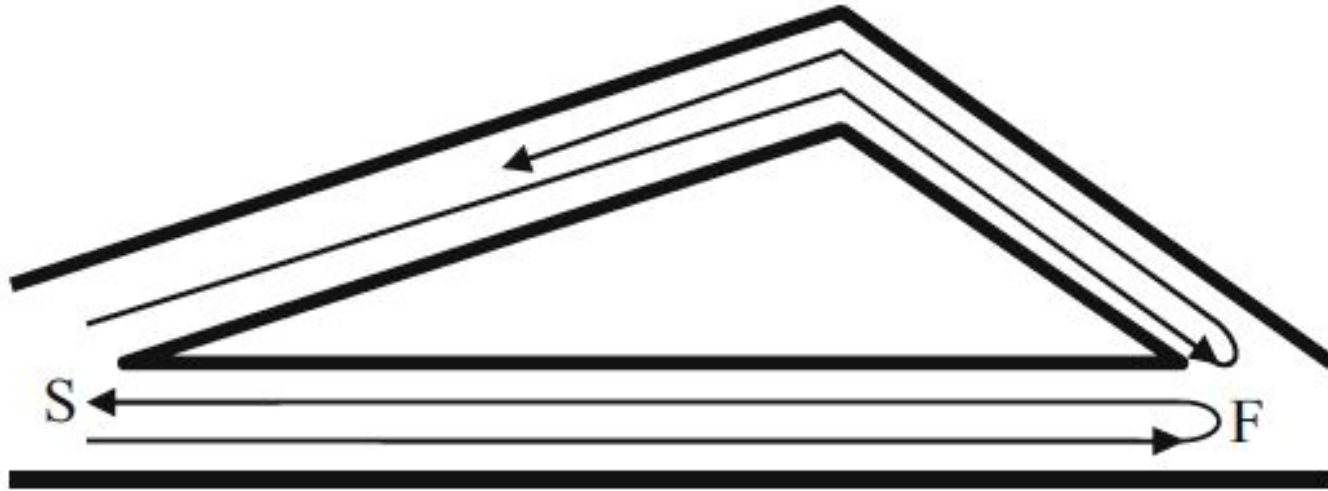
$$10^2 \rightarrow 10^s, s \ll 23$$

- ❑ Nauke i tehnologije koje se povezuju sa inteligencijom roja:

- ❑ Vještački život
- ❑ Etologija: grana biologije koja proučava ponašanje životinja uključujući ljude.
- ❑ Robotika
- ❑ Vještačka inteligencija
- ❑ Izračunljivost (*Computing*)
- ❑ Samoorganizacija
- ❑ Kompleksnost
- ❑ Ekonomija
- ❑ Sociologija

U svim poljima javlja se potreba za proučavanjem, modeliranjem i predviđanjem funkcionalnosti grupe jedinki koje samo kada rade zajedno (na veoma nestruktuiran i nesvjestan način) izvršavaju neki "inteligentni" zadatak.

# Eksperiment dvostrukog mosta



Ključna spoznaja bila je da mravi pronalaze najbolji put stigmergijom (stigma + ergon, označiti + raditi/akcija), odnosno komuniciranjem kroz modifikaciju okoline.

Mravi mogu vidjeti pokrete u svojoj okolini, ali ne i detalje objekta u pokretu. Međusobno komuniciraju hemijski, tj. preko feromona.

Goss et al. (1989)



## A photograph of a grassy hillside with several trees and a dirt path leading up the slope. The hillside is covered in lush green grass, and several trees with bare branches are scattered across the slope. A dirt path leads from the bottom left towards the center of the hill. The sky is overcast.



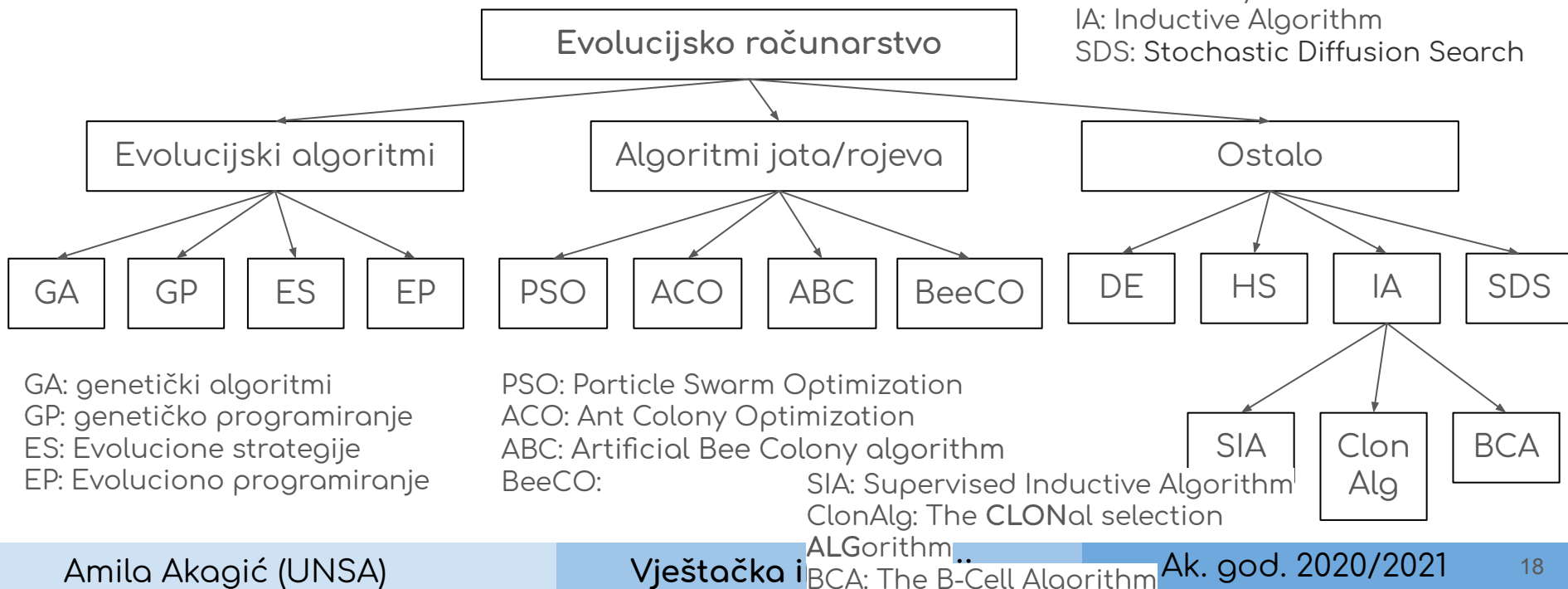
# Bitni koncepti inteligencije roja

- ❑ Naučnici su posmatranjem raznih bioloških sistema, došli do nekoliko bitnih koncepata inteligencije roja:
  - ❑ Višestruka komunikacije različite vrste između jedinki.
  - ❑ Slučajnost (slučajne fluktuacije u ponašanju/kretanju).
  - ❑ Pozitivna povratna sprega koja ojačava slučajne fluktuacije.
  - ❑ Negativna povratna sprega za stabilizaciju.
- ❑ Postoje razčiti načini komunikacije:
  - ❑ Indirektna komunikacija (stigmergija) kroz modifikaciju okoline .
  - ❑ Direktna komunikacija između dvije jedinke koja predstavlja specijalan slučaj (preko antena ili donje vilice).
  - ❑ Emitovanje akustično ili hemijski u određenom opsegu u prostoru (broadcasting).
- ❑ Izbor komunikacije je izuzetno bitan (kritičan) za zadatak koji se rješava, pa se bira od zadatka do zadatka.

# Evolucijsko računarstvo

- ❑ **Evolucijsko računarstvo**: grana vještačke inteligencije koja se, najvećim dijelom, bavi rješavanjem optimizacijskih problema.
- ❑ Začeci: kasne 50-te godine

DE: Differential Evolution  
HS: Harmony Search  
IA: Inductive Algorithm  
SDS: Stochastic Diffusion Search





# Robotika roja / Swarm Robotics



- ❑ Opisuje dizajn grupe robotskih jedinica koje izvede kolektivni zadatak.
- ❑ Jedna robotska jedinica ne može sama riješiti zadatak; robotske jedinice zajedno pokušavaju ostvariti zajednički cilj bez centralizirane kontrole.
- ❑ Ovakvi sistemi zahtijevaju:
  - ❑ Dizajn mehanike
  - ❑ Upravljanje (kontrola) i
  - ❑ Komunikaciju.
- ❑ Trenutno se najviše istražuje na zadnje dvije komponente: upravljanje i komunikacija.

# Vještački život / Artificial Life (A-Life)

- ❑ Vještački život: područje proučavanja u kojem istraživači ispituju sisteme povezane s prirodnim životom, njegovim procesima i njegovom evolucijom, koristeći simulacije s računarskim modelima, robotikom i biohemijom.
- ❑ A-life je konceptualno smješten negdje između nauke i tehnologije te između biologije i robotike.



# Vještački život / Artificial Life (A-Life)

- ❑ U svojoj trenutnoj upotrebi, pojam vještački život (A-Life) krajem 1980-ih skovao je Langton (1989), koji ga je izvorno definirao kao „život koji stvara čovjek, a ne priroda“, tj. to je proučavanje sistema napravljenih od strane čovjeka koji pokazuju ponašanja karakteristična za prirodne životne sisteme.
- ❑ Teorije koje su temelj A-Life koncepta, a vezane su i za inteligenciju roja:
  - ❑ **Samoorganizacija:** sistemi se inicijalno ponašaju bez nekog reda, međutim vremenom spontano uspevaju da se organizuju u strukturane sisteme.
    - ❑ Rezultat su robusni sistemi otporni na smetnje (perturbacije).
  - ❑ **Složenost:** dolazi od interakcije osnovnih jedinki, koje u interakciji pokazuju složenost sistema.

# Optimizacijski problemi

- ❑ Osnovne komponente:

- ❑ Funkcija cilja ili objektivne funkcije  $f(x)$ : jedan ili više ciljeva (minimalna cijena, emisija, gubitak, profit, najkraći put, itd.

$$\min f_i(x), i \in 1, 2, 3, \dots, N$$

- ❑ Skup promjenjivih koje su u nekoj relaciji sa funkcijom cilja.

$$x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n), n = (1, 2, 3, \dots, N)$$

- ❑ Skup ograničenja: jednakosti ili nejednakosti

$$h_j(x) = 0 (j = 1, 2, 3, \dots, J)$$

$$g_k(x) \leq 0 (k = 1, 2, 3, \dots, K)$$

# Optimizacijski problemi: primjer

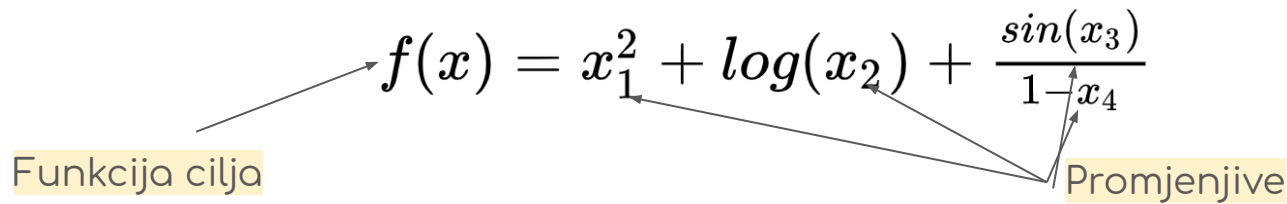


Diagram illustrating the objective function and its variables:

$$f(x) = x_1^2 + \log(x_2) + \frac{\sin(x_3)}{1-x_4}$$

The function is labeled "Funkcija cilja" (Objective function) and the variables  $x_1, x_2, x_3, x_4$  are collectively labeled "Promjenjive" (Variables).

$$x_1 \leq 10, x_2 \geq 10, x_3 \geq 3, x_4 > 1$$

The constraints are labeled "Ograničenja" (Constraints).

Optimizacijski algoritam pretražuje moguće vrijednosti promjenjivih (parametara) da pronađe minimalnu vrijednost funkcije cilja uz zadatoka ograničenja.



# Optimizacijske metode

## Konvencionalna rješenja:

- Linearno programiranje
- Dinamičko programiranje
- Cijelobrojno programiranje
- Kvadratno programiranje
- Lagrange
- Gradijentne metode
- Newton-Raphson, itd.

Problem: ne mogu pronaći globalni minimum.

## Metaheuristički algoritmi:

- Inspirisani prirodnim fenomenima, ljudskim i životinjskim ponašanjem
- Ne koriste izvod
- Bazirani na populacijama
- Mogu pronaći globalni minimum.
- Primjeri: GA, Particle Swarm Optimization (PSO), Firefly Algorithm (FA), Ant Colony Algorithm (ACA), Artificial Bee Colony Algorithm (ABC)

## Hibridni algoritmi:

- Kombinacija dva ili više algoritma.
- Cilj je ukloniti slabosti pojedinačnih algoritama.
- Primjeri: GA-FA, GA-PSO, PSO-FA, itd.

# Definicija roja

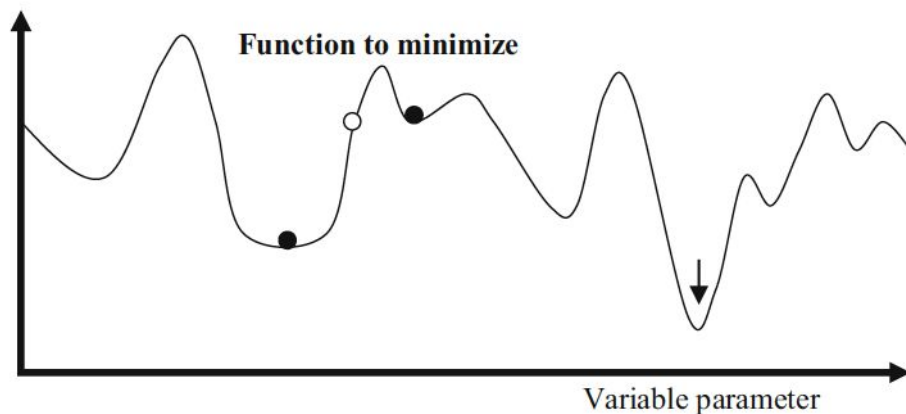
- ❑ Intuitivni pojam sastoji se od četiri elementa:  
Inteligencija roja je „inteligencija“ postignuta „kolektivno“, „slučajno“ i „nesvjesno“.
- ❑ Osnovni roj koji zadržava ova četiri elementa može se definisati kao:
  - ❑ Uređeni skup  $N$  jedinica opisanih  $N$  komponentama  $v_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) vektora  $v$ ; bilo koja jedinica može ažurirati vektor  $u$  bilo koje vrijeme  $t_i$ , koristeći funkciju  $f$  vektorskih komponenta  $K_i$ .

$$\forall i \in N : v_i(t + 1) = f(v_{k \in K(i)}(t))$$

- ❑ Slučajnost se postiže kroz vrijeme ažuriranja vektora.
- ❑ Proces evolucije dešava se “nesvjesno”, jer jedinice nemaju moć prceosiranja.
- ❑ Inteligencija će se postići na način da se pokreću odgovarajući algoritmi preko funkcije ažuriranja  $f$ .

# Optimizacija roja

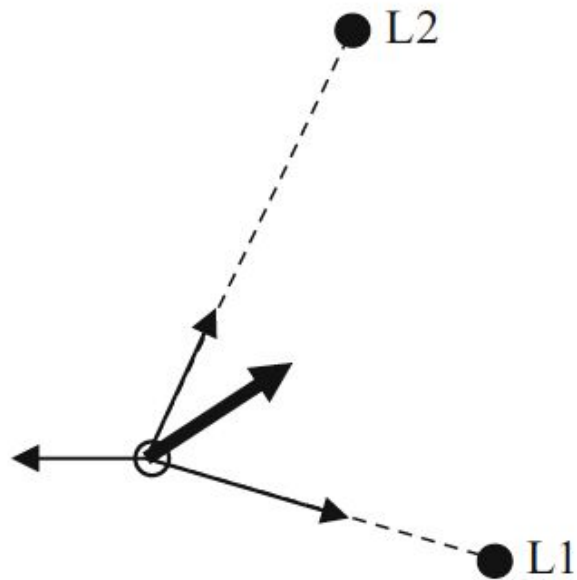
- ❑ Optimizacije je najveće područje istraživanje koje se veže za inteligenciju roja.
  - ❑ Ant Colony Optimization (ACO): Dorigo 1992, Dorigo i Stutzle 2004.
  - ❑ Particle Swarm Optimization (PSO): Kennedy 2001, Kennedy i Eberhart 1995.
- ❑ Cilj ovih metoda je isti kao kod bilo koje optimizacijske metode: optimizacija funkcije, npr. minimizacija funkcije.
- ❑ Vrš se pretraživanje prostora na sistematičan način / optimizovan način.
- ❑ Najčešće se koriste metode koje koriste neku vrstu slučajnog pretraživanja prostora.



# Optimizacija roja čestica

Algoritam staje onda kada je algoritam dovoljno blizu globalnog minimuma ili kada se dosegne određeni broj iteracija.

- ❑ Optimizacija roja čestica ili Particle Swarm Optimization (PSO): objavljen 1995 godine od strane Kennedy i Eberhart, inspirisana socijalnim ponašanjem ptica i riba.
- ❑ Pozicija svake jedinke u roju je tačka u promjenjivom prostoru funkcije koja se treba optimizirati.
- ❑ Svaka jedinica pokušava da dosegne poziciju koja odgovara minimum funkcije.
- ❑ Svaka jedinka može imati grupu susjeda kao parametar. U ekstremnom slučaju grupa može biti čitav roj.
- ❑ U prvoj iteraciji, položaj jedinki se nasumično određuje.



Poznato je da je u lokaciji L1 funkcija imala minimalnu vrijednost.  
L2: minimalna vrijednost funkcije poznata susjednim jedinkama

# Optimizacija roja čestica

- ❑ PSO spada u kategoriju stohastičkih algoritama zasnovanih na populaciji, kao što su npr. genetički algoritmi.
- ❑ Velika zasluga PSO-a je njegova jednostavnost.
- ❑ U mnogim slučajevima nadmašuje genetičke algoritme.
- ❑ Slično svim algoritmima za optimizaciju ovog tipa, **PSO konvergencija se oslanja na upotrebu heuristike**; a konvergencija ne znači konvergenciju ka optimumu.
- ❑ U stvari, osnovni PSO ne garantira konvergenciju čak ni do lokalnog minimuma.
- ❑ Osnovni PSO je također neučinkovit u problemima dinamičke optimizacije, tj. problemima u kojima se optimalna lokacija mijenja.



# Optimizacija roja čestica

- ❑ Glavne klase aplikacija su u područjima kao što su:
  - ❑ Neuronske mreže (trening, učenje pod nadzorom i bez nadzora, odabir arhitekture itd.)
  - ❑ Učenje igara (game learning)
  - ❑ Grupisanje (klastering)
  - ❑ Dizajn (avionska krila, antene, sklopovi)
  - ❑ Raspoređivanje i planiranje (održavanje, prodavac, prenos snage, itd.)
  - ❑ Kontroleri (putanja leta, temperatura vazduha, stabilizatori snage itd.)
  - ❑ Data mining

# Optimizacija roja čestica

- ❑ Čestica: pojedinačno (moguće) rješenje u prostoru rješenja.
- ❑ Svaka čestica ima ocjenu sposobnosti koja se dobije primjenom funkcije sposobnosti.
- ❑ Svaka čestica ima **brzinu**, koja usmjerava kretanje čestice.
- ❑ Čestice se kreću kroz prostor rješenja na način da slijede trenutno optimalne čestice.

# Osnovni koraci algoritma

- ❑ Inicijalizirati nasumične čestice.
- ❑ Pretraživati prostor za optimalno rješenje kroz generacije/iteracije.
- ❑ Čestice se kreću kroz prostor rješenja i ocjenjuje se njihova sposobnost preko fitness funkcije.
- ❑ U svakoj iteraciji, čestica se ažurira sa dvije “najbolje” vrijednosti:
  - ❑ Pbest: vektor najbolje lokalne pozicije čestica
  - ❑ gbest: vektor najbolje globalne pozicije čestica
- ❑ Svaka čestica ažurira vektor brzine po formilu:

$$v_i^{t+1} = v_i^t + c_1 * rand1 * (p_{best_i} - x_i^t) + c_2 * rand1 * (p_{gbest_i} - x_i^t)$$

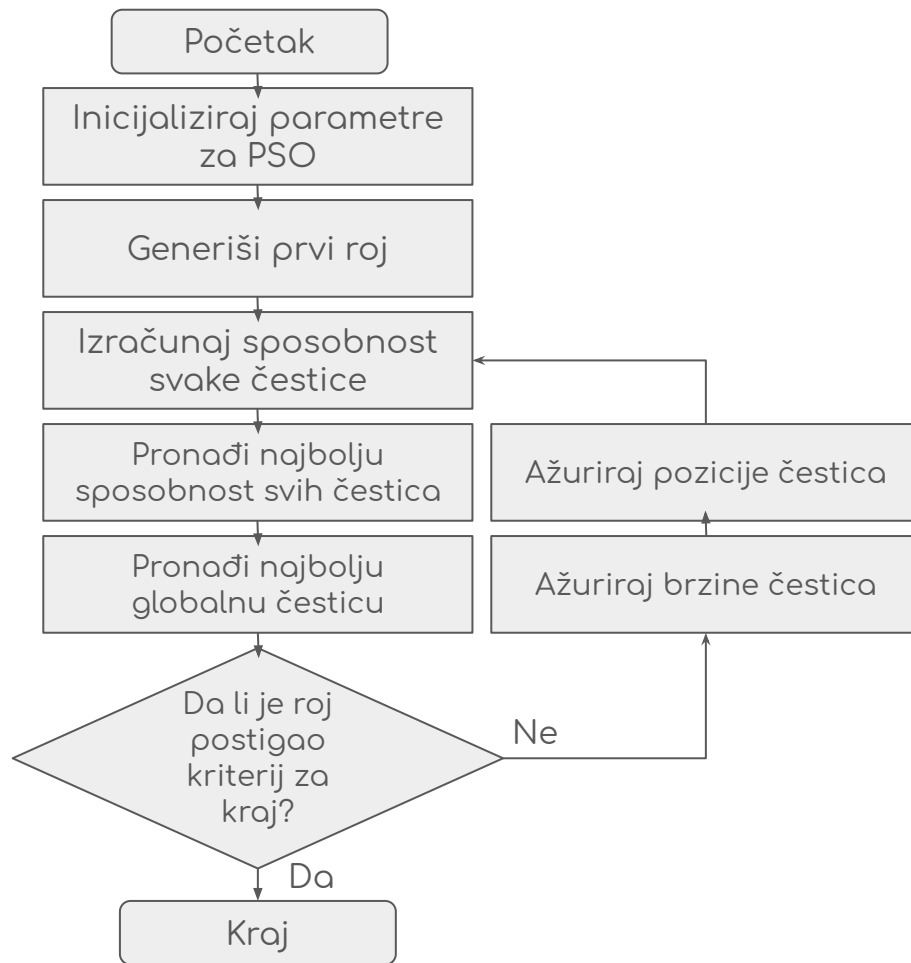
$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$

Diagram illustrating the velocity update formula for a particle in a swarm optimization algorithm:

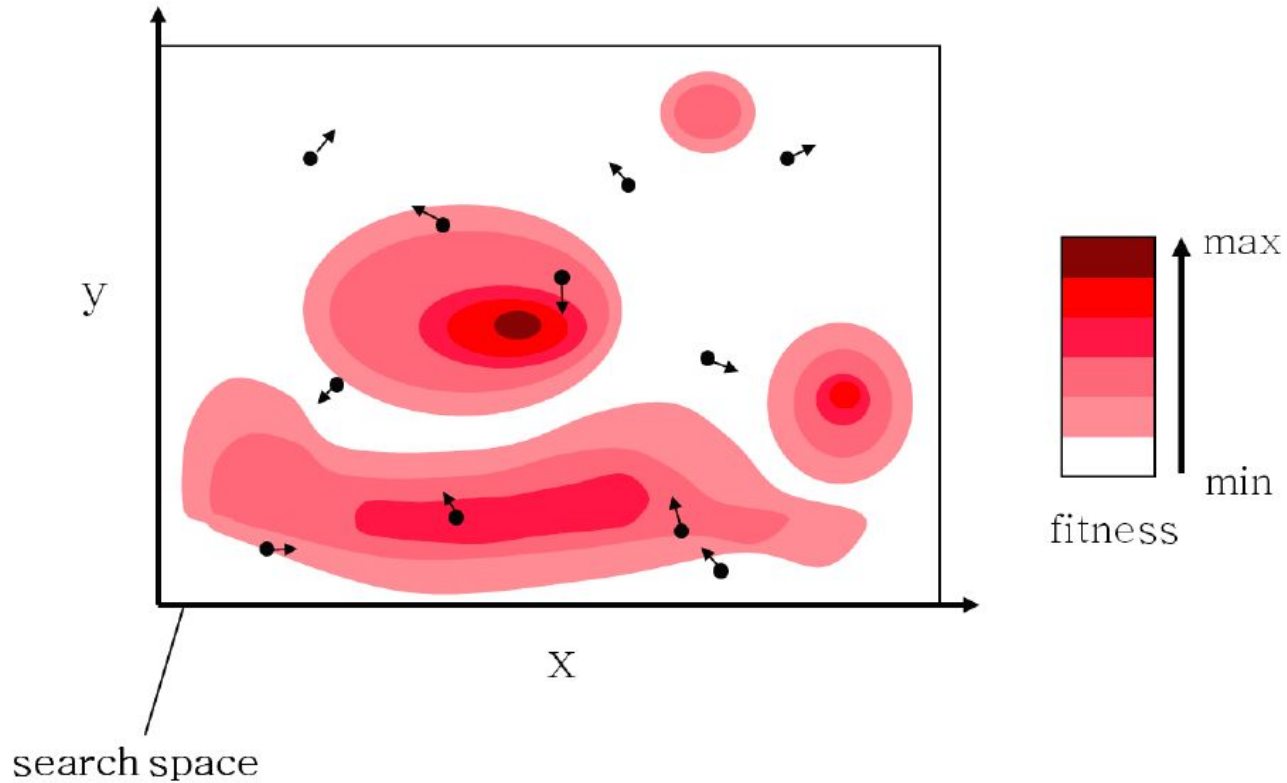
- $v_i^{t+1}$ : Brzina u t+1 iteraciji
- $v_i^t$ : Brzina u t iteraciji
- $c_1$ : Faktori akceleracije/povjerenja
- $rand1$ : Slučajan broj u opsegu [0,1]
- $p_{best_i}$ : Vektor najbolje lokalne pozicije čestica
- $x_i^t$ : Pozicija čestice u t iteraciji
- $p_{gbest_i}$ : Vektor najbolje globalne pozicije čestica

# Dijagram toka PSO

- ❑ Za svaku česticu:
  - ❑ Inicijalizirajte česticu sa slučajnim brojem
- ❑ Za svaku česticu:
  - ❑ Izračunaj vrijednost sposobnosti (*fitness value*)
  - ❑ Ako su vrijednosti sposobnosti u trenutku  $t$  bolje od prethodne najbolje vrijednosti ( $pbest$ ) u trenutku  $(t-1)$ , postavi trenutnu vrijednost kao novi  $pbest$ .
- ❑ Izaberi česticu s najboljom fitness vrijednošću svih čestica ( $gbest$ , global best) kao najbolju.
- ❑ Za svaku česticu:
  - ❑ Ažuriraj brzinu
  - ❑ Ažuriraj položaj
- ❑ Ponavljaj sve dok broj maksimalnih iteracija nije dostignut.

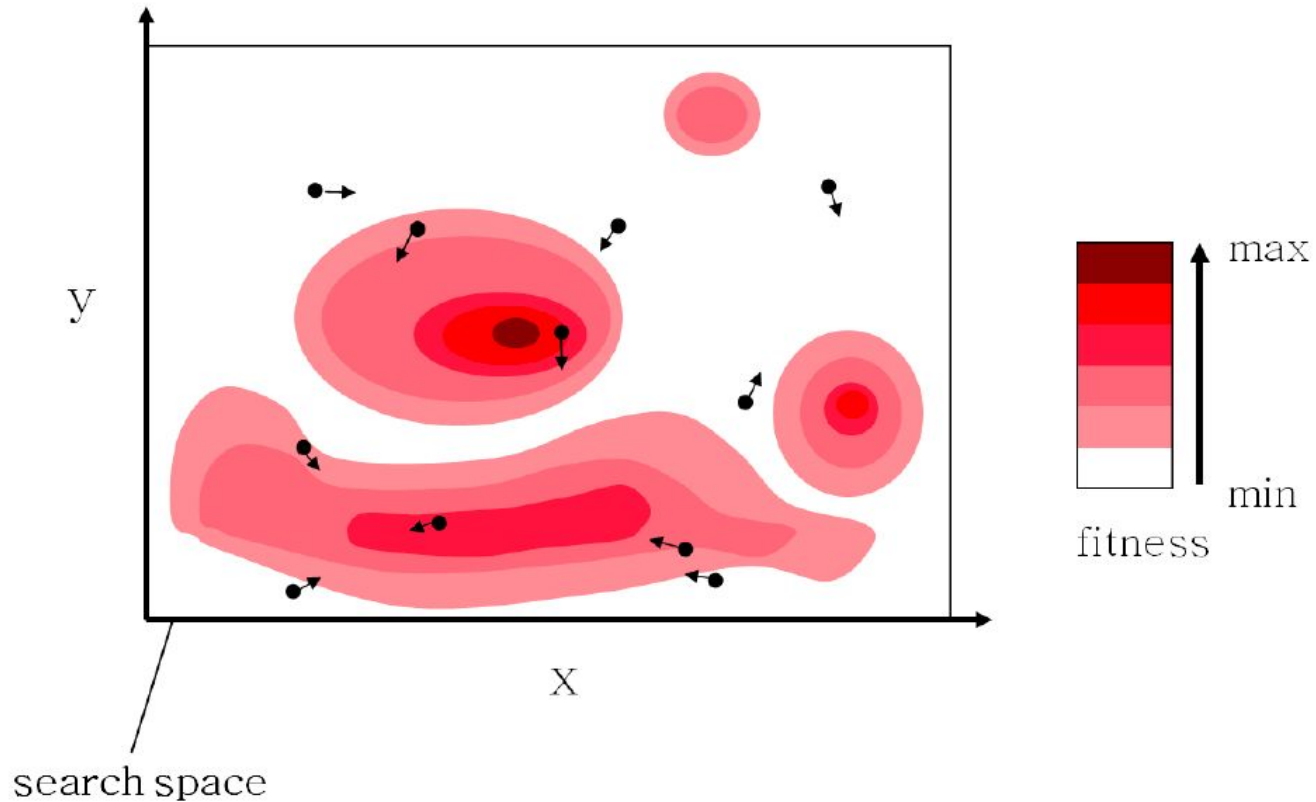


# Primjer pretraživanja

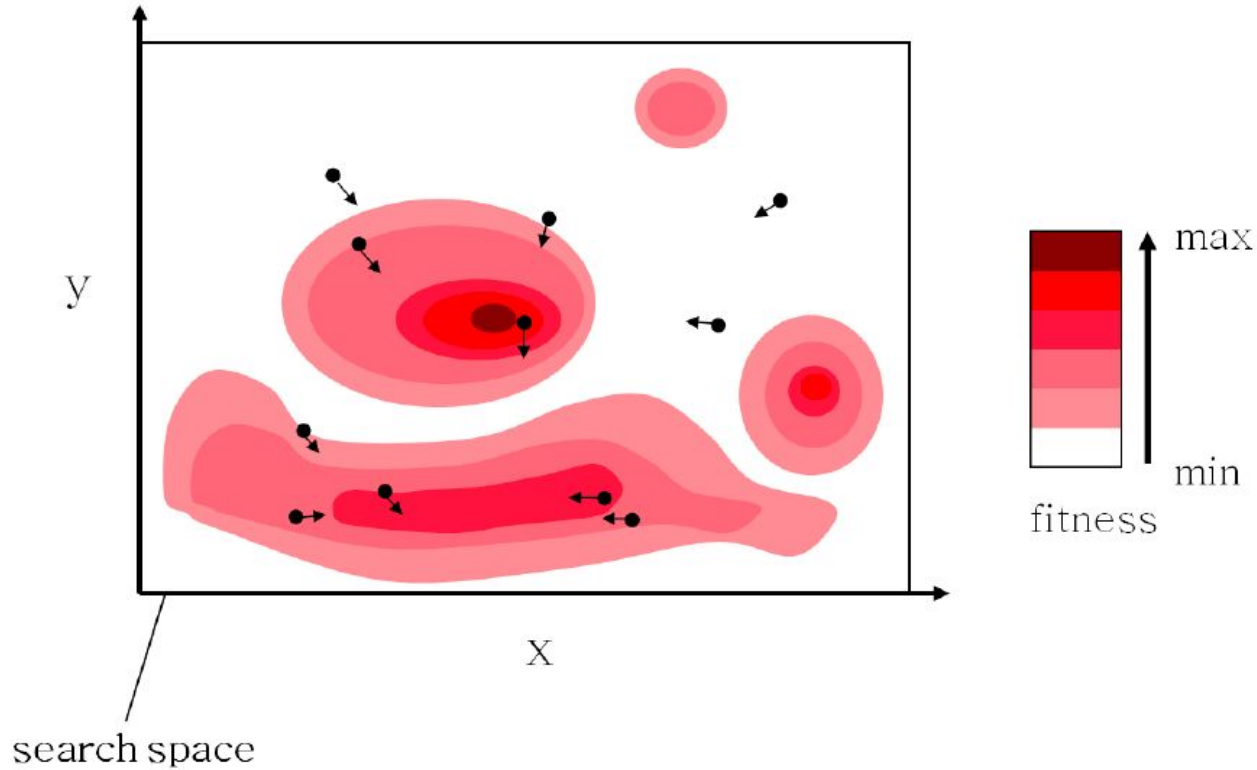




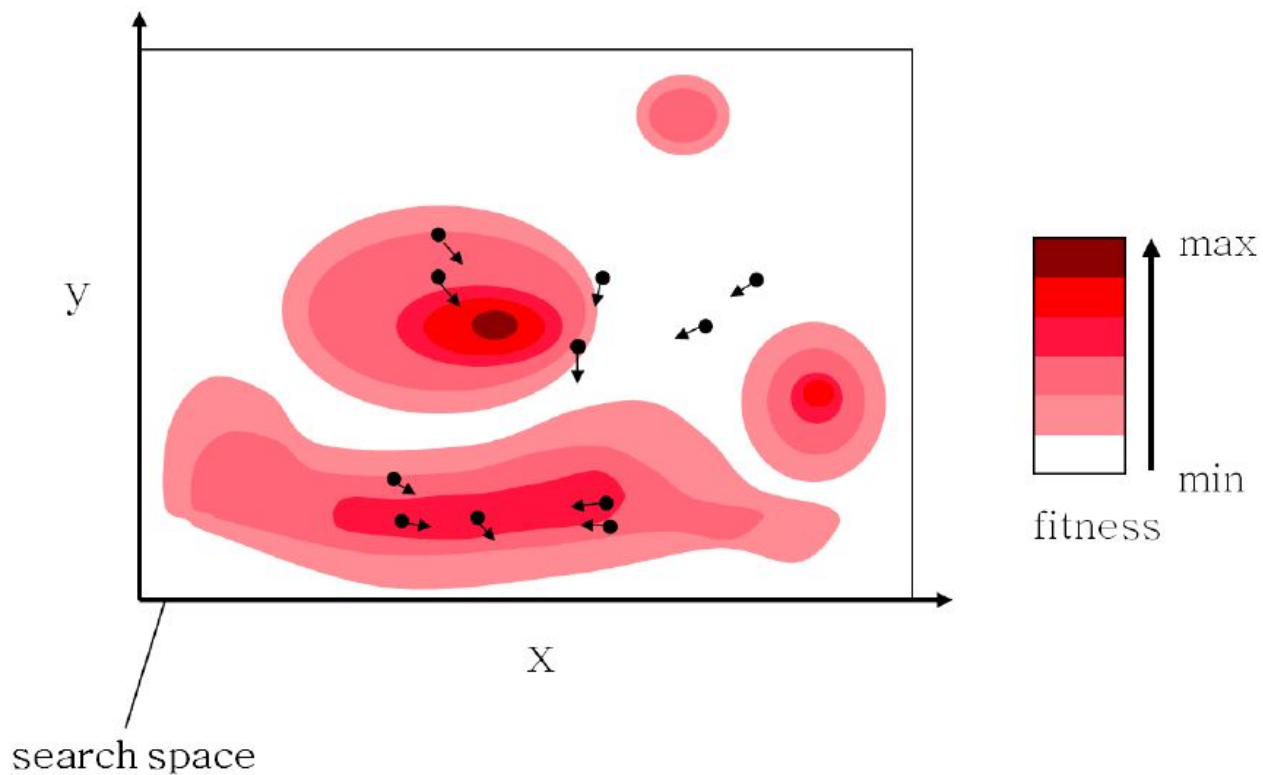
# Primjer pretraživanja



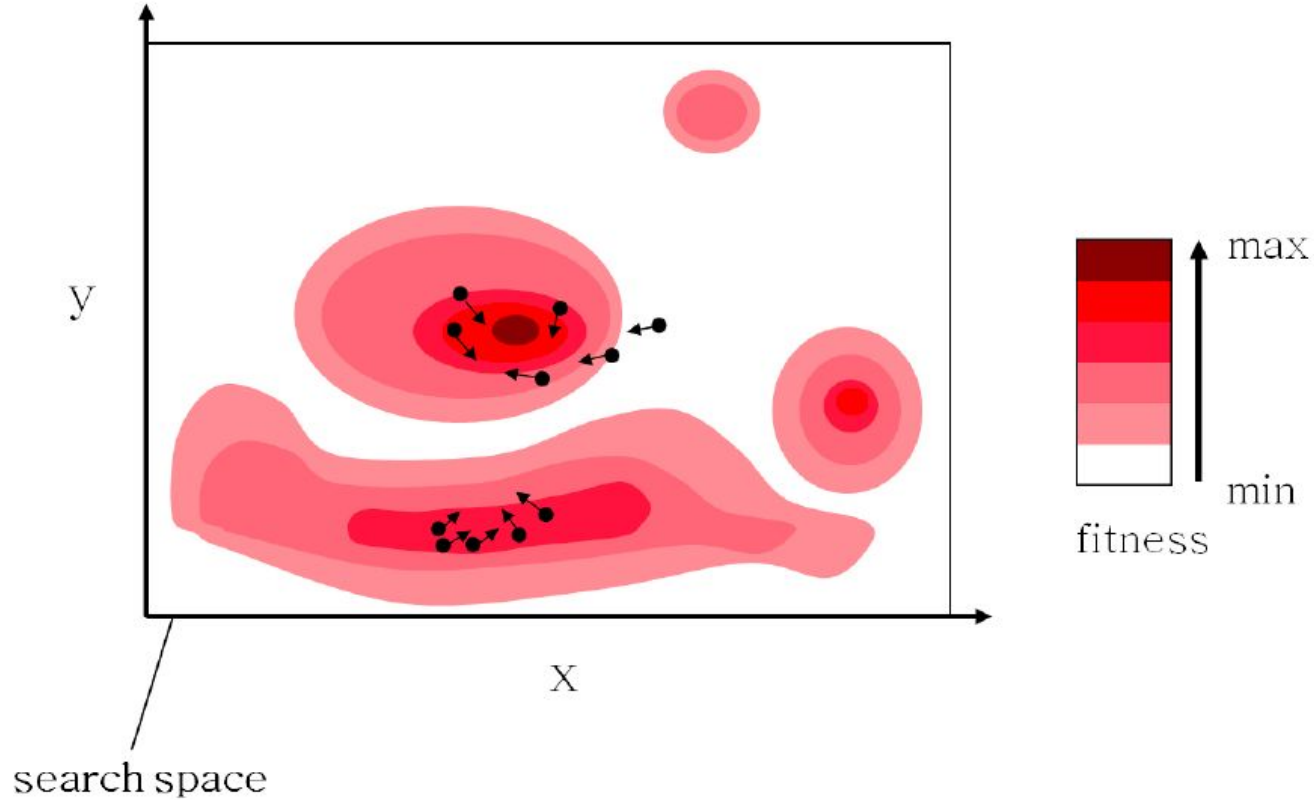
# Primjer pretraživanja



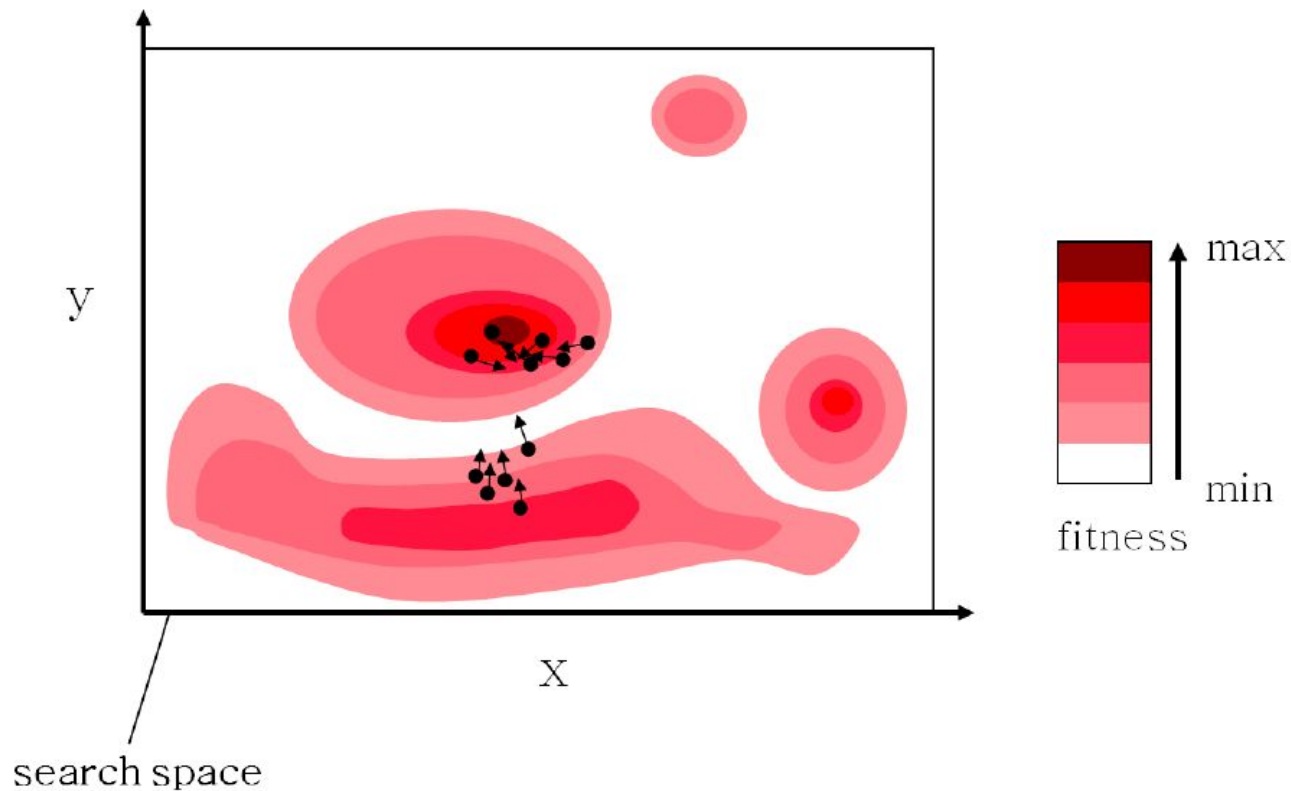
# Primjer pretraživanja



# Primjer pretraživanja

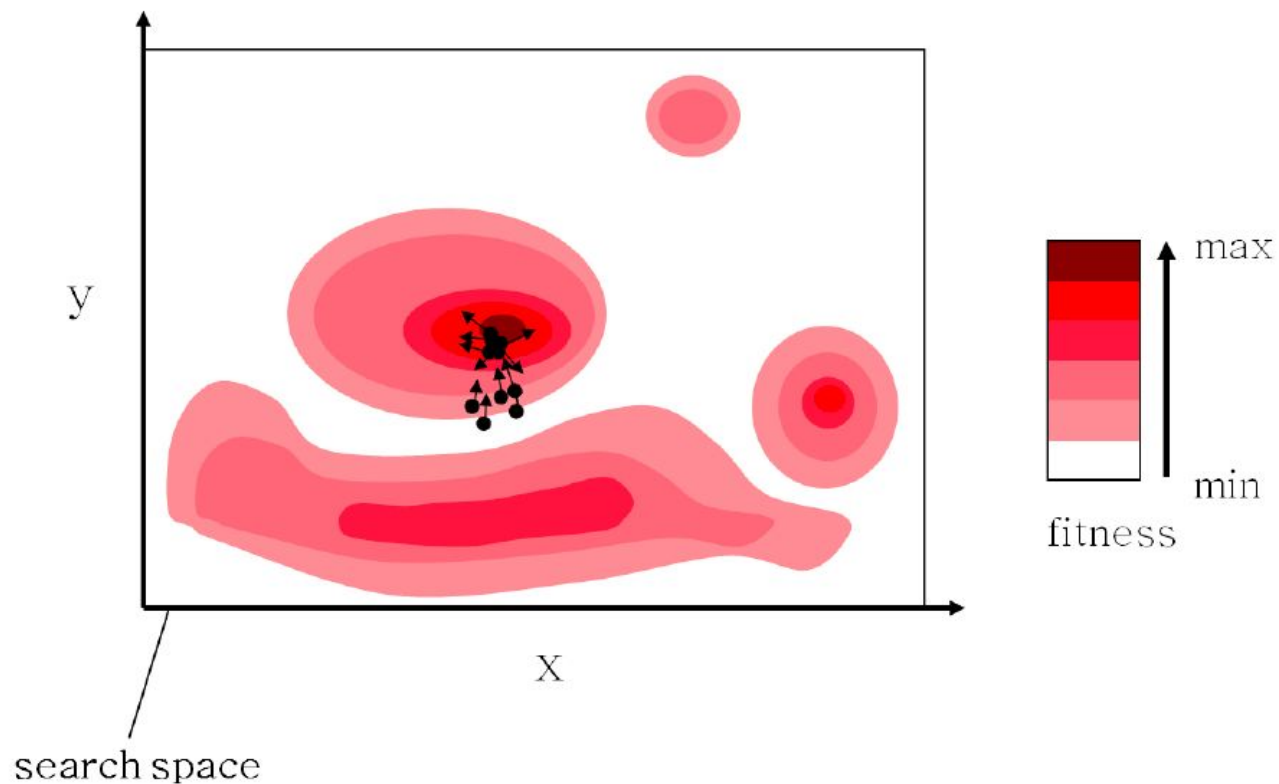


# Primjer pretraživanja

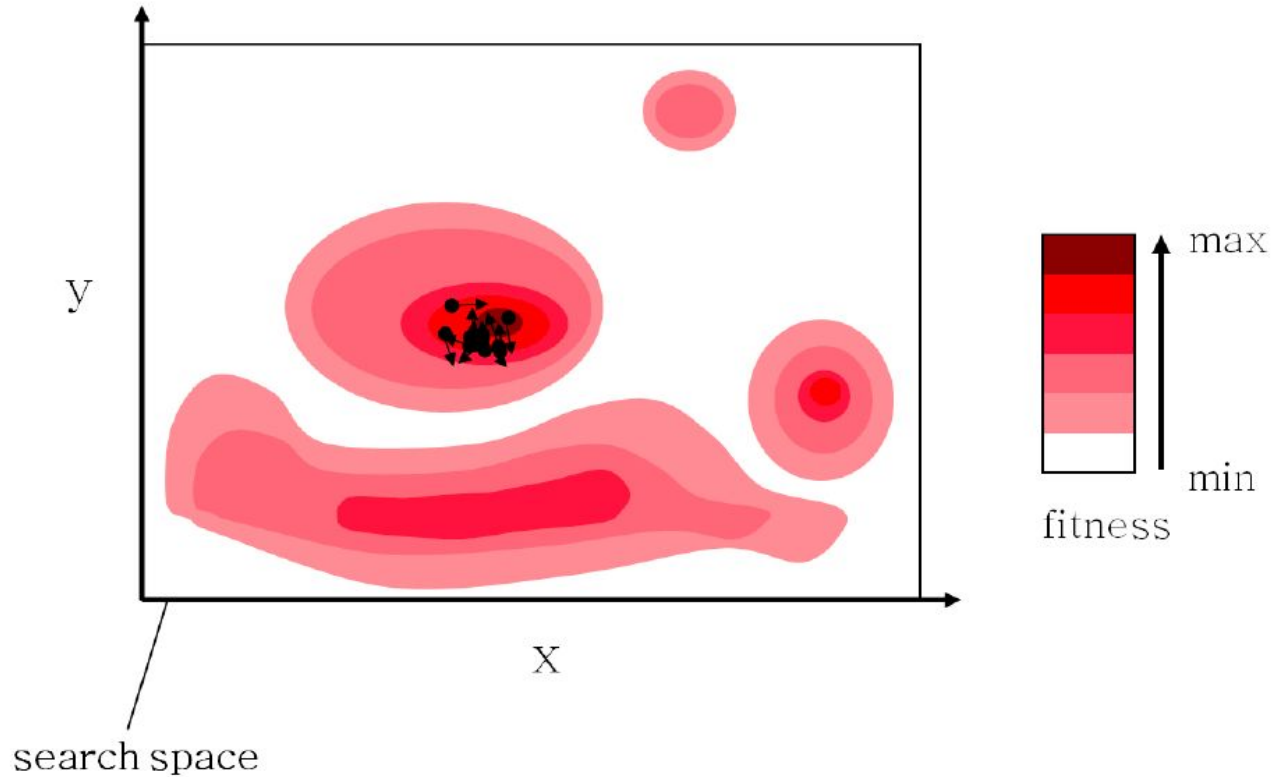




# Primjer pretraživanja



# Primjer pretraživanja



# Prednosti i mane

## ❑ Prednosti

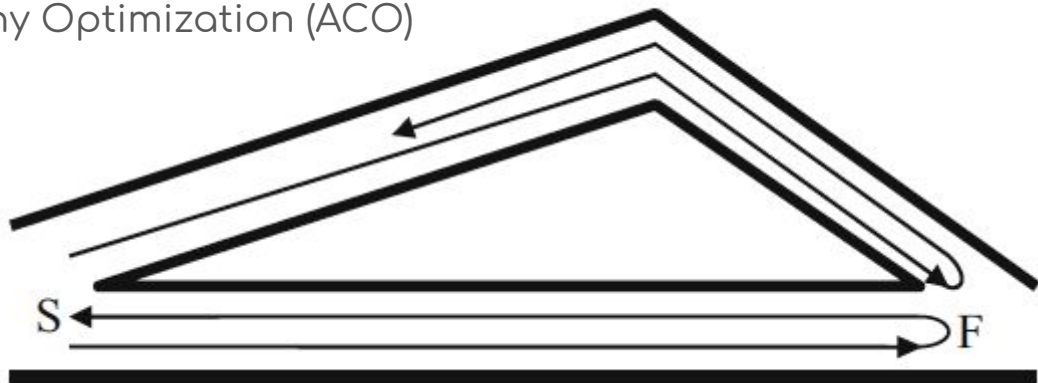
- ❑ Prilično neosjetljiv na skaliranje varijabli dizajna
- ❑ Jednostavna implementacija
- ❑ Lako paraleliziranje za konkurentnu obradu
- ❑ Nema derivacija / optimizacija crne kutije
- ❑ Vrlo malo parametara algoritma
- ❑ Vrlo efikasan algoritam globalnog pretraživanja

## ❑ Mane

- ❑ Težnja ka brzom i preranom približavanju u srednjim optimalnim tačkama
- ❑ Spora konvergencija u profinjenoj fazi pretraživanja (slaba sposobnost lokalnog pretraživanja)

# Optimizacija mravlje kolonije

Ant Colony Optimization (ACO)



Goss et al. (1989)

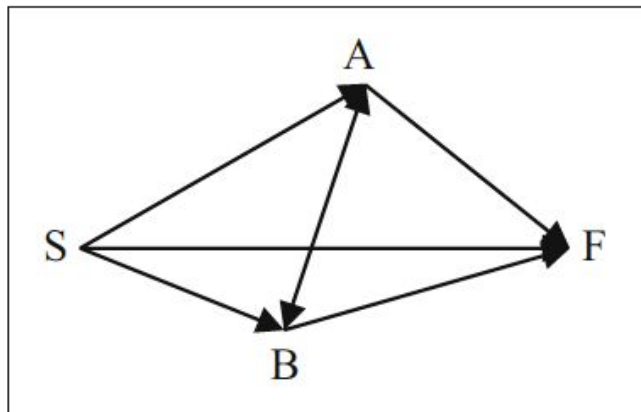
Marco Dorigo (1992). Optimization, Learning and Natural Algorithms. Ph.D.Thesis, Politecnico di Milano, Italy, in Italian. "The Metaphor of the Ant Colony and its Application to Combinatorial Optimization"

Based on theoretical biology work of Jean-Louis Deneubourg (1987) From individual to collective behavior in social insects . Birkhäuser Verlag, Boston.

- ❑ Osnovna ideja algoritma je apstrakcija i generalizacija ideje koju je 1989 predložio Goss et al.
- ❑ Prva generalizacija podrazumjeva pronalazak najkraćeg puta između startne pozicije S i finalne tačke F.
- ❑ Problem se može predstaviti preko grafa, tj. Tri čvora (S, A, F) i tri veze (S -> A, A -> F, S -> F).
- ❑ Najkraći put je S -> F, dok je najduži S -> A -> F.

# Optimizacija mravlje kolonije

Ant Colony Optimization (ACO)

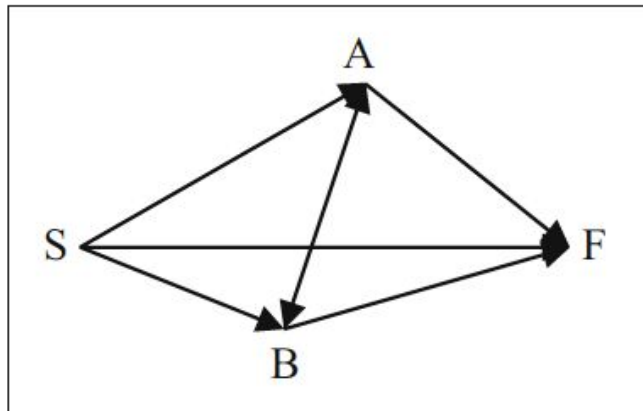


- ❑ Dodaje se još jedan čvor (B) da graf bude kompleta sa pet mogućih putanja:  $S \rightarrow F$ ,  $S \rightarrow A \rightarrow F$ ,  $S \rightarrow B \rightarrow F$ ,  $S \rightarrow A \rightarrow B \rightarrow F$  i  $S \rightarrow B \rightarrow A \rightarrow F$ .
- ❑ N “mrava” započinje put od čvora S birajući nasumično čvor koji će posjetiti.
- ❑ U svakoj novoj iteraciji, svaki mrav odlučuje po kojoj putanji će putovati do sljedećeg čvora, u odnosu na vjerovatnoću proporcionalnu količini feromona na putu relativnu u odnosu na ukupnu količinu feromona na svim mogućim putanjama koje mrav može izabrati.



# Optimizacija mravlje kolonije

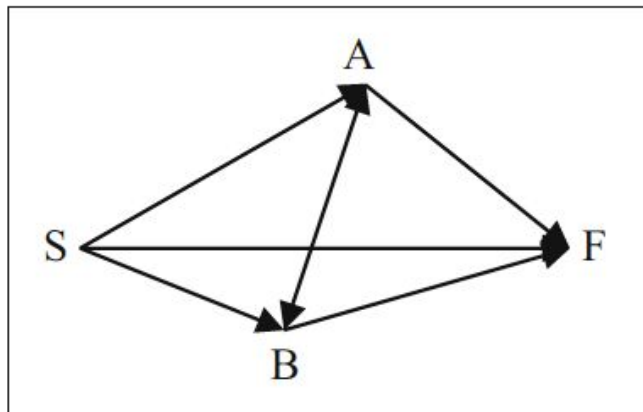
Ant Colony Optimization (ACO)



- ❑ Nakon što mrav ( $k$ ) dođe do destinacije  $F$ , pamti se dužina puta  $L_k$ .
- ❑ Mrav ( $k$ ) zatim ostavlja feromonske tragove u omjeru  $1/L_k$ .
- ❑ Na ovaj način modificira se graf i povećava se vjerovatnoća da će sljedeći mrav izabrati najkraći put.
- ❑ Na kraju će svi mravi pratiti istu putanju (ako algoritam konvergira).
- ❑ Kao kod svih optimizacijski metoda - ne postoji garancija da će se ovo desiti.

# Optimizacija mravlje kolonije

Ant Colony Optimization (ACO)



- ❑ Postoje neka specifičnosti/parametri koje je važno napomenuti:
  - ❑ Svaki luk ima apriornu tendenciju da se pređe (bez obzira na sadržaj feromona);
  - ❑ Svaki mrav zadržava u sjećanju tabu-listu lukova kojima se ne smije prelaziti, kako bi se izbjegle petlje;
  - ❑ Feromoni isparavaju zadanom brzinom.

# Primjeri primjena

- ❑ ACO algoritmi se primjenjuju na osnovne vrste optimizacijskih problema:
  - ❑ Kontinualne i diskretne probleme
  - ❑ Ograničene i neograničene probleme
  - ❑ Jednostruke ili višestruke ciljeve
  - ❑ Statičke i dinamičke probleme.
- ❑ Prva primjena bila je problem trgovačkog putnika (NP-hard optimizacijski problem)
- ❑ Glavne klase ostalih aplikacija su:
  - ❑ Naručivanje (raspoređivanje, usmjeravanje)
  - ❑ Dodjela (treniranje neuronskih mreža, segmentacija slika, dizajn)
  - ❑ Pronalaženje podskupova (maksimalno neovisni skup)
  - ❑ Grupisanje (grupisanje, pakovanje u kante)

# Artificial Ant Systems

- ❑ Imaju memoriju
- ❑ Mogu “osjetiti” stanje okoline ukoliko je potrebno
- ❑ Koriste diskretno vrijeme
- ❑ Predstavljaju optimizacijske probleme

