Klasterovanje tačaka korišćenjem genetskog algoritma

Projekat u okviru kursa Računarska inteligencija

Opis problema

Za dati skup tačaka points(n-dimenzionog prostora) i zadati broj klastera K potrebno je pronaći adekvatne centre klastera kojim će se početni skup tačaka podeliti na odgovarajuće klastere.

Implementacija

Obrada ulaznih podataka

Unos ulaznih podataka je omogućen na dva načina:

- 1) Slučajnim generisanjem tačaka iz odgovarajućih intervala
- Žitanjem fajlova sa zadate putanje. Fajlovi su formatirani na odgovarajući način(svaki red predstavlja jednu tačku u n-dimenzionom prostoru ili csv format)

Implementacija jedinke

- Svaka jedinka u genetskom algoritmu biće predstavljena kao lista dmenzije K gde svaki od elemenata liste je lista dimenzije n (n je dimenzija prostora u kome vršimo klasterovanje) i predstavja centar za jedan od K klastera.
- Inicijalna populacija se generiše slučajnim izborom p (pveličina populacije) tačaka iz skupa points koji je zadat na početku.

- Fitness funkcija je zadata kao suma kvadratnih rastojanja(SSE) od tačaka od odgovarajuceg centra klastera kome tačka pripada.
- Rastojanja se računaju euklidski.
- SSE = $\sum_{i=1}^{n} (x_i x^-)^2$
- Pored navedene funkcije koju treba optimizoavati (SSE), implementirana su i rešenja korišćenjem silhouette score-a i davies bouldin score-a.

Implementacija selekcije, ukrštanja i mutacije

- Selekcija je implementirana kao turnirska sa veličinom turnira 5
- Korišćeno je jednopoziciono ukrštanje, pozicija se bira iz intervala [0,duzina_jedinke) i pritom korišćenom implemetacijom neće postojati problem nepoželjnog ponašanja u kome je jedinka podeljena tako da različite koordinate iz iste tačke(gena) pripadnu različitim potomcima

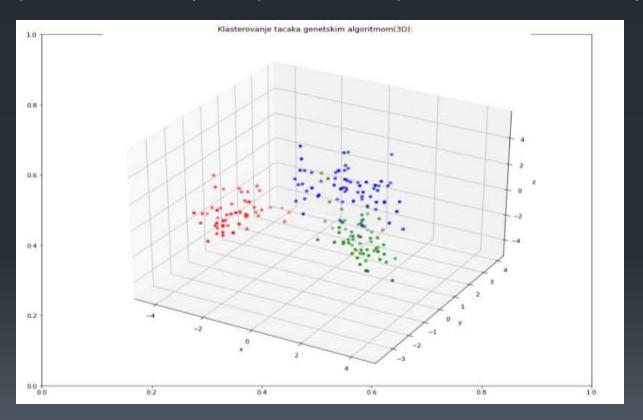
• Mutacijom se vrsi ekspolaracija prostora pretrage. Upotrebljena je ideja dodavanja/oduzimanja slučajno generisane vrednosti (iz intervala[0,0.5]) svakoj koordinati posmatrane tačke ukoliko je slučajno generisana vrednost manja od MUTATION_RATE koji je 5% (0.05).

Parametri genetskog algoritma

Veličina populacije je 300, broj generacija 100 i elitizmom čuvamo 20% najboljih jedinki generacije.

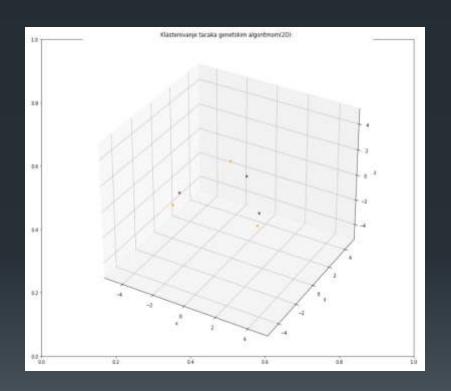
Rezultati:

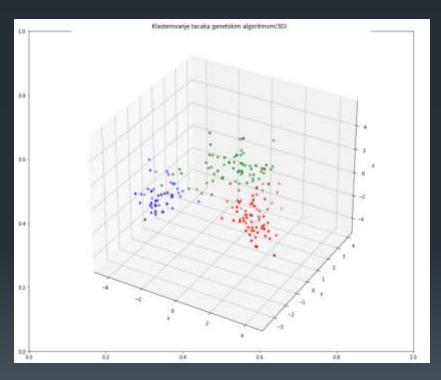
Kao poredbeni algoritam koristimo K means algoritam jer on uglavnom daje optimalna resenja za posmatrani problem klasterovanja.



Fitness vrednost dobijena kod poredbenog K means algoritma je 0,00078251.

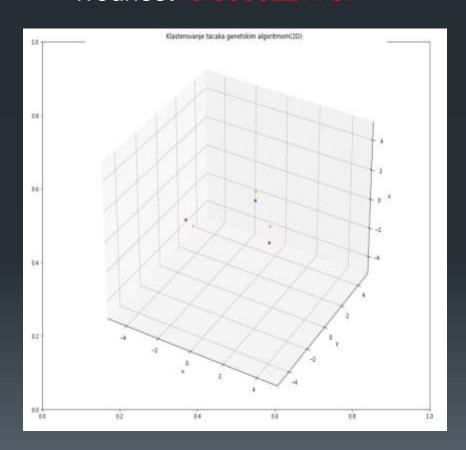
- Rezultati dobijeni izvršavanjem GA(SSE):
- Veličina populacije 100, broj generacija 20, dobijena fitness vrednost 0.00057494

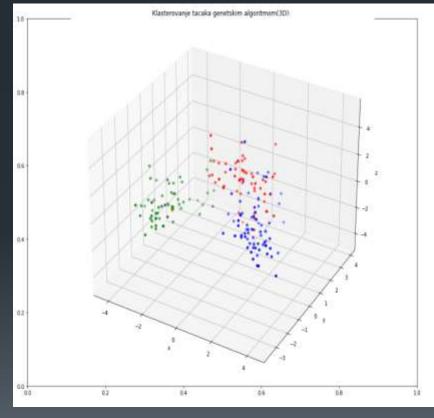




*<u>ljubičaste</u> tačke označavaju centroide Kmeans algoritma , <u>narandžaste</u> tačke označavaju centre klastera GA.

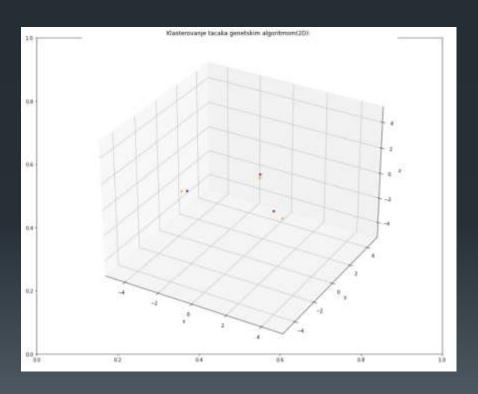
- Rezultati dobijeni izvršavanjem GA(SSE):
- Veličina populacije 200, broj generacija 50, dobijena fitness vrednost 0.000622776.

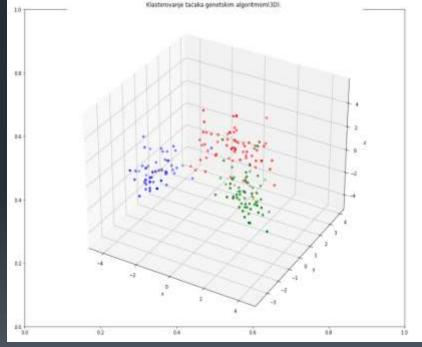




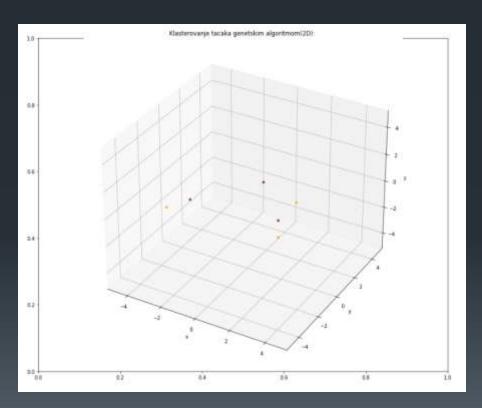
Rezultati dobijeni izvršavanjem GA(SSE):

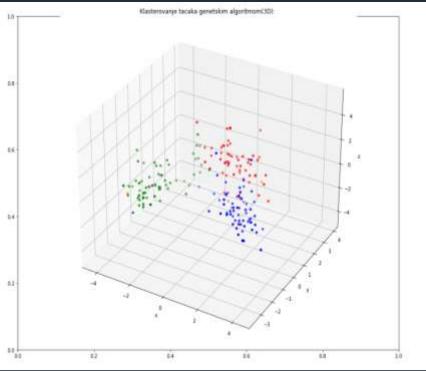
 Veličina populacije 300, broj generacija 100, dobijena fitness vrednost 0.000631328.



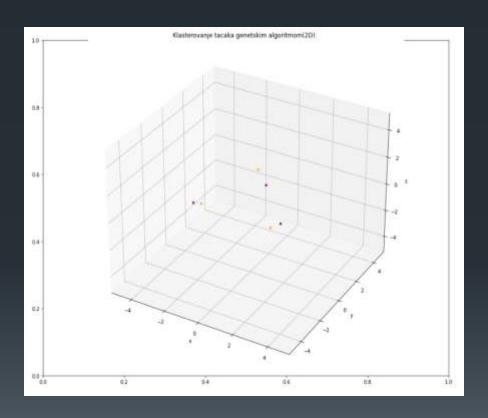


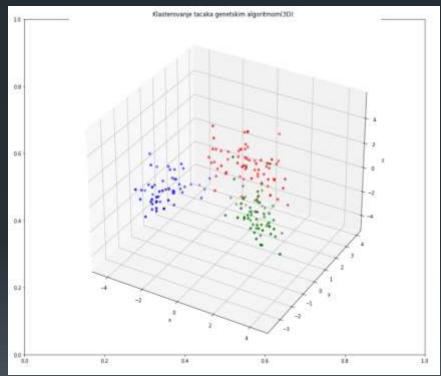
- Vrednost silhouette score-a za K-Mens 0,28485
- Rezultati dobijeni izvršavanjem GA(silhouette score):
 Veličina populacije 100, broj generacija 20, dobijena fitness vrednost 0,27335



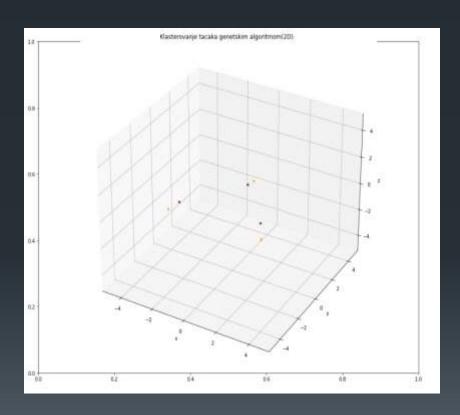


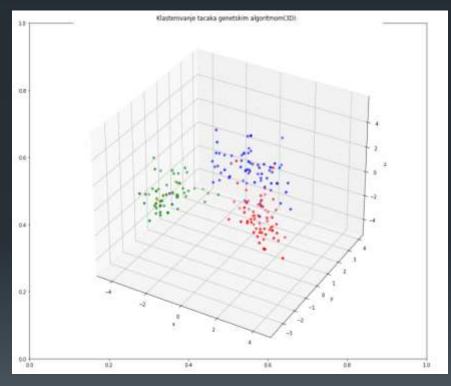
Rezultati dobijeni izvršavanjem GA(silhouette score):
 Veličina populacije 200, broj generacija 50, dobijena fitness vrednost 0,28471





Rezultati dobijeni izvršavanjem GA(silhouette score):
 Veličina populacije 300, broj generacija 100, dobijena fitness vrednost 0,28599





Zaključak

Na osnovu prethodne analize možemo doći do zaključka da povećanjem broja jedinki unutar populacije poboljšava se i kvalitet (fitness vrednost) rešenja samog algoritma i dobijeno rešenje veoma je blizu rešenja uporednog algoritma(K means algoritma) koji u najvećem broju slučajeva daje optimalno rešenje.

Hvala na pažnji

Luka Radenković 59/2018 Ermin Škrijelj 194/2018