

## Rezolvarea unei probleme folosind algoritm genetic

Vom folosi un algoritm stohastic pentru rezolvarea exercitiului 4 si anume, algoritmul genetic.

### Enunt

Problema de transport presupune urmatoarele: exista o oferta de produse pe care o putem defini drept un vector notat cu  $O$ , cu 2 elemente, in cazul nostru. Fiecare furnizor ofera o anumita cantitate printr-un bun. Exista corespunzator o cerere formata din mai multi consumatori la care vor fi transportate acele bunuri. Cererea va fi notata ca un vector  $C$  cu 3 elemente. Bunurile sunt transportate de la surse catre consumatori, adica de la fabrici la depozite.

Se cunoaste o matrice cu costuri de transport, avand  $m$  linii si  $n$  coloane ( $2 \times 3$ ). Pe fiecare linie vom reprezenta oferta, pe fiecare coloana vom reprezenta o cerere. Fiecare element  $x_{ij}$  din aceasta matrice, ca urmare, va indica costul transportului unei unitati de la sursa  $i$  la destinatia  $j$ .

In tabelul de mai jos am notat cu F1 și F2 furnizorii din Bucuresti si Craiova, iar cu D1, D2 si D3 depozitele din Ploiesti, Pitesti si Cluj.

	D1	D2	D3	Oferta
F1	50	70	90	120
F2	60	70	100	140
Cerere	100	60	80	

Oferta totala=	260
Cerere totala=	240
Oferta>Cerere	20

Conform cerintei, putem observa ca numarul total de tone de la F1 va fi mai mic sau egal cu 120, iar numarul total de tone de la F2 va fi mai mic sau egal cu 140.

Numarul total de tone stocat de D1 va fi mai mare sau egal cu 100, cel stocat de D2 mai mare sau egal cu 60 iar cel stocat de D3 mai mare sau egal cu 80.

Costul minim de transport va fi egal cu produsul scalar dintre numarul de tone si costul de transport al unei tone.

### Ipoteza de lucru

Ca ipoteza de lucru, cererea este mai mica sau egala cu oferta, ceea ce inseamna ca suma cantitatilor din vectorul de cerere mai este mica sau egala cu suma cantitatilor din vectorul de costuri ( o parte din oferta va ramane neconsumata).

### Cerinta

Ni se cere sa gasim un plan de transport, adica o matrice de coordonate  $m \times n$  in care fiecare element  $x_{ij}$  indica ce cantitate se transporta de la sursa  $i$  la sursa  $j$ .

Acest plan de transport trebuie sa acopere integral cererea, pe coloane, si o parte din oferta, pe linii.

Astfel, intentia este de a consuma o parte din oferta si de a acoperi integral cererea.

Ni se cere acel plan cu costul minim. Costul transportarii unei unitati de la sursa  $i$  la destinatia  $j$  este dat de matricea de transport. Pentru a afla costul total al transportului de la sursa  $i$  la destinatia  $j$ , vom inmulti elementul corespunzator din matricea de transport cu cantitatea transportata de la sursa  $i$  la destinatia  $j$  si vom aduna toate aceste costuri. (avem produs scalar intre 2 matrice).

### Exemplu

Vom avea exemplele de date de intrare in seturi de 3 fisiere. Un fisier ne da vectorul de oferte, unul vectorul de cereri si altul matricea de costuri:

Oferta: 120 140	T_oferta.txt	Costuri: 50 70 90	T_costuri.txt
Cererea: 100 60 80	T_cerere.txt	60 70 100	

Exemplu de apel:

```
s,c=GTR.Ex4_Transport('T_oferta.txt','T_cerere.txt','T_costuri.txt',10,50,0.8,0.1)
```

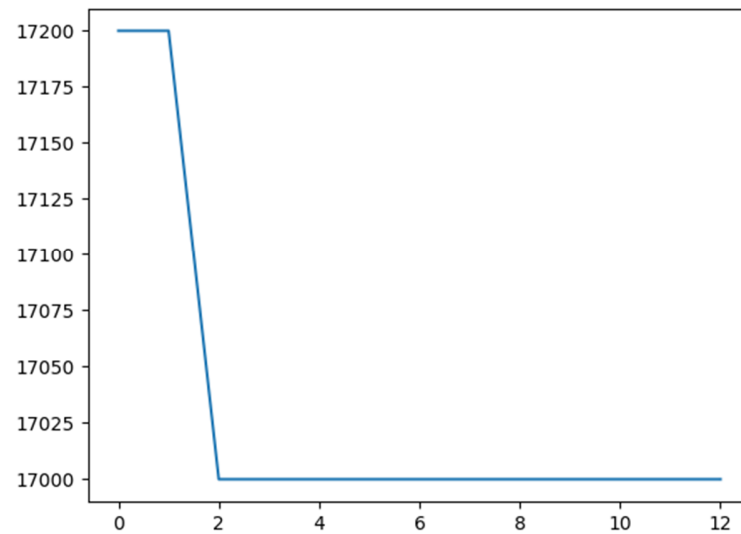
Pentru datele reprezentate, avem un astfel de apel in care se transmit ca parametri cele 3 fisiere, 10 indivizi in dimensiunea populatiei curente, 50 de iteratii, 0.8 probabilitate de recombinare, 0.1 probabilitate de mutatie.

Cu acesti parametri de control si pe datele initial primite se pot obtine urmatoarele rezultate:

```
1.  
Cel mai bun cost găsit: 17000.0  
Soluția de transport:  
[[40. 0. 80.]  
 [60. 60. 0.]]  
Oferta rămasă: [ 0. 20.]  
O parte din ofertă va rămâne neconsumată.  
Cerere rămasă: [0. 0. 0.]  
Cererea acoperită perfect
```

Asadar, un cost total de transport minim gasit e 17000, iar planul de transport este matricea rezultata. De exemplu, prima casuta, indica faptul ca de la prima fabrica se transporta 40 de tone catre primul depozit, si tot asa mai departe. Fiind o problema nebalansata, cererea a fost integral acoperita dar oferta ramasa nu s-a consumat integral, ramanand 20 de tone.

Mesajele afisate sunt pentru verificarea automata din cadrul programului, dupa ce se gaseste solutia.



Graficul arata cum a evoluat calitatea celui mai bun individ din fiecare generatie de-a lungul celor 10 generatii.

Resursele utilizate sunt destul de mici in acest exemplu deoarece setul de intrare este de asemenea mic si nu asigura obtinerea solutiei optime in mod consistent.

2.

Cel mai bun cost găsit: 17200.0

Soluția de transport

[[100. 0. 0.]

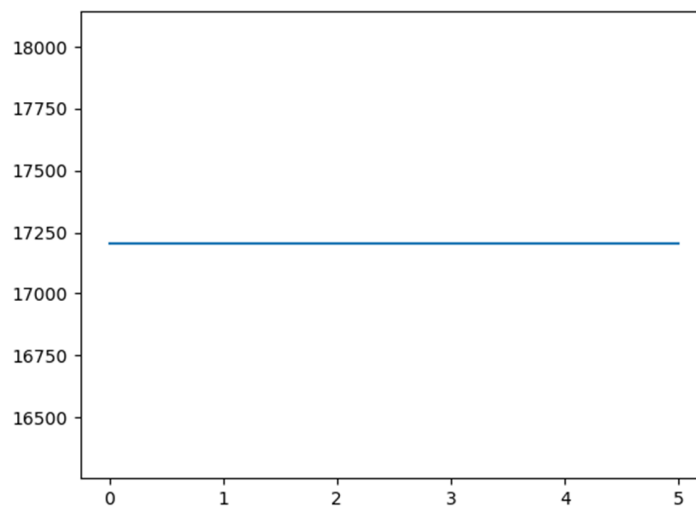
[ 0. 60. 80.]]

Oferta rămasă [20. 0.]

0 parte din ofertă va rămâne neconsumată.

Cerere rămasă: [0. 0. 0.]

Cererea acoperită perfect



Rezultat non-optimal posibil: cost 17200.

### Reprezentarea – codificare

În rezolvarea acestei probleme de transport vom proceda în felul următor:

De la fiecare ofertant pleacă o cantitate care va fi reprezentată într-o celulă a matricei plan de transport, iar acea cantitate este trimisă către un consumator.

Pe măsură ce alocăm valori fiecărui element din matricea plan de transport, evident, se diminuează oferta și se acoperă o parte din cerere. Vom actualiza vectorul oferta și vectorul cerere, și le vom numi oferta rămasă și cerere rămasă.

La un moment dat se alege o valoare pentru o celulă din matricea plan de transport. Valoarea  $x_{ij}$  nu poate să depășească oferta rămasă de la furnizorul  $i$  și nici cantitatea cerută de consumator  $j$ . Astfel, valoarea  $x_{ij}$  poate să fie maximul dintre oferta  $i$  și cererea  $j$ . Se vor actualiza ambii vectori.

Acest proces se va repeta pentru fiecare element al matricei de transport până când nu mai rămâne nimic din cerere sau oferta.

Ordinea de alocare va fi aleatoare, pe rand, câte un element, și va trebui memorată. Liniarizăm matricea de transport și reprezentăm rangul fiecărui element. Vom actualiza celulele și le vom da valori în ordinea indicată de o astfel de permutare. La un moment dat analizăm elementul de rang  $k$ ,  $p_k$ , din reprezentarea liniarizată. Elementul  $p_k$  este numărul celulei din matricea de transport pentru care alegem o valoare. Valoarea lui  $p_k$  o vom transforma într-o pereche de indici, număr de linie și număr de coloană:

$$p_k = (i - 1) \times n + j, m=2, n=3$$

### Rezolvare

Vom avea o funcție principală `def Ex4_Transport(fo,fc,fcost,dim,nmax,pr,pm)` în care vor fi apelate toate metodele de rezolvare ale problemei de transport:

```
def Ex4_Transport(fo,fc,fcost,dim,nmax,pr,pm):  
    # rezolvarea problemei generale de transport  
  
    # fenotip: matricea de transport  
    # genotip: ordinea în care se alocă elementele din matricea de transport <=>  
    permutare, ind. mereu fezabili  
    # I: fo - fisier oferta (text, 1xm)  
    #    fc - fisier cerere (text, 1 x n)  
    #    fcost - fisier costuri (text, m x n)  
    #    dim - dimensiune populație  
    #    nmax - număr maxim de iterații  
    #    pr - probabilitate de recombinare  
    #    pm - probabilitate de mutație  
    # E: sol - soluția de transport găsită  
    #    cost - cost de transport calculat
```

```
# initializari - parametri de intrare
oferta=numpy.genfromtxt(fo)
cerere=numpy.genfromtxt(fc)
costuri=numpy.genfromtxt(fcost)

# generare populatie initiala
pop = gen_pop(dim, oferta, cerere, costuri)
v = [min(1000. / pop[:, -1])]

# bucla GA
ok=True
t=0
while t<nmax and ok:
    # selectie parinti
    parinti = s_ruleta_SUS(pop)
    # recombinare
    desc = recombinare(parinti, pr, oferta,cerere,costuri)
    # mutatie
    descn = mutatie(desc, pm, oferta,cerere,costuri)
    # selectie generatie urmatoare
    pop = s_elitista(pop, descn)
    # alte operatii
    # retine cea mai buna solutie
    vmax = min(1000./pop[:, -1])
    i = numpy.argmin(pop[:, -1])
    best = pop[i][: -1]
    v.append(vmax)
    t+=1
    ok=max(pop[:, -1])!=min(pop[:, -1])

print("Cel mai bun cost găsit: ",vmax)
print("Soluția de transport:")
sol=gen_alocare(best,oferta,cerere)
print(sol)
fig=grafic.figure()
grafic.plot(v)
verificare(sol,oferta,cerere)
return (sol,vmax)
```

## Reprezentare – decodificare

Partea de decodificare nu se aplica doar la final, ci de fiecare data cand apare un individ nou deoarece am convenit ca evaluam indivizii imediat ce sunt generate.

Initializam:

CR - cererea totala ramasa; se initializeaza cu suma elementelor din vectorul cerere preluat din fisier

c\_r - vector cerere ramasa; se initializeaza cu vectorul cerere preluat din fisierul text si se actualizeaza pe parcursul calculelelor scazand permanent din elementele sale cantitatile alocate.

o\_r - oferta ramasa; se initializeaza cu vectorul oferta preluat din fisierul text si pe masura ce se fac alocari se diminueaza valorile sale

La finalul algoritmului de construire a planului de transport, vectorii vor conține elemente 0.

$i=0$ : Începem analiza de la prima gena a cromozomului. Se initializează planul de transport  $x$  ca matrice  $m \times n$  cu zerouri.

Cât timp mai există cerere de alocat ( $CR > 0$ ) se analizează elementul  $p_k$  din cromozomul curent. Elementul  $p_k$  se transformă în o pereche de indici cu linia, respectiv coloana corespunzătoare. Este de fapt câtul și restul împărțirii la  $n$ .

Apelul `lin,col=numpy.unravel_index(int(permutare[i]),(m,n))`, în care funcției `unravel_index` îi dam rangul elementului  $p_k$  și dimensiunile matricei corespunzătoare. Funcția ne da înapoi perechea de indici linie și coloana corespunzătoare rangului pe care l-am transmis ca parametru.

Dupa care avem alocarea propriu-zisă: elementul  $x$  din matricea plan de transport cu coordonate `lin` și `col` primește ca valoare minimul dintre oferta ramasă corespunzătoare liniei și cererea ramasă coloanei:

$$x[\text{lin}, \text{col}] = \min([o\_r[\text{lin}], c\_r[\text{col}]])$$

Se actualizează oferta și cererea ramasă scăzând valoarea alocată din elementul corespunzător din fiecare din cei 2 vectori:

```
o_r[lin]-=x[lin,col]
c_r[col]-=x[lin,col]
```

Actualizăm cererea totală ramasă:

```
CR-=x[lin,col]
```

$i+=1$ : Trecem la următoarea alelă a cromozomului curent, repetăm alocarea pentru fiecare alelă atât timp cât mai există cerere ramasă. În clipa în care s-a consumat toată cererea, restul elementelor din matricea de transport vor rămâne 0.

```
def gen_alocare(permutare, oferta, cerere):
    # I: permutare - genotip, ordinea de alocare
    # oferta, cerere - restrictii
    # E: x - alocarea obtinuta, sub forma de matrice

    m=len(oferta)
    n=len(cerere)
    x=numpy.zeros((m,n))
    i=0
    CR=sum(cerere)
    o_r=oferta.copy() #oferta ramasa
    c_r=cerere.copy() #cerere ramasa
    while CR>0:
        lin,col=numpy.unravel_index(int(permutare[i]),(m,n))
        x[lin,col]=min([o_r[lin],c_r[col]])
        o_r[lin]-=x[lin,col]
        c_r[col]-=x[lin,col]
```

```
CR-=x[lin,col]
i+=1
return x
```

### Funcția de evaluare

Cromozomii trebuie evaluați într-un algoritm genetic, iar funcția de evaluare necesită decodificarea cromozomului.

### Funcția obiectiv

Costul este o valoare care trebuie minimizată. În algoritmi genetici preferăm să facem implementarea în sensul maximizării funcției obiectiv. Varianta aleasă în acest caz este inversarea costului.

```
def f_obiectiv(x, oferta, cerere, costuri):
    # I: x - cromozom evaluat
    #   oferta, cerere - restricții
    #   costuri - matricea costurilor de transport
    #   E: c - calitate (1000/cost transport)

    a=gen_alocare(x, oferta, cerere)
    c=1000./numpy.sum(a*costuri)
    return c
```

### Generare populație inițială

După ce s-a stabilit modul de reprezentare, codificarea și decodificarea implicite și funcția de evaluare: populația inițială se generează aleator, stabilită folosind reprezentarea cu permutări. Vom genera aleator permutări de dimensiune  $m \times n$ .

```
def gen_pop(dim, oferta, cerere, costuri):
    # I: dim - dimensiune populație
    #   oferta - oferta de transport (1xm)
    #   cerere = cerere de transport (1xn)
    #   costuri - costuri de transport (mxn)
    # E: pop - populația generată

    m=len(oferta)
    n=len(cerere)
    pop=numpy.zeros((dim, m*n+1))
    for i in range(dim):
        x=numpy.random.permutation(m*n)
        pop[i, :-1] = x
        pop[i, -1] = f_obiectiv(x, oferta, cerere, costuri)
    return(pop)
```

### Condiția de terminare

După ce fiecare individ generat se decodifică, îl evaluăm și memorăm calitatea sa lângă reprezentare în matricea populație.

Condiție de terminare al algoritmului:

1. Sa avem mereu un numar limitat de iteratii, stabilit de noi ca parametru de control al algoritmului genetic.
2. Sa avem minim 2 calitati diferite in cadrul populatie curente.

## Operatori - Selectia parintilor

In intepretare am folosit, ruleta de tip SUS, cu probabilitate de selectie din modelul FPS cu sigma scalare deoarece se poate obtine optimul folosind mai putine generatii si o dimensiune mai mica a populatiei.

```
def d_FPS_ss(pop,c):  
    # distributia de selectie FPS cu sigma scalare  
  
    # I: pop - bazinul de selectie  
    # c - constanta din formula de ajustare. uzual: 2  
    # E: p - vector probabilitati de selectie individuale  
    # q - vector probabilitati de selectie cumulate  
  
    m,n=numpy.shape(pop)  
    medie=numpy.mean(pop[:,n-1])  
    sigma=numpy.std(pop[:,n-1])  
    val=medie-c*sigma  
    g=[numpy.max([0, pop[i][n-1]-val]) for i in range(m)]  
    s=numpy.sum(g)  
    p=g/s  
    q=[numpy.sum(p[:i+1]) for i in range(m)]  
    return p,q  
  
def s_ruleta_SUS(pop):  
    # selectia tip ruleta multibrat  
  
    # I: pop - bazinul de selectie  
    # E: rez - populatia selectata  
  
    m,n=numpy.shape(pop)  
    p,q=d_FPS_ss(pop,2) #sau alta distributie  
    rez=pop.copy()  
    i=0  
    k=0  
    r=numpy.random.uniform(0,1/m)  
    while k<m:  
        while r<=q[i]:  
            rez[k,:n]=pop[i,:n]  
            r+=1/m  
            k+=1  
        i+=1  
    return rez
```

## Recombinare

Folosim operatorul CX impreuna cu schema de aplicare pentru probleme fara restrictii:

```
def r_CX(x,y,pr):  
    # operatorul de recombinare Cycle Crossover pentru permutari
```



```
# I: x,y - cromozomii parinti
# pr - probabilitatea de recombinare
# E: a,b - descendentii

a=x.copy()
b=y.copy()
r=numpy.random.uniform(0,1)
if r<pr:
    m=len(x)
    c,nrc=cicluri(x,y)
    for t in range(2,nrc+1,2):
        for i in range(m):
            if c[i]==t:
                a[i]=y[i]
                b[i]=x[i]
    return a, b

def cicluri(x,y):
    # determinare cicluri pentru CX

    # I: x, y - cromozomi
    # E: c - vector cu indicii ciclurilor
    # cite - numarul de cicluri

    m=len(x)
    c=numpy.zeros(m, dtype=int)
    continua=1
    i=0
    cite=1
    while continua:
        a=y[i]
        c[i]=cite
        while x[i]!=a:
            j=list(x).index(a)
            c[j]=cite
            a=y[j]
        try:
            i=list(c).index(0)
            cite+=1
        except:
            continua=0
    return c,cite

def recombinare(parinti,pr,oferta,cerere,costuri):
    # etapa de recombinare

    # I: parinti - multiseutul parintilor
    # pr - probabilitatea de recombinare
    # oferta, cerere, costuri - parametri ai problemei
    # E: desc - descendentii creati

    dim,n=numpy.shape(parinti)
    desc=numpy.zeros((dim,n))
```

```
#selectia aleatoare a perechilor de parinti
perechi=numpy.random.permutation(dim)
for i in range(0,dim,2):
    x = parinti[perechi[i], :n - 1]
    y = parinti[perechi[i + 1], :n - 1]
    d1, d2 = r_CX(x, y, pr)
    desc[i, :n - 1] = d1
    desc[i][n - 1] = f_obiectiv(d1, oferta, cerere, costuri)
    desc[i + 1, :n - 1] = d2
    desc[i + 1][n - 1] = f_obiectiv(d2, oferta, cerere, costuri)
return desc
```

## Mutatie

Pentru mutatie avem operatorul de interschimbare care schimba ordinea de analiza intr-un mod mai natural, mai exact, schimba 2 celule intre ele.

Pentru ca nu avem restrictii folosim schema de mutatie pentru probleme fara constrangeri.

```
def m_perm_schimb(x,pm):
    # operatorul de mutatie prin interschimbare pentru permutari

    # I: x - individul supus mutatiei
    # pm - probabilitatea de mutatie
    # E: y - individul rezultat

    y=x.copy()
    r=numpy.random.uniform(0,1)
    if r<pm:
        m = len(x)
        p = numpy.random.randint(0, m, 2)
        while p[0] == p[1]:
            p[1] = numpy.random.randint(0,m)
        p.sort()
        y[p[1]]=x[p[0]]
        y[p[0]]=x[p[1]]
    return y

def mutatie(desc,pm,oferta,cerere,costuri):
    # etapa de mutatie

    # I: desc - descendentii obtinuti in etapa de recombianre
    # pm - probabilitatea de mutatie
    # oferta,cerere,costuri - restrictiile problemei
    # E: desc_m - descendenti modificati

    dim,n=numpy.shape(desc)
    desc_m=desc.copy()
    for i in range(dim):
        x=desc_m[i,:n-1]
        y=m_perm_schimb(x,pm)
        desc_m[i,:n-1]=y
        desc_m[i,n-1]=f_obiectiv(y,oferta,cerere,costuri)
    return desc_m
```

## Selectia generatiei urmatoare

Selectia generatiei urmatoare este elitista (ne asigura ca de la o generatie la alta calitatea celui mai bun individ nu scade), facand o inlocuire generationala cu limita de varsta 1. Toti descendentii trec in noua generatie inlocuind indivizii populatiei curente, dar daca niciun descendent nu e mai bun decat cel mai bun individ al populatiei curente, il salvam pe acesta si eliminam unul dintre descendenti ( de obicei eliminam individul cel mai slab)

```
def s_elitista(pop,desc):  
    # selectia elitista a generatiei urmatoare  
  
    # I: pop - populatia curenta  
    # desc - descendentii populatiei curente  
    # E: noua - matricea descendentilor selectati  
  
    noua=desc.copy()  
    dim,n=numpy.shape(pop)  
    max1=max(pop[:,n-1])  
    i=numpy.argmax(pop[:,n-1])  
    max2=max(desc[:,n-1])  
    if max1>max2:  
        k=numpy.argmin(desc[:,n-1])  
        noua[k,:]=pop[i,:]  
    return noua
```

Dupa ce se decodifica cel mai bun individ din populatia finala si se ajunge la un plan de transport optim, se incheie proiectarea problemei de transport.