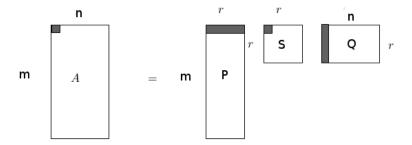
Yaklasiksal SVD ile Tavsiye Sistemleri

SVD, Toplu Tavsiye yazisinda Movielens verisine SVD uygulayarak once boyut azaltmistik. Azaltilmis boyut uzerinden, yeni bir kullanicinin diger mevcut kullanicilara mesafesini hesaplamis, ve boylece en cok benzedigi diger kullaniciyi bulmustuk. Bu kullanicinin bir film icin verdigi notu yeni kullanici icin tahmin olarak baz almistik.

SVD uygulamanin degisik bir yolu daha var. Netflix yarismasinda kullanilan [1] bir yaklasim soyle. Alttaki SVD ayristirmasina bakalim,



1. kullanicini 1. filme verdigi not ustte koyu gosterilen satirlarin carpimi ile oluyor, eger ufak harfler ve kullanici (user) icin u, film icin i indisini kullanirsak, ve q, p vektorlerini Q, P matrislerinin sirasiyla kolon ve satirlarini gostermek icin kullanirsak, ayristirma sonrasi begeni degerinin onemli bir kismi $q_i^T p_u$ carpimindadir. Carpim icinde S'ten gelecek tekil degeri (singular value) ne olacak? Formulasyonu biraz degistirelim dedik, bu degeri carpim disina alarak birkac toplam olarak gosterebiliriz. Bu toplamlar mesela bir kullanicinin ne kadar yanli (bias) not verdigini, ya da bir filmin kabaca, ortalama nasil not almaya meyilli oldugunu modelleyebilirler (ki bu da bir yanlilik olcusu). Bu durumda bir begeni notunu tahmin edecek formul soyle gosterilebilir,

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_i + b_u + q_i^T p_u$$

 μ bir skalar, tum filmlere verilen ortalamayi gosteriyor, ki tum begenilerin ortalamasi uzerinden basit bir sekilde hizla hesaplanabilir. \hat{r}_{ui} 'ya bir tahmin dedik cunku modelimizdeki vektorlerin degerlerini bulduktan sonra (egitim verisiyle bu hesabi yapacagiz) modeli kullanarak r_{ui} 'yi (gercek not) bulabiliyoruz.

Egitim icin ne yapmali? Minimize edecegimiz bir hedef fonksiyonu bulabiliriz, ki cogunlukla bu karesi alinmis hata uzerinden olur. Bunun icin gercek not r_{ui} degerinden tahmin notu \hat{r}_{ui} 'yi cikartip karesini alabiliriz. Bu islemi tum u, i'ler icin yaparak bu toplami minimize etmeye ugrasabiliriz.

$$\min_{b*,q*,p*} \sum_{u,i} (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2 + \lambda (b_i^2 + b_u^2 + ||q_i||^2 + ||p_u||^2)$$

```
= \min_{b*,q*,p*} \sum_{u:i} (r_{ui} - \mu - b_i - b_u - q_i^\mathsf{T} p_u)^2 + \lambda (b_i^2 + b_u^2 + \|q_i\|^2 + \|p_u\|^2)
                                     e_{ui} := r_{ui} - \hat{r}_{ui}
                               b_{11} \leftarrow b_{11} + \gamma (e_{11} - \lambda \cdot b_{11})
                               b_i \leftarrow b_i + \gamma (e_{ii} - \lambda \cdot b_i)
                             q_i \leftarrow q_i + \gamma (e_{ii} \cdot p_{ii} - \lambda \cdot q_i)
                            p_{u} \leftarrow p_{u} + \gamma (e_{ui} \cdot q_{i} - \lambda \cdot p_{u})
from numpy.linalg import linalg as la
import numpy as np
import random
import pandas as pd, os
def create_training_test(df,collim=2,rowlim=200):
     test_data = []
     df_train = df.copy()
     for u in range(df.shape[0]):
          row = df.ix[u]; idxs = row.index[row.notnull()]
          if len(idxs) > collim:
               i = random.choice(idxs); val = df.ix[u,i]
               test_data.append([u,i,val])
               df_{train.ix[u,i]} = np.nan
          if len(test_data) > rowlim: break
     return df_train, test_data
def ssvd(df_train,rank):
     print 'rank', rank
     gamma = 0.02 # regularization
     lam = 0.05
     mu = df_train.mean().mean()
     m,n = df train.shape
     c = 0.03
     b_u = np.ones(m) * c
     b_i = np.ones(n) * c
     p_u = np.ones((m, rank)) * c
     q_i = np.ones((rank, n)) * c
     r_ui = np.array(df_train)
     for u in range(m):
          #print "user", u
          row = df_train.ix[u]; idxs = row.index[row.notnull()]
          for i in idxs:
```

```
r_ui_hat = mu + b_i[i] + b_u[u] + np.dot(q_i[:,i].T,p_u[u,:])
          e_ui = r_ui[u,i] - r_ui_hat
          b_u[u] = b_u[u] + gamma * (e_ui - lam*b_u[u])
          b_i[i] = b_i[i] + gamma * (e_ui - lam*b_i[i])
          q_{i}[:,i] = q_{i}[:,i] + gamma * (e_{u}i*p_{u}[u,:].T - lam*q_{i}[:,i])
          p_u[u,:] = p_u[u,:] + qamma * (e_ui*q_i[:,i].T - lam*p_u[u,:])
   return mu, b_u, b_i, q_i, p_u
import pandas as pd
import ssvd
d = np.array(
[[ 5., 5., 3., nan, 5.,
                           5.1,
[ 5., nan, 4., nan, 4.,
                           4.],
                 5.,
                      4.,
[ nan, 3., nan,
                            5.],
                 3.,
                       5.,
[ 5.,
       4.,
            3.,
                            5.],
       5.,
           nan,
                 nan,
                      nan,
                            5.]
[
  5.,
1)
data = pd.DataFrame (d, columns=['0','1','2','3','4','5'],
      index=['Ben','Tom','John','Fred','Bob'])
mu,b_u,b_i,q_i,p_u = ssvd.ssvd(data,rank=3)
print mu
print 'b_u',b_u
print 'b_i',b_i
print 'q_i',q_i
print 'p_u',p_u
u = 4; i = 2
r_ui_hat = mu + b_i[i] + b_u[u] + np.dot(q_i[:,i].T,p_u[u,:])
print r_ui_hat
rank 3
4.31388888889
b_u [ 0.05129388  0.01927226  0.0206893  0.0065487  0.06568321]
0.031084191
[\ 0.03132989 \ 0.02957741 \ 0.02802317 \ 0.02951804 \ 0.0301854 \ 0.03108419]
[ 0.03132989  0.02957741  0.02802317  0.02951804  0.0301854  0.03108419]]
p_u [[ 0.03053543  0.03053543  0.03053543]
[ 0.02921864  0.02921864  0.02921864]
4.34999993855
import pandas as pd, os
df = pd.read_csv("%s/Downloads/movielens.csv" % os.environ['HOME'] ,sep=';')
print df.shape
df = df.ix[:,1:3700] # id kolonunu atla,
df.columns = range(3699) # kolon degerlerini tekrar indisle
print df.shape
(6040, 3731)
(6040, 3699)
```

i = int(i)

```
df_train, test_data = ssvd.create_training_test(df,rowlim=500,collim=300)
print len(test_data)
501
import ssvd
mu, b_u, b_i, q_i, p_u = ssvd.ssvd(df_train, rank=25)
print 'mu', mu
rank 25
mu 3.23841096846
rmse = 0; n = 0
for u,i,real in test_data:
   r_ui_hat = mu + b_i[i] + b_u[u] + np.dot(q_i[:,i].T,p_u[u,:])
   rmse += (real-r\_ui\_hat) **2
   n += 1
   #print u,i,real, r_ui_hat
print "rmse", np.sqrt(rmse / n)
rmse 0.878340489577
Kaynaklar
http://sifter.org/~simon/journal/20061211.html
Koren, Bell, Recommender Systems Handbook, http://www.cs.bme.hu/nagyadat/
Recommender_systems_handbook.pdf
http://www2.research.att.com/~volinsky/papers/ieeecomputer.pdf
http://www.cs.nyu.edu/~yann/talks/lecun-20071207-nonconvex.pdf
http://courses.cs.washington.edu/courses/cse528/09sp/sanger_
pca_nn.pdf
http://users.ics.aalto.fi/oja/Oja1982.pdf
http://arxiv.org/pdf/1308.3509
http://www.maths.qmul.ac.uk/~wj/MTH5110/notes/MAS235_lecturenotes1.
pdf
http://heim.ifi.uio.no/~tom/powerandqrslides.pdf
http://math.stackexchange.com/questions/649701/gradient-descent-
on-non-convex-function-works-but-how
```

import ssvd