

K-Means Kumeleme Metodu

Yapay Ogrenim (Machine Learning) alanında populer kumeleme algoritmalarından biri k-means algoritmasıdır. K-means kumelemesinde kaç tane kumenin olması gerektiği bastan tanımlanır (k parametresi ile), algoritma bunu kendisi bulmaz. Metotun geri kalanı basit - bir döngü (iteration) içinde her basamakta:

1) Her nokta için, eldeki kume merkezleri teker teker kontrol edilir ve o nokta en yakın olan kumeye atanır

2) Atamalar tamamlandıktan sonra her kume içinde hangi noktaların olduğu bilindiği için her kumedeki noktaların ortalaması alınarak yeni kume merkezi hesaplanır. Eski merkez hesapları atılır.

3) Basa donulur

Döngü tekrar ilk adıma döndüğünde, bu sefer yeni kume merkezlerini kullanılarak, aynı adımlar tekrar yapılacaktır.

Fakat bir problem yok mu? Daha birinci döngü başlamadan kume merkezlerinin nerede olduğunu nereden bileceğiz? Burada bir tavuk-yumurta problemi var, kume merkezleri olmadan noktaları atayamayız, atama olmadan kume merkezlerini hesaplayamayız.

Bu probleme pratik bir çözüm ilk basta kume merkezlerini (ya da kume atamalarını) rasgele bir şekilde seçmektir. Pratikte bu yöntem çok iyi işliyor. Tabii bu rasgelelik yüzünden K-means'ın doğru sonuca yaklaşması (convergence) garanti değildir, ama gerçek dünya uygulamalarında çoğunlukla kullanışlı kümeler bulunur. Bu potansiyel problemlerden kaçınmak için k-means pek çok kez işletilebilir (her seferinde yeni rasgele başlangıçlarla yani) ve aynı sonuca ulaşıp ulaşılmadığı kontrol edilebilir.

Pek en iyi k nasıl bulunur? Burada da yapay öğrenim literatüründe pek çok yaklaşım vardır [1], veriyi pek çok parçaya bölüp, farklı k kume sayısı için kumeleme yapmak ve karşılaştırmaya (cross-validation) kullanmak, SVD kullanarak grafiğe bakmak (bu yazının sonunda anlatılıyor), vs.

K-Means EM algoritmasının bir türevi olarak kabul edilebilir, EM kümeleri bir Gaussian (ya da Gaussian karışımı) gibi görür, ve her basamakta bu dağılımların merkezini, hem de kovaryansını hesaplar. Yani kumenin "şekli" de EM tarafından saptanır. Ayrıca EM her noktanın tüm kümelere olan üyeliklerini "hafif (soft)" olarak hesaplar (bir olasılık ölçütü üzerinden), fakat K-Means için bu atama nihai (hard membership). Nokta ya bir kumeye aittir, ya da değildir.

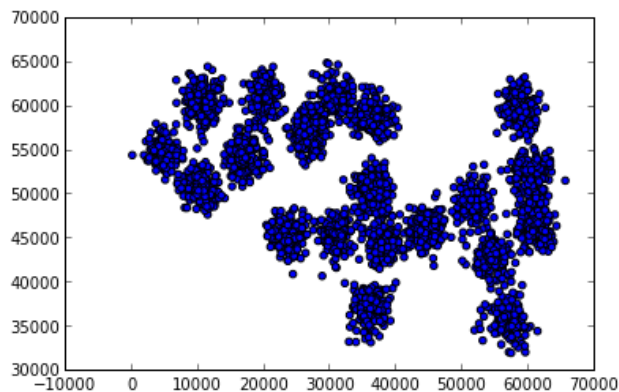
EM'in belli şartlarda yaklaşıksallığı için matematiksel ispat var. K-Means akıllı tahmin yaparak (heuristic) çalışan bir algoritma olarak biliniyor. Sonuca yaklaşması bu sebeple garanti değildir, ama daha önce belirttiğimiz gibi pratikte faydalıdır. Bir sürü alternatif kumeleme yöntemi olmasına rağmen hala K-Means'den vazgeçilemiyor! Burada bir etken de K-Means'in çok rahat paralelleştirilebilmesi. Bu konu başka bir yazıda işlenecek.

Ornek test verisi altta

```
import pandas as pd
data = pd.read_csv("synthetic.txt", names=['a', 'b'], sep=" ")
print data.shape
data = np.array(data)

(3000, 2)

plt.scatter(data[:,0],data[:,1])
plt.savefig('kmeans_1.png')
```



```
def euc_to_clusters(x,y):
    return np.sqrt(np.sum((x-y)**2, axis=1))

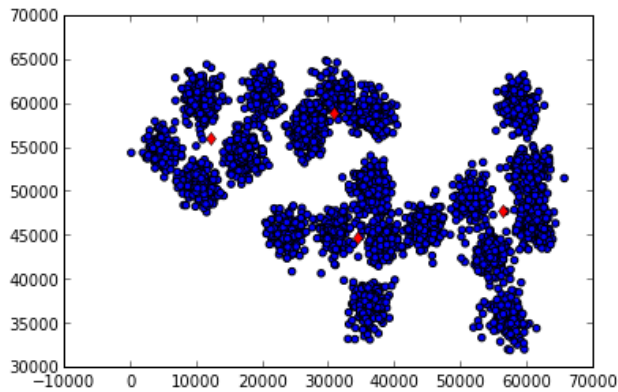
class KMeans():
    def __init__(self,n_clusters,n_iter=10):
        self.k = n_clusters
        self.iter = n_iter
    def fit(self,X):
        # her veri noktası için rasgele kume merkezi ata
        labels = [random.randint(0,self.k-1) for i in range(X.shape[0])]
        self.labels_ = np.array(labels)
        self.centers_ = np.zeros((self.k,X.shape[1]))
        for i in range(self.iter):
            # yeni kume merkezleri uret
            for j in range(self.k):
                # eger kume j icinde hic nokta yoksa, ortalama (mean)
                # hesabi yapma, cunku o zaman nan degeri geliyor, ve
                # hesabin geri kalani bozuluyor.
                if len(X[self.labels_ == j]) == 0: continue
                center = np.mean(X[self.labels_ == j],axis=0)
                self.centers_[j,:] = center
            # her nokta için kume merkezlerine gore kume atamasi yap
            self.labels_ = []
            for point in X:
                c = np.argmin(euc_to_clusters(self.centers_, point))
                self.labels_.append(int(c))
            self.labels_ = np.array(self.labels_)
```

```
cf = KMeans(k=5,iter=20)
cf.fit(data)
print cf.labels_

[3 3 3 ..., 2 2 2]
```

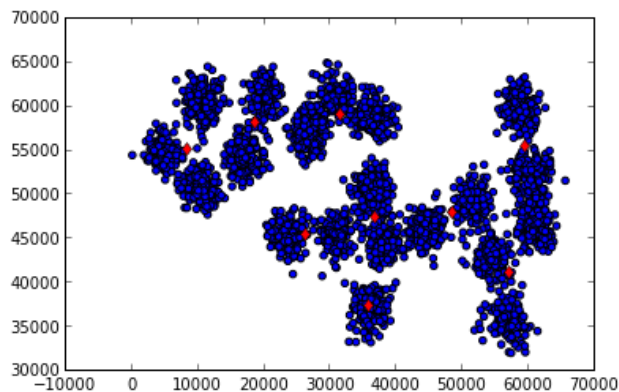
Ustteki sonucun icinde iki ana vektor var, bu vektorlerden birincisi icinde 2,0, gibi sayilar goruluyor, bu sayilar her noktaya tekabul eden kume atamaları. İkinci vektor icinde iki boyutlu k tane vektor var, bu vektorler de her kumenin merkez noktası. Merkez noktalarını ham veri üzerinde grafiklersek (kirmizi noktalar)

```
plt.scatter(data[:,0],data[:,1])
plt.hold(True)
plt.ylim([30000,70000])
for x in cf.centers_: plt.plot(x[0],x[1], 'rd')
plt.savefig('kmeans_2.png')
```



Goruldugu gibi 5 tane kume icin ustteki merkezler bulundu. Fena degil. Eger 10 dersek

```
cf = KMeans(k=10,iter=30)
cf.fit(data)
plt.scatter(data[:,0],data[:,1])
plt.ylim([30000,70000])
plt.hold(True)
for x in cf.centers_: plt.plot(x[0],x[1], 'rd')
plt.savefig('kmeans_3.png')
```



Kategorik ve Numerik Iceren Karisik Veriler

Bazen verimiz hem kategorik hem de numerik degerler iceriyor olabilir, KMeans yeni kume merkezlerini hesaplarken ortalama operasyonu kullandigi icin sadece numerik veriler uzerinde calisabilir (kategorik verilerin nasil ortalamasini alalim ki?). Bu durumda ne yapacagiz?

Bir secenek su olabilir, kategorik her kolonu her degisik degeri bir yeni kolona tekabul edecek sekilde saga dogru acariz, ve o degerin yeni kolonuna 1 degeri digerlerine 0 degeri veririz. Bu kodlamaya 1-in-q kodlamasi, 1-in-n kodlamasi, ya da Ingilizce one-hot encoding ismi veriliyor.

Ornek olarak UCI veri bankasindan Avustralya Kredi Verisine bakalim:

```
import pandas as pd
df = pd.read_csv("crx.csv")
print df[:2]
```

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16
0	b	30.83	0.00	u	g	w	v	1.25	t	t	1	f	g	00202	0	+
1	a	58.67	4.46	u	g	q	h	3.04	t	t	6	f	g	00043	560	+

Bu veride A1, A2, gibi kolon isimleri var, kategorik olanlarda 'g','w' gibi degerler goruluyor. Bu kolonlari degistirmek icin

```
from sklearn.feature_extraction import DictVectorizer
def one_hot_dataframe(data, cols):
    vec = DictVectorizer()
    mkdict = lambda row: dict((col, row[col]) for col in cols)
    vecData = pd.DataFrame(vec.fit_transform(data[cols].to_dict(outtype='records')).toarray())
    vecData.columns = vec.get_feature_names()
    vecData.index = data.index
    data = data.drop(cols, axis=1)
    data = data.join(vecData)
    return data
```

```
df2 = one_hot_dataframe(df, ['A1', 'A4', 'A5', 'A6', 'A7', 'A9', 'A10', 'A12', 'A13'])
print df2.ix[0]
```

```

A2          30.83
A3           0
A8          1.25
A11          1
A14         00202
A15          0
A16          +
A10=f        0
A10=t        1
A12=f        1
A12=t        0
A13=g        1
A13=p        0
A13=s        0
A1=?         0
A1=a         0
A1=b         1
A4=?         0
A4=l         0
A4=u         1
A4=y         0
A5=?         0
A5=g         1
A5=gg        0
A5=p         0
A6=?         0
A6=aa        0
A6=c         0
A6=cc        0
A6=d         0
A6=e         0
A6=ff        0
A6=i         0
A6=j         0
A6=k         0
A6=m         0
A6=q         0
A6=r         0
A6=w         1
A6=x         0
A7=?         0
A7=bb        0
A7=dd        0
A7=ff        0
A7=h         0
A7=j         0
A7=n         0
A7=o         0
A7=v         1
A7=z         0
A9=f         0
A9=t         1
Name: 0, Length: 52, dtype: object

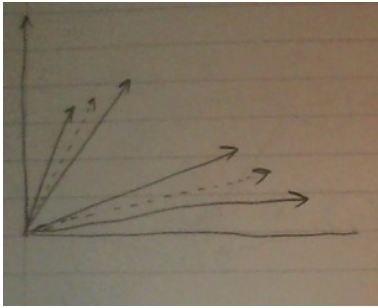
```

İşlem sonucunda A12=f mesela için 1 verilmiş, ama A12=t (ve diğer her mümkün

deger icin yani) 0 degeri verilmiş (sadece bu tek satir icin). Boylece kategorik veriyi sayisal hale cevirmis olduk.

Fakat isimiz bitti mi? Hayir. Simdi KMeans bu tur veriyle acaba duzgun calisir miydi onu kendimize soralım. Icinde pek cok 0, bazen 1 iceren veri satirlari arasinda uzaklik hesabi yapmak ise yarar mi?

Yapay Ogrenim literaturunde bu tur veriler uzerinde kosinus benzerligi (cosine similarity) kullanmak daha yaygindir. Bu konuyu *SVD, Toplu Tavsiye* yazisinda daha iyi gorebilirsiniz. Kosinus benzerligi bize 0 ile 1 arasinda bir deger dondurur. Benzerligi uzakliga cevirmek icin basit bir sekilde 1-benzerlik formulu kullanabiliriz. O zaman soyle bir cozum kullanabilir: normal numerik degerler icin Oklitsel, kategorik 1-hot kodlanmis kolonlar icin Kosinus uzakligi kullanilir, bu uzakliklar bazi agirliklar uzerinden birlestirilir, ve KMeans bu uzaklik ile is yapar. Teknik olarak imkansiz degil; KMeans merkez bulmak icin ortalama alir ve Kosinus uzakliginin verdigi aradaki aci, ortalama alma islemi ile uyumludur. Yani icinde hem Oklitsel hem 1-hot kodlanmis verilerin oldugu vektorlerin ortalamasini alabiliriz, demek ki KMeans isleyebilir.



Problem sudur, iki uzakligi birlestiren agirliklar ne olmalidir? Bu yontemi denedigimizde bu agirliklari ne secildiginin cok onemli oldugunu farkettilik, ve kumeleme gibi izlenmeyen (unsupervised) bir yontemde bu hiperparametreleri deneme / yanilma yontemi ile bulma sansimiz yoktur.

Bu durumda kullanilabilecek bir yontem sudur: SVD kullanarak tum matrisi azaltmak ve onun uzerinde pur Oklitsel uzakliklar kullanmak. Numerik ve kategorik karisik verileri iceren verileri kumelemek icin tavsiye edilen yontem sudur:

- 1) Kategorik veriler uzerinde 1-hot kodlama yap.
- 2) Once kolonlari sonra satirlari normalize et.
- 3) Tum matris uzerinde cok kucuk olmayan bir k ile SVD al (mesela alttaki veri seti icin once 10)
- 4) S vektorune bak, ortalamadan buyuk olan kac tane hucre oldugunu gor.
- 5) Bu sayi yeni k degerimiz olacak, SVD'yi tekrar bu k ile islet.
- 6) Elde edilen U uzerinde kumeleme yap,

```
from sklearn.preprocessing import normalize
```

```

import scipy.sparse.linalg as slin
import scipy.linalg as lin
import pandas as pd

df = pd.read_csv("crx.csv", sep=',', na_values=['?'])
df = df.dropna()

df['A16'] = df['A16'].str.replace('+', '1')
df['A16'] = df['A16'].str.replace('-', '0')
df['A16'] = df['A16'].astype(int)

df2 = one_hot_dataframe(df, ['A1', 'A4', 'A5', 'A6', 'A7', 'A9', 'A10', 'A12', 'A13'])
df2 = df2.drop('A16', axis=1)
df2 = np.array(df2)
df3 = df2.copy()
df3 = normalize(df3, norm='l2', axis=0)
df3 = normalize(df3, norm='l2', axis=1)

u, s, v = slin.svds(df3, k=10)
print s

[ 4.45826083  4.49654025  4.68382638  4.93391665  4.98604314
 5.153349    5.63521289  5.70490968  6.68558115 14.81145675]

```

Bakiyoruz, averajdan yuksek olan en buyuk sadece iki kolon var. SVD literaturunde bu kolonların matrisin “enerjisini” icerdigi soyleneir, hakikaten eger SVD ayrıştırma sonrası bu ilk kolona bu kadar onem verdiyse, onlar onemli, “enerjiyi iceriyor” olmalidirlar. Simdi SVD’yi $k = 2$ ile tekrar isletiyoruz,

```

u, s, v = slin.svds(df3, k=2)
print s

[ 6.68558115 14.81145675]

```

Simdi U uzerinde kumeleme yapacagiz, ve kontrol icin kenara koydugumuz bilinen etiketler uzerinden kumeleme basarimizi olcecegiz. Avustralya Kredi Verisi aslinda izlenen (supervised) algoritmalar icin kullanilir, ama biz onu izlenmeyen kumeleme problemi icin kullandik, bilinen etiketleri veri icinden cikartip bir kenara koyuyoruz, ve sonra kumeleme tahmini yaparak bu etiketlerle olan uyumu olcuyoruz.

```

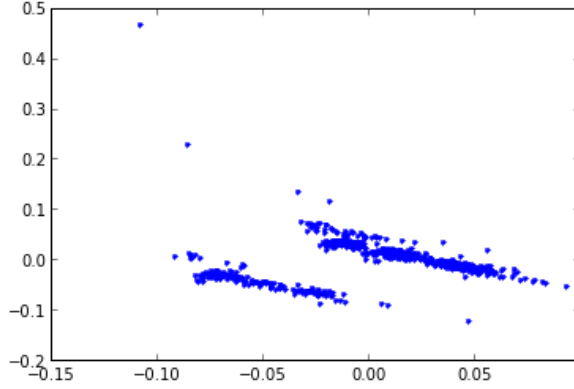
clf = KMeans(n_clusters=2)
clf.fit(u)
labels_true = np.array(df['A16'])
labels_pred = clf.labels_
match = np.sum((labels_true == labels_pred).astype(int))
print float(match)/len(df), 1-float(match)/len(df)

0.217457886677 0.782542113323

```

Basari yuzde %78. Çok iyi. Ustteki ornek kume sayisinin (dikkat SVD k ’sinden farkli) bilindigini farz etti. Kume sayisinin bilinmedigi durumlarda bile isleyen bir kumeleme algoritmasini baska bir yazida gorecegiz. Bazi durumlarda kume

sayisini grafiksel olarak gormek mumkundur, mesela ustteki veri seti icin ortalama-yi cikartip varyansa bolerek ve SVD isletirsek en buyuk iki U kolonun grafigi alttaki gibi cikiyor,



Bazi ek notlar

[1] http://en.wikipedia.org/wiki/Determining_the_number_of_clusters_in_a_data_set

[2] nbviewer.ipython.org/url/cbcb.umd.edu/~hcorrada/PML/src/kmeans.ipynb

[3] <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Statlog+%28Australian+Credit+Approval%29>