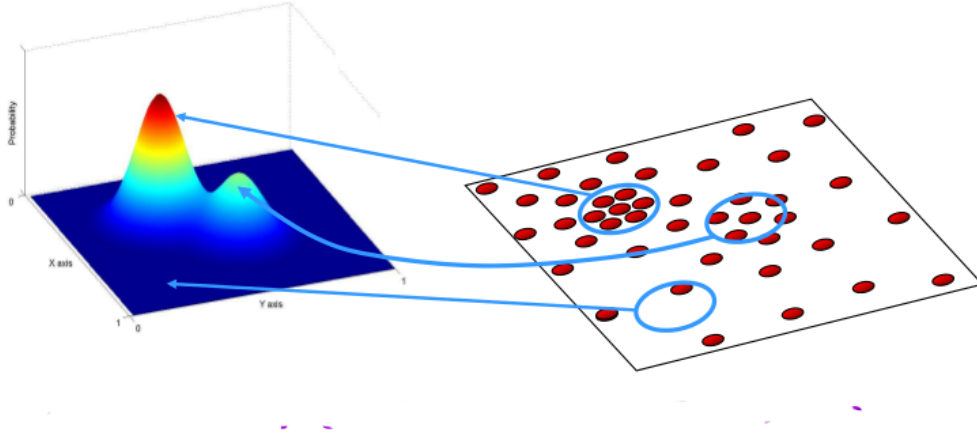


## Ortalama Kaydırma ile Kumeleme (Mean Shift Clustering)

Kumeleme yapmak için bir metod daha: Ortalama Kaydırma metodu. Bu metodun mesela K-Means'den farkı kume sayısının önceden belirtilmeye ihtiyacı olmamasıdır, kume sayısı otomatik olarak metod tarafından saptanır.

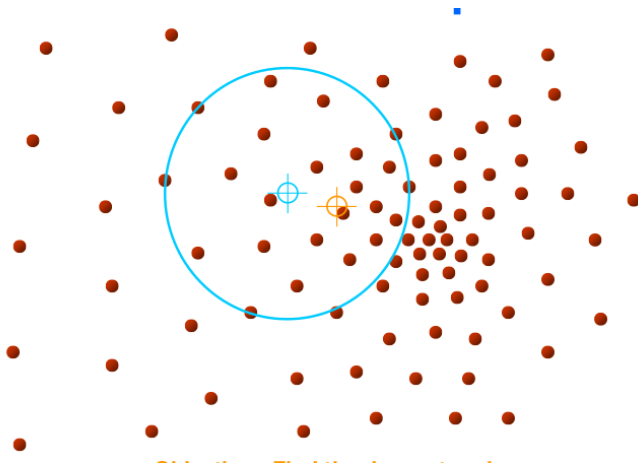
”Kume” olarak saptanan aslında veri içindeki tüm yoğunluk bölgelerinin merkezleridir, yani alttaki resmin sağ kısmındaki bölgeler.

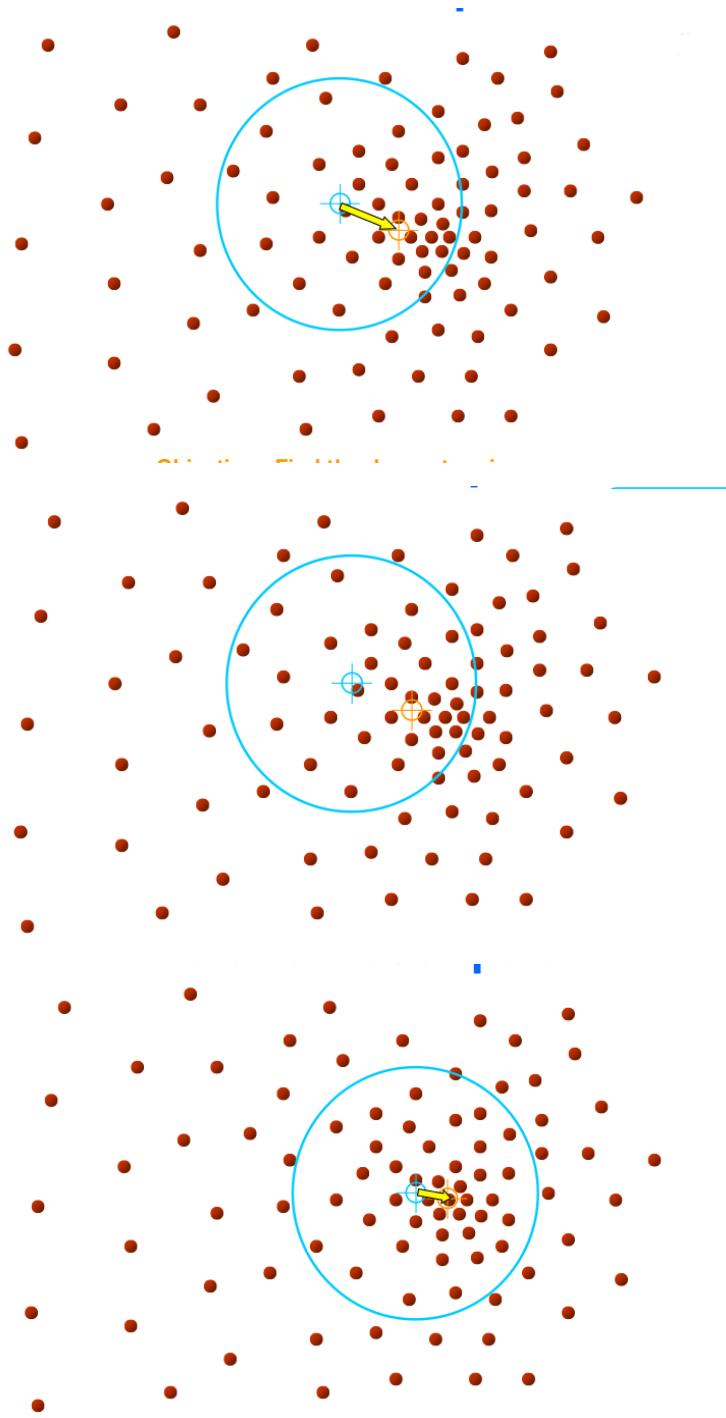


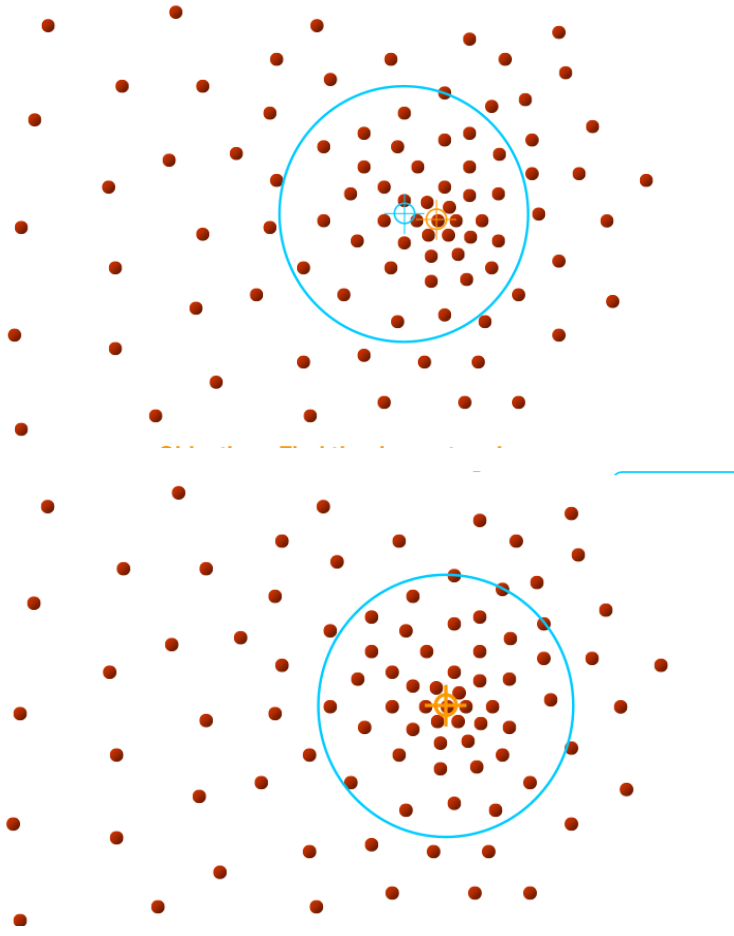
Başlangıç neresidir? Başlangıç tüm noktalardır, yani her noktadan başlanarak

1. O nokta etrafında (yeterince büyük) bir pencere tanımla
2. Bu pencere içine düşen tüm noktaları hesaba katarak bir ortalama yer hesapla
3. Pencereyi yeni ortalama noktayı merkezine alacak şekilde kaydır

Metodun ismi buradan geliyor, çünkü pencere yeni ortalamaya doğru ”kaydırılıyor”. Altta bir noktadan başlanarak yapılan hareketi görüyoruz. Kaymanın sağa doğru olması mantıklı çünkü tek pencere içinden bakınca bile yoğunluğun ”sağ tarafa doğru” olduğu görülmekte. Yöntemin puf noktası burada.







Eger yogunluk merkezine cok yakin bir noktadan / noktalardan baslamissak ne olur?

O zaman ilerleme o baslangic noktasi icin aninda bitecek, cunku hemen yogunluk merkezine gelmis olacagiz. Diger yonlerden gelen pencereler de ayni yere gelecekler tabii, o zaman ayni / yakin yogunluk merkezlerini ayni kume olarak kabul etmemiz gerekir. Bu "ayni kume irdelemesi" sayisal hesaplama acisindan ufak farklar gosterebilir tabii, ve bu ufak farki gozonune alarak "kume birlestirme" mantigini da eklemek gerekiyor.

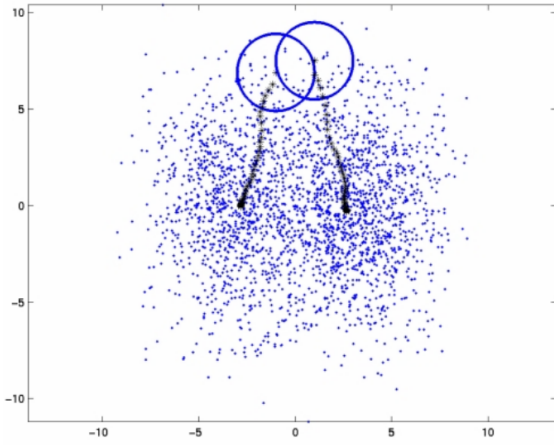
Ortalama Kaydirma sisteminde pencere buyuklugu kullanıcı tarafından tanımlanır. Optimal pencere buyuklugunu nasıl buluruz? Deneme yanilma yontemi, verinin tarıfsel istatistiklerine kestirme bir hesap (estimate) etmek, ya da kullanıcının ayni istatistiklere bakarak tahminde bulunması. Birkac farkli pencere buyuklugu de denenebilir. Bu konu literatürde (Ing. bandwidth selection) adi atlında uzun uzadıya tartisılmaktadır. Fakat evet, kullanıcı tarafından tanımlı bu parametrenin bir anlamda bu metotun bir zayıflığı olduğu soylenebilir. KMeans kume sayisini istiyordu, bu metot ta pencere buyuklugunu istiyor. Hangi metotun ne zaman uygun olduğunu anlamak tecrube gerektiriyor.

Eger yogunluk merkezine cok yakin bir noktadan / noktalardan baslamissak ne olur?

O zaman ilerleme o baslangic noktasi icin aninda bitecek, cunku hemen yogunluk

merkezine gelmiş olacaktır. Diğer yonlerden gelen pencereler de aynı yere gelecekler tabii, o zaman aynı / yakın yoğunluk merkezlerini aynı küme olarak kabul etmemiz gerekir. Bu "aynı küme irdemesi" sayısal hesaplama açısından ufak farklar gösterebilir tabii, ve bu ufak farkı gözönüne alarak "küme birleştirme" mantığını da eklemek gerekiyor.

Ortalama Kaydırma sisteminde pencere büyüklüğü kullanıcı tarafından tanımlanır. Optimal pencere büyüklüğünü nasıl buluruz? Deneme yanılma yöntemi, verinin tarıfsel istatistiklerine kestirme bir hesap (estimate) etmek, ya da kullanıcının aynı istatistiklere bakarak tahminde bulunması. Birkaç farklı pencere büyüklüğü de denenebilir. Bu konu literatürde (İng. bandwidth selection) adı altında uzun uzadıya tartışılmaktadır. Fakat evet, kullanıcı tarafından tanımlı bu parametrenin bir anlamda bu metodun bir zayıflığı olduğu söylenebilir. KMeans küme sayısını istiyordu, bu metodta pencere büyüklüğünü istiyor. Hangi metodun ne zaman uygun olduğunu anlamak tecrübe gerektiriyor.



Altta örnek veri ve kodu bulabilirsiniz (kod `scikit-learn` adlı kütüphaneden alınmıştır). Metod küme sayısı 17'yi otomatik olarak buluyor.

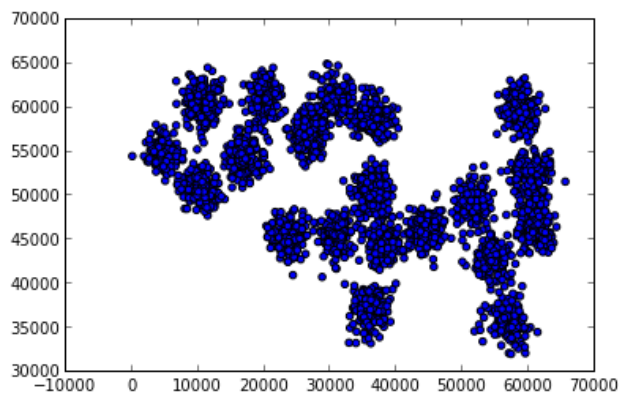
Alternatif bir kod `meanshift_alternative.py` dosyasında bulunabilir, bu kod pencereler kaydırırken onların üzerinden geçtiği noktaları "sahiplenen" türden bir kod. Yani [pencere hareketini durdurduğunda hem küme merkezini hem de o kümenin altındaki noktaları bulmuş oluyoruz. Tabii sonraki pencereler bazı noktaları önceki kümelerden alabilirler. Neyse, işlemin normal işleyişine göre bir sonraki pencere seçilecektir ve bu pencere "geriye kalan noktalar" üzerinden işlem yapacaktır. Beklenir ki, işlem ilerledikçe işlenmesi gereken noktalar azalacaktır ve yöntemin bu sebeple klasik yöntemle göre daha hızlı işleyeceği tahmin edilebilir. Hakikaten de böyledir.

```
from pandas import *
data = read_csv("synthetic.txt", header=None, sep=" ")
print data.shape
data = np.array(data)

(3000, 2)

plt.scatter(data[:,0], data[:,1])
```

```
plt.savefig('meanshift_1.png')
```



```
from sklearn.neighbors import NearestNeighbors
from sklearn.utils import extmath

def mean_shift(X, bandwidth=None, max_iterations=300):

    seeds = X
    n_samples, n_features = X.shape
    stop_thresh = 1e-3 * bandwidth # when mean has converged
    center_intensity_dict = {}
    nbrs = NearestNeighbors(radius=bandwidth).fit(X)

    # For each seed, climb gradient until convergence or max_iterations
    for my_mean in seeds:
        completed_iterations = 0
        while True:
            # Find mean of points within bandwidth
            i_nbrs = nbrs.radius_neighbors([my_mean], bandwidth,
                                           return_distance=False)[0]

            points_within = X[i_nbrs]
            if len(points_within) == 0:
                break # Depending on seeding strategy this condition may occur
            my_old_mean = my_mean # save the old mean
            my_mean = np.mean(points_within, axis=0)
            # If converged or at max_iterations, addS the cluster
            if (extmath.norm(my_mean - my_old_mean) < stop_thresh or
                completed_iterations == max_iterations):
                center_intensity_dict[tuple(my_mean)] = len(points_within)
                break
            completed_iterations += 1

    # POST PROCESSING: remove near duplicate points
```

```

# If the distance between two kernels is less than the bandwidth,
# then we have to remove one because it is a duplicate. Remove the
# one with fewer points.
sorted_by_intensity = sorted(center_intensity_dict.items(),
                             key=lambda tup: tup[1], reverse=True)
sorted_centers = np.array([tup[0] for tup in sorted_by_intensity])
unique = np.ones(len(sorted_centers), dtype=np.bool)
nbrs = NearestNeighbors(radius=bandwidth).fit(sorted_centers)
for i, center in enumerate(sorted_centers):
    if unique[i]:
        neighbor_idxes = nbrs.radius_neighbors([center],
                                                return_distance=False)[0]

        unique[neighbor_idxes] = 0
        unique[i] = 1 # leave the current point as unique
cluster_centers = sorted_centers[unique]

# ASSIGN LABELS: a point belongs to the cluster that it is closest to
nbrs = NearestNeighbors(n_neighbors=1).fit(cluster_centers)
labels = np.zeros(n_samples, dtype=np.int)
distances, idxs = nbrs.kneighbors(X)
labels = idxs.flatten()

return cluster_centers, labels

```

```
cluster_centers, labels = mean_shift(np.array(data), 4000)
```

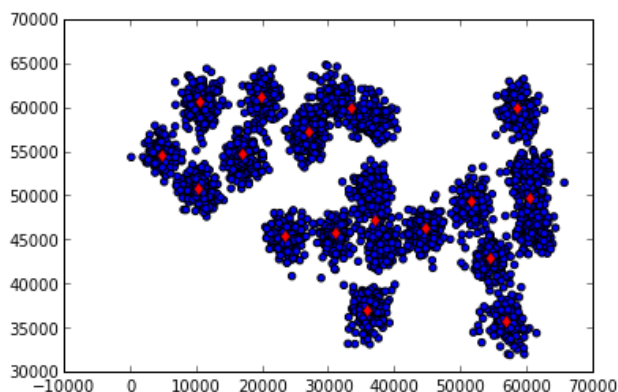
```
print len(cluster_centers)
```

```
17
```

```

plt.scatter(data[:,0],data[:,1])
plt.hold(True)
for x in asarray(cluster_centers): plt.plot(x[0],x[1], 'rd')
plt.savefig('meanshift_2.png')

```



## Teorik Konular

Bu metodu teorik bir yapıya oturtmak için onu yazının ilk basındaki resimde olduğu gibi görmek gerekiyor, yani mesela o ilk resmin sağındaki 2 boyuttaki veri dağılımı (ki ayrışal, sayısal), 3 boyuttaki sürekli (continuous) bir başka dağılımın yansıması sanki, ki o zaman 2 boyuttaki yoğunluk bölgeleri sürekli dağılımdaki tepe noktalarını temsil ediyorlar, ve biz o sürekli versiyondaki tepe noktalarını bulmalıyız. Fakat kümeleme işleminin elinde sadece 2 boyuttaki veriler var, o zaman sürekli dağılımı bir şekilde yaratmak lazım.

Bunu yapmak için problem / veri önce bir Çekirdek Yoğunluk Kestirimi (Kernel Density Estimation -KDE-) problemi gibi görülüyor, ki her nokta üzerine bir çekirdek fonksiyonu koyularak ve onların toplamını alınarak sayısal dağılım pürüzsüz bir hale getiriliyor. Ortalama Kaydırma için gerekli kayma "yonu" ise iste bu yeni sürekli fonksiyonun gradyanıdır deniyor (elimizde bir sürekli fonksiyon olduğu için türev rahatlıkla alabiliyoruz), ve gradyan yerel tepe noktasını gösterdiği için o yöne yapılan hareket bizi yavaş yavaş tepeye götürecektir. Bu hareketin yerel tepeleri bulacağı, ve tüm yöntemin nihai olarak sonuca yaklaşıacağı (convergence) matematiksel olarak ispat edilebilir.

KDE ile elde edilen teorik dağılım fonksiyonunun icbukey olup olmadığı önemli değil (ki mesela lojistik regresyonda bu önemliydi), çünkü nihai tepe noktasını değil, birkaç yerel tepe noktasından birini (hatta hepsini) bulmakla ilgileniyoruz. Gradyan bizi bu noktaya taşıyacaktır.

## Kaynaklar

<http://www.serc.iisc.ernet.in/~venky/SE263/slides/Mean-Shift-Theory.pdf>

<http://saravananthirumuruganathan.wordpress.com/2010/04/01/introduction-to-mean-shift/>

[http://www.cse.yorku.ca/~kosta/CompVis\\_Notes/mean\\_shift.pdf](http://www.cse.yorku.ca/~kosta/CompVis_Notes/mean_shift.pdf)

[http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL\\_COPIES/TUZEL1/MeanShift.pdf](http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/TUZEL1/MeanShift.pdf)

## Scikit-Learn Kodları

<http://yotamgingold.com/code/MeanShiftCluster.py>