Karisimlar ve Idare Edilmeyen Kumeleme (Unsupervised Clustering)

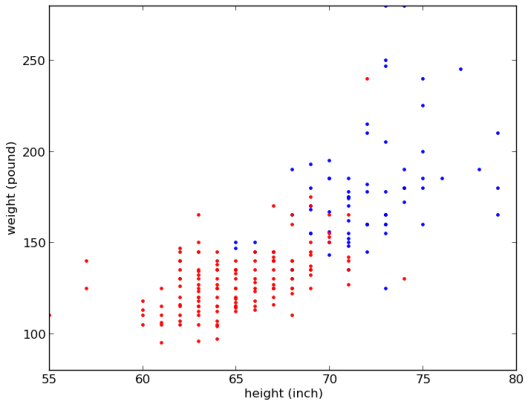
Gaussian (normal) dagilimi tek tepesi olan (unimodal) bir dagilimdir. Bu demektir ki eger birden fazla tepe noktasi olan bir veriyi modellemek istiyorsak, degisik yaklasimlar kullanmamiz gerekecektir.

Birden fazla Gaussian'i "karistirmak (mixing)" bu tur bir yaklasim olabilir. Karistirmak, karisim icindeki her Gaussian'dan gelen sonuclari toplamaktir, yani kelimenin tam anlamiyla her veri noktasini teker teker karisimdaki tum dagilimlara gecip sonuclari toplamaktir. Eger cok boyutlu normal dagilimlari topluyorsak, formul:

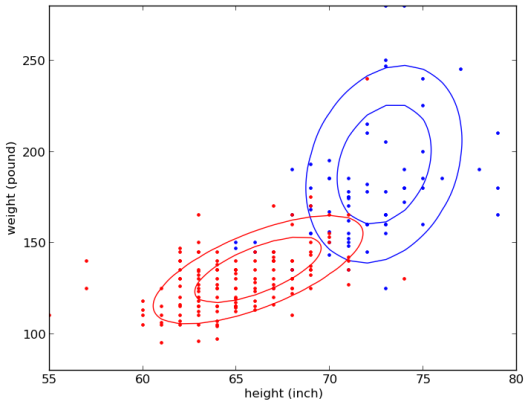
$$p(x) = \sum_z \pi_z N(x|\mu_z, \Sigma_z)$$

π_z karistirma oranlaridir (mixing proportions). Iki Gaussian oldugunu dusunelim, π_1, π_2 oranlari 0.2, 0.8 olabilir mesela (toplam her zaman 1 olmalidir), her nokta her Gaussian'a verildikten sonra tekabul eden agirlikla mesela sirayla $0.2, 0.8$ ile carpilip toplanir.

Ornek olarak alttaki veriye bakalim.



Bu grafik kadinlar ve erkeklerin boy (height) ve kilolarini (weight) iceren bir veri setinden geliyor, veri setinde erkekler ve kadinlara ait olan olcumler onceden isaretlenmis / etiketlenmis (labeled), biz de bu isaretleri kullanarak kadinlari kirmizi erkekleri mavi ile grafikledik. Ama bu isaretler / etiketler verilmis olsun ya da olmasin, kavramsal olarak dusunursek eger bu veriye bir dagilim uydurmak (fit) istersek bir karisim kullanilmasi gerekli, cunku iki tepe noktasiyle daha rahat temsil edilecegini dusundugumuz bir durum var ortada.



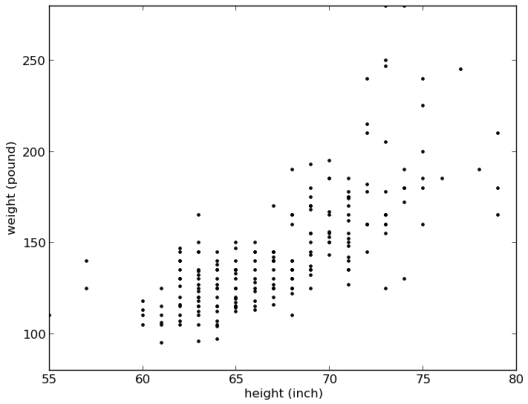
Bu karisim icindeki Gaussian'lari usttteki gibi cizebilirdik (gerci usttteki aslinda ileride yapacagimiz net bir hesaptan bir geliyor, ona birazdan geliyoruz, ama ciplak gozle de bu sekil uydurulabilirdi). Modeli kontrol edelim, elimizde bir karisim var, nihai olasilik degeri $p(x)$'i nasil kullaniriz? Belli bir noktanin olasiligini hesaplamak icin bu noktayi her iki Gaussian'a teker teker geceriz (ornekte iki tane), ve gelen olasilik sonuclarini karisim oranlari ile carparak toplariz.

Agirliklar sayesinde iki sey elde ediyoruz 1) karisim entegre edilince hala 1 degeri cikiyor zaten bir dagilimin uymasi gereken sartlardan biri bu 2) kesisim olan bolgelerde her iki Gaussian buyuk bir deger verebilir, o zaman agirliklar devreye girer, ve nihai olasilik, agirliklara gore carpilip toplanan bir sonuc olur. Bu bolgelerde bir Gaussian'in agirliginin digerinden fazla olmasinin da ozel bir anlami var, demek ki o bolgede agirligi fazla olan Gaussian daha fazla noktaya sahip (verisel olarak), ki o zaman o bolgedeki bir noktanin olasiligi sorulunca, agirligi fazla olan Gaussian daha yuksek bir olasilik degeri geri dondurmeli.

Kesisme olmayan bolgeler zaten pek onemli degil, o noktalarin olasilik degeri zaten agirlikla tek bir Gaussian'dan geliyor olacak, cunku diger Gaussian o bolge icin sifira yakin bir deger verir, ve bu sifira yakin deger toplamda zaten bir fark yaratmayacak.

Etiketler Bilin**mi**yorsa

Simdi veriyi modellemenin otesinde, biraz daha analitik, daha makine ogrenimi ile alakali ihtiyaclara gelelim. Eger etiketler bize onceden verilmemis olsaydi, hangi veri noktalarinin kadinlara, hangilerinin erkeklere ait oldugunu bilmeseydik o zaman ne yapardik? Bu veriyi grafiklerken etiketleri renkleyemezdik tabii ki, soyle bir resim cizebilirdik ancak,



Fakat yine de sekil olarak iki kumeyi gorebiliyoruz.

Acaba oyle bir makine ogrenimi algoritmasi olsa da, biz bir karisim oldugunu tahmin edip, sonra o karisimi veriye uydururken, etiket degerlerini de kendiliginden tahmin etse? Bu tam bir veri madenciligi denemesi olurdu.

Bu ise baslamadan once etiketler ile karisimlarin arasindaki baglantiyi gorelim. Her nokta icin bilinen / bilinmeyen etiket kavramindan, matematiksel olarak direk karisimlara gecis yapabilmemiz lazim.

Diyelim ki her nokta icin 0/1 degerini tasiyabilecek "gizli" bir z rasgele degiskeni var, o zaman $p(x)$'i su sekilde acabiliriz

$$p(x) = \sum_z p(x, z)$$

Bu mantikli degil mi? Ortak dagilim $p(x, z)$ icinden $p(x)$'i cekip cikarmak, $p(x, z)$ icin bir bilesen (marginal) hesabi yapmak demektir, o zaman ortak dagilimin icindeki tum z degerlerini toplamak gerekir. Devam edelim, Bayes Teorisi'ni kullanarak

$$= \sum_z p(x, z) = \sum_z p(z)p(x|z)$$

elde ederiz. Burada $p(z)$, yani z'nin 0/1 degerine "sahip olup olmadiginin olasiligi" bizi π_z'ye goturur, yani

$$\sum_z p(z)p(x|z) = \sum_z \pi_z N_z(x|\mu_z, \sigma_z)$$

Unutmayalim, z bir rasgele degisken, ve sahip oldugu olasiliga gore, her veri noktasi icin, 0 ya da 1 uretiyor. $p(z)$ dedigimiz zaman z tek basina, baska hicbir parametre ona gecilmiyor, o zaman zaten tanim itibariyle "ta en bastan belirli" bir olasiliktan baska bir seye sahip olamaz, bu da karisim orani π_z'den baskasi degildir.

Notasyon

Simdi notasyonu biraz daha berraklastiralim. Oncelikle, ozellikle Bayes modelleri iceren formulasyonlarda, $p(x)$, $p(z)$ gibi kullanimlar gorulur, fakat aslinda orada iki

tane farkli yogunluk fonksiyonu (density function) kastedilir, $p_x(x)$ ve $p_z(z)$. Surekli p kullanilan turden kullanimin biraz ustunkoru (sloppy) oldugu dogrudur, kimisi icin bu daha kisa yoldan formulasyondur, literaturu takip eden herkes bunun nereden geldigini bilir, sadece konuya ilk baslayanlar icin biraz kafa karistirici olabiliyor.

Ayrica $p(z)$ derken $p(z = k)$ demek istiyoruz, yani

$$p(x) = \sum_{k=1}^{K} p(z = k)p(x|z = k)$$

ki K karisimdaki Gaussian sayisidir. Aynen ustte oldugu gibi etiketin bilindigi, "verili" oldugu durumda kosullu olasilik $p(x|z = k)$, karisimdaki Gaussian'lardan bir tanesidir, ki o da ustte $N_z(x|\mu_z, \sigma_z)$ olarak gosterilmisti, simdi k kullanirsak $N(x|\mu_k, \sigma_k)$ olacaktir.

Iki Gaussian oldugu durumda z'nin 0/1 degerine sahip olup olmadigindan bahsettik, ya da K ikiden daha buyuk oldugu durumlarda, $z = k$ olup olmama durumu. Aslinda bir temsili yontem daha var, z rasgele degiskenini sadece bir hucresinde 1 ya da 0 tasiyan bir katlı terimli (multinomial) dagilim, yani bir vektor olarak gostermek. Yani $z = [0\ 0\ 1\ ..\ 0]^T$ seklinde. Bu temsili yonteme K-icinde-1 (1-of-K) temsili yontemi deniyor. O zaman

$$p(z) = \prod_{k=1}^{K} \pi_k^{z_k} \quad (1)$$

ve

$$p(x|z) = \prod_{k=1}^{K} N(x|\mu_k, \Sigma_k)^{z_k} \quad (2)$$

Peki verinin log olabilirligi (log likelihood) nedir?

Bilindigi gibi olabilirlik hesap veri noktalarinin teker teker yogunluk fonksiyonuna gecilmesi, ve sonuclarin birbiri ile carpilmasidir, log olabilirlik ise onun log alinmis halidir (cunku log alininca carpimlar toplam haline donusur, boylece gittikce buyuyen bir sayi ile islem yapilabilir, oteki turlu olasilik degeri oldugu icin 1'den kucuk sayilarin surekli birbiri ile carpimi, nihai carpimi asiri kucultur, bu da bilgisayarin numerik hesap sinirlarini zorlayabilir. X'i tum x'leri iceren bir matrix olarak kabul edelim

$$\ln p(X|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^{N} \ln \left\{ \sum_{k=1}^{K} \pi_k p(x_n|\mu_k, \Sigma_k) \right\}$$

Genellikle olabilirlik fonksiyonu maksimize edilerek icindeki parametrelerin bu maksimum noktada tasidigi degerler bulunmaya ugrasilir. Fakat bizim esas ilgilendigimiz "bilinmeyen" etiketler, o yuzden maksimizasyon yapmadan once bu etiketleri de bir

sekilde olabilirligin icine dahil etmemiz lazim. (1) ve (2)'yi kullanirsak,

$$p(X, Z|\mu, \Sigma, \pi) = \prod_{n=1}^{N} \prod_{k=1}^{K} \pi_k^{z_{nk}} N(x_n|\mu_k, \Sigma_k)$$

Bunun log'unu alirsak

$$\ln p(X, Z|\mu, \Sigma, \pi) = \ln \sum_{n=1}^{N} \sum_{k=1}^{K} z_{nk} \{\ln \pi_k + \ln N(x_n|\mu_k, \Sigma_k)\}$$

EM (Expectation Maximization) metotu, bu olurluk fonksiyonunu baz alarak, μ, Σ, π bilindigi durumda etiketleri, etiketler bilindigi durumda μ, Σ, π degerlerini tahmin eder, bu iki bilinmeyen grup arasinda ozyineli (iteratif) olarak gidip gelir.

```
import math, random, copy, sys
import numpy as np

def expectation_maximization(t, nbclusters=2, nbiter=3, \
                                normalize=False,epsilon=0.001, \
                                monotony=False, datasetinit=True):
    def pnorm(x, m, s):
        """
        Compute the multivariate normal distribution with values
        vector x, mean vector m, sigma (variances/covariances) matrix
        s
        """
        xmt = np.matrix(x-m).transpose()
        for i in xrange(len(s)):
            if s[i,i] <= sys.float_info[3]: # min float
                s[i,i] = sys.float_info[3]
        sinv = np.linalg.inv(s)
        xm = np.matrix(x-m)
        return (2.0*math.pi)**(-len(x)/2.0)*\
            (1.0/math.sqrt(np.linalg.det(s)))\
            *math.exp(-0.5*(xm*sinv*xmt))

    def draw_params():
            if datasetinit:
                tmpmu = np.array([1.0*t[random.uniform(0,nbobs),:]],
                                 np.float64)
            else:
                tmpmu = np.array([random.uniform(min_max[f][0],
                                                 min_max[f][1])\
                        for f in xrange(nbfeatures)], np.float64)
            return {'mu': tmpmu,\
                    'sigma': np.matrix(np.diag(\
                    [(min_max[f][1]-min_max[f][0])/2.0\
                    for f in xrange(nbfeatures)])),\
                    'proba': 1.0/nbclusters}

    nbobs = t.shape[0]
    nbfeatures = t.shape[1]
    min_max = []
    # find xranges for each features
```

```
    for f in xrange(nbfeatures):
        min_max.append((t[:,f].min(), t[:,f].max()))

    ### Normalization
    if normalize:
        for f in xrange(nbfeatures):
            t[:,f] -= min_max[f][0]
            t[:,f] /= (min_max[f][1]-min_max[f][0])
    min_max = []
    for f in xrange(nbfeatures):
        min_max.append((t[:,f].min(), t[:,f].max()))
    ### /Normalization

    result = {}
    quality = 0.0 # sum of the means of the distances to centroids
    random.seed()
    Pclust = np.ndarray([nbobs,nbclusters], np.float64) # P(clust|obs)
    Px = np.ndarray([nbobs,nbclusters], np.float64) # P(obs|clust)
    # iterate nbiter times searching for the best "quality" clustering
    for iteration in xrange(nbiter):
        # Step 1: draw nbclusters sets of parameters #
        params = [draw_params() for c in xrange(nbclusters)]
        old_log_estimate = sys.maxint          # init, not true/real
        log_estimate = sys.maxint/2 + epsilon # init, not true/real
        estimation_round = 0
        # Iterate until convergence (EM is monotone) <=>
        # < epsilon variation
        while (abs(log_estimate - old_log_estimate) > epsilon\
                and (not monotony or log_estimate < old_log_estimate)):
            restart = False
            old_log_estimate = log_estimate
            # Step 2: compute P(Cluster|obs) for each observations #
            for o in xrange(nbobs):
                for c in xrange(nbclusters):
                    # Px[o,c] = P(x|c)
                    Px[o,c] = pnorm(t[o,:],\
                                params[c]['mu'], params[c]['sigma'])
            #for o in xrange(nbobs):
            #    Px[o,:] /= math.fsum(Px[o,:])
            for o in xrange(nbobs):
                for c in xrange(nbclusters):
                    # Pclust[o,c] = P(c|x)
                    Pclust[o,c] = Px[o,c]*params[c]['proba']
            #    assert math.fsum(Px[o,:]) >= 0.99 and\
            #            math.fsum(Px[o,:]) <= 1.01
            for o in xrange(nbobs):
                tmpSum = 0.0
                for c in xrange(nbclusters):
                    tmpSum += params[c]['proba']*Px[o,c]
                Pclust[o,:] /= tmpSum
                #assert math.fsum(Pclust[:,c]) >= 0.99 and\
                #        math.fsum(Pclust[:,c]) <= 1.01
            # Step 3: update the parameters (sets {mu, sigma, proba}) #
            print "iter:", iteration, "_estimation#:", estimation_round,\
                    "_params:", params
```

```
            for c in xrange(nbclusters):
                tmpSum = math.fsum(Pclust[:,c])
                params[c]['proba'] = tmpSum/nbobs
                # restart if all converges to one cluster
                if params[c]['proba'] <= 1.0/nbobs:
                    restart = True
                    print "Restarting, p:",params[c]['proba']
                    break
                m = np.zeros(nbfeatures, np.float64)
                for o in xrange(nbobs):
                    m += t[o,:]*Pclust[o,c]
                params[c]['mu'] = m/tmpSum
                s = np.matrix(np.diag(np.zeros(nbfeatures, np.float64)))
                for o in xrange(nbobs):
                    s += Pclust[o,c]*\
                    (np.matrix(t[o,:]-params[c]['mu']).transpose()*\
                     np.matrix(t[o,:]-params[c]['mu']))
                params[c]['sigma'] = s/tmpSum
                print "--------------------"
                print params[c]['sigma']

            ### Test bound conditions and restart consequently if needed
            if not restart:
                restart = True
                for c in xrange(1,nbclusters):
                    if not np.allclose(params[c]['mu'],
                                       params[c-1]['mu'])\
                    or not np.allclose(params[c]['sigma'],
                                       params[c-1]['sigma']):
                        restart = False
                        break
            if restart:     # restart if all converges to only
                old_log_estimate = sys.maxint     # init, not true/real
                log_estimate = sys.maxint/2 + epsilon # init, not true/real
                params = [draw_params() for c in xrange(nbclusters)]
                continue
            ### /Test bound conditions and restart

            # Step 4: compute the log estimate #
            log_estimate = math.fsum([math.log(math.fsum(\
                    [Px[o,c]*params[c]['proba'] \
                         for c in xrange(nbclusters)]))\
                                      for o in xrange(nbobs)])
            print "(EM) old and new log estimate: ",\
                    old_log_estimate, log_estimate
            estimation_round += 1

        # Pick/save the best clustering as the final result
        quality = -log_estimate
        if not quality in result or quality > result['quality']:
            result['quality'] = quality
            result['params'] = copy.deepcopy(params)
            result['clusters'] = [[o for o in xrange(nbobs)\
                    if Px[o,c] == max(Px[o,:])]\
                    for c in xrange(nbclusters)]
```

```
    return result
```

Cok Degiskenli Bernoulli Karisimi (Mixture of Multivariate Bernoulli)