

## Naive Bayes

Reel sayılar arasında bağlantı kurmak için istatistikte regresyon kullanılır. Eğer reel değerleri, (mesela) iki kategorik grup arasında seçmek için kullanmak istenirse, bunun için lojistik regresyon gibi teknikler de vardır.

Fakat kategoriler / gruplar ile başka kategorik gruplar arasında bağlantılar kurulmak istenirse, standart istatistik yöntemleri faydalı olamıyor. Bu gibi ihtiyaçlar için makine öğrenimi (machine learning) dünyasından Naive Bayes gibi tekniklere bakmamız lazım.

Not: Daha ilerlemeden belirtelim, bu tekniğin ismi Naive Bayes ama bu tanım doğru değil, çünkü bu teknik Olasılık Teorisi'nden bilinen Bayes Teorisini kullanmıyor.

Öncelikle kategorik değerler ile ne demek istediğimizi belirtelim. Reel sayılar 0.3423, 2.4334 gibi değerlerdir, kategorik değerler ile ise mesela bir belge içinde 'a', 'x' gibi harflerin mevcut olmasıdır. Ya da, bir evin 'beyaz', 'gri' renkli olması.. Burada böyle kategorilerden bahsediyoruz ki istesek te onları sayısal bir değere çeviremiyoruz; kıyasla mesela bir günün 'az sıcak', 'orta', 'çok sıcak' olduğu verisini kategorik bile olsa regresyon amacıyla sayıya çevirip kullanabilirdik. Az sıcak = 0, orta = 1, çok sıcak = 2 değerlerini kullanabilirdik, regresyon hala anlamlı olurdu (çünkü arka planda bu kategoriler aslında sayısal sıcaklık değerlerine tekabül ediyor olurlardı). Fakat 'beyaz', 'gri' değerlere sayı atamanın regresyon açısından bir anlamı olmazdı, hatta bunu yapmak yanlış olurdu. Eğer elimizde fazla sayıda 'gri' ev verisi olsa, bu durum regresyon sırasında beyaz evlerin beyazlığını mı azaltacaktır?

İşte bu gibi durumlarda kategorileri olduğu gibi işleyebilen bir teknik gerekiyor. Bu yazıda kullanacağımız örnek, bir belgenin içindeki kelimelere göre kategorize edilmesi. Elimizde iki türlü doküman olacak. Bir tanesi Stephen Hawking adlı bilim adamının bir kitabından 3 sayfa, diğeri başkan Barack Obama'nın bir kitabından 3 sayfa. Bu sayfalar ve içindeki kelimeler NB yöntemini "eğitmek" için kullanılacak, sonra NB tarafından hiç görülmemiş yeni sayfaları yöntemimize kategorize ettireceğiz.

### Cok Boyutlu Bernoulli ve Kelimeler

		$x^1$	$x^2$	$x^3$	$x^4$
Dim1:	"the" =	1	0	1	1
Dim2:	"hello" =	0	1	0	1
Dim3:	"and" =	1	1	0	1
Dim4:	"happy" =	1	0	0	1

Bir doküman ile içindeki kelimeler arasında nasıl bağlantı kuracağız? Burada olasılık teorisinden Çok Boyutlu Bernoulli (Multivariate Bernoulli) dağılımını kullanacağız. Üstteki resimde görüldüğü gibi her doküman bir  $x^i$  rasgele değişkeniyle temsil edilecek. Tek boyutlu Bernoulli değişkeni '1' ya da '0' değerine sahip olabilir, çok boyutlu olanı ise bir vektör içinde '1' ve '0' değerlerini taşıyabilir. İşte

bu vektörün her hücresi, önceden tanımlı bir kelimeye tekabül edecek, ve bu kelimedenden bir doküman içinde en az bir tane var ise, o hücre '1' değerini taşıyacak, yoksa '0' değerini taşıyacak. Üstteki örnekte 2. kelime "hello" ve 4. doküman içinde bu kelimedenden en az bir tane var, o zaman  $x_2^4 = 1$ . Tek bir dokümanı temsil eden dağılımı matematiksel olarak şöyle yazabiliriz:

$$p(x_1, \dots, x_D) = \prod_{d=1}^D p(x_d) = \prod_{d=1}^D \alpha_d^{x_d} (1 - \alpha_d)^{1-x_d}$$

Bu formülde her  $d$  boyutu bir tek boyutlu Bernoulli, ve bir doküman için tüm bu boyutların ortak (joint) dağılımı gerekiyor, çarpımın sebebi bu. Formüldeki  $\alpha_d$  bir dağılımı "tanımlayan" değer,  $\alpha$  bir vektör, ve unutmayalım, her "sınıf" için NB ayrı ayrı eğitilecek, ve her sınıf için farklı  $\alpha$  vektörü olacak. Yani Obama'nın kitapları için  $\alpha_2 = 0.8$  olabilir, Hawking kitabı için  $\alpha_2 = 0.3$  olabilir. Birinin kitabında "hello" kelimesi olma şansı fazla, diğerinde pek yok. O zaman NB'yi "eğitmek" ne demektir? Eğitmek her sınıf için yukarıdaki  $\alpha$  değerlerini bulmak demektir.

Bunun için istatistikteki "olurluk (likelihood)" kavramını kullanmak yeterli. Olurluk, bir dağılımdan geldiği farzedilen bir veri setini alır, tüm veri noktalarını teker teker olasılığa geçerek olasılık değerlerini birbirine çarpır. Sonuç ne kadar yüksek çıkarsa, bu verinin o dağılımdan gelme olasılığı o kadar yüksek demektir. Bizim problemimiz için tek bir sınıfın olurluğu, o sınıf içindeki tüm ( $N$  tane) belgeyi kapsamalıdır, tek bir "veri noktası" tek bir belgedir, o zaman:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^N \prod_{d=1}^D p(x_d^i) = \prod_{i=1}^N \prod_{d=1}^D \alpha_d^{x_d^i} (1 - \alpha_d)^{1-x_d^i}$$

$\theta$  bir dağılımı tanımlayan her türlü değişken anlamında kullanıldı, bu örnekte içinde sadece  $\alpha$  var.

Devam edelim: Eğer  $\alpha$ 'nin ne olduğunu bilmiyorsak (ki bilmiyoruz -eğitmek zaten bu demek-) o zaman maksimum olurluk (maximum likelihood) kavramını resme dahil etmek gerekli. Bunun için üstteki olurluk formülünün  $\alpha$ 'ya göre türevini alıp sifra eşitlersek, bu formülden bir maksimum noktadaki  $\alpha$  elimize geçecektir. İşte bu  $\alpha$  bizim aradığımız değer. Veriyi en iyi temsil eden  $\alpha$  değeri bu demektir. Onu bulunca eğitim tamamlanır.

Türev almadan önce iki tarafın log'unu alalım, böylece çarpımlar toplamlara dönüşecek ve türevin formülün içine nüfuz etmesi daha kolay olacak.

$$\log(L) = \sum_{i=1}^N \sum_{d=1}^D x_d^i \log(\alpha_d) + (1 - x_d^i) \log(1 - \alpha_d)$$

Türevi alalım:

$$\frac{d\log(L)}{d\alpha_d} = \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_d^i}{\alpha_d} - \frac{1-x_d^i}{1-\alpha_d} \right) = 0$$

1-  $\alpha_d$ 'ye göre türev alırken  $x_d^i$ 'ler sabit sayı gibi muamele görürler. 2-  $\log$ 'un türevi alırken  $\log$  içindeki değerlerin türev alınmış hali bolumun üstüne, kendisini olduğu gibi bolum altına alınır, örnek  $d\log(-x)/dx = -1/x$  olur üstteki eksi işaretinin sebebi bu.

Peki  $\sum_{d=1}^D$  nereye gitti? Türevi  $\alpha_d$ 'ye göre alıyoruz ve o türevi alırken tek bir  $\alpha_d$  ile ilgileniyoruz, mesela  $\alpha_{22}$ , bunun haricindeki diğer tüm  $\alpha$  değerleri türev alma işlemi sırasında sabit kabul edilirler, türev sırasında sıfırlanırlar. Bu sebeple  $\sum_{d=1}^D$  içinde sadece bizim ilgilendığımız  $\alpha_d$  geriye kalır. Tabii ki bu aynı zamanda her  $d = 1, 2, \dots, D$ ,  $\alpha_d$  için ayrı bir türev var demektir, ama bu türevlerin hepsi birbirine benzerler, yani tek bir  $\alpha_d$ 'yi çözmek, hepsini çözmek anlamına gelir.

Devam edelim:

$$\sum_{i=1}^N \left( \frac{x_d^i}{\alpha_d} - \frac{1-x_d^i}{1-\alpha_d} \right) = \frac{N_d}{\alpha_d} - \frac{N-N_d}{1-\alpha_d} = 0$$

$\sum_{i=1}^N x_d^i = N_d$  olarak kabul ediyoruz,  $N_d$  tüm veri içinde  $d$  boyutu (kelimesi) '1' kaç tane hücre olduğunu bize söyler.  $x_d^i$  ya '1' ya '0' olabildiğine göre bir  $d$  için, tüm  $N$  hücrenin toplamı otomatik olarak bize kaç tane '1' olduğunu söyler. Sonra:

$$\frac{N_d}{\alpha_d} - \frac{N-N_d}{1-\alpha_d} = 0$$

$$\frac{1-\alpha_d}{\alpha_d} = \frac{N-N_d}{N_d}$$

$$\frac{1}{\alpha_d} - 1 = \frac{N}{N_d} - 1$$

$$\frac{1}{\alpha_d} = \frac{N}{N_d}$$

$$\alpha_d = \frac{N_d}{N}$$

Python Kodu

$\alpha_d$ 'nin formülünü buldumuza göre artık kodu yazabiliriz. İlk önce bir dokümanı temsil eden çok boyutlu Bernoulli vektörünü ortaya çıkartmamız lazım. Bu vektörün her hücresi belli bir kelime olacak, ve o kelimelerin ne olduğunu önceden

kararlastirmamız lazım. Bunun için her sınıftaki tüm dokümanlardaki tüm kelimeleri içeren bir sözlük yaratırız:

```
import re
import math

words = {}

# find all words in all files, creating a
# global dictionary.
for file in ['a1.txt', 'a2.txt', 'a3.txt',
             'b1.txt', 'b2.txt', 'b3.txt']:
    f = open(file)
    s = f.read()
    tokens = re.split('\W+', s)
    for x in tokens: words[x] = 0.

hawking_alphas = words.copy()
for file in ['a1.txt', 'a2.txt', 'a3.txt']:
    words_hawking = set()
    f = open(file)
    s = f.read()
    tokens = re.split('\W+', s)
    for x in tokens:
        words_hawking.add(x)
    for x in words_hawking:
        hawking_alphas[x] += 1.

obama_alphas = words.copy()
for file in ['b1.txt', 'b2.txt', 'b3.txt']:
    words_obama = set()
    f = open(file)
    s = f.read()
    tokens = re.split('\W+', s)
    for x in tokens:
        words_obama.add(x)
    for x in words_obama:
        obama_alphas[x] += 1.

for x in hawking_alphas.keys():
    hawking_alphas[x] = hawking_alphas[x] / 3.
for x in obama_alphas.keys():
    obama_alphas[x] = obama_alphas[x] / 3.

def prob(xd, alpha):
    return math.log(alpha*xd + 1e-10) + \
           math.log((1.-alpha)*(1.-xd) + 1e-10)

def test(file):
    test_vector = words.copy()
    words_test = set()
    f = open(file)
    s = f.read()
    tokens = re.split('\W+', s)
    for x in tokens:
```

```

        words_test.add(x)
    for x in words_test:
        test_vector[x] = 1.
    ob = 0.
    ha = 0.
    for x in test_vector.keys():
        if x in obama_alphas:
            ob += prob(test_vector[x], obama_alphas[x])
        if x in hawking_alphas:
            ha += prob(test_vector[x], hawking_alphas[x])

    print "obama", ob, "hawking", ha, \
        "obama", ob > ha, "hawking", ha > ob

print "hawking test"
test('a4.txt')
print "hawking test"
test('a5.txt')
print "obama test"
test('b4.txt')
print "obama test"
test('b5.txt')

hawking test
obama -34048.7734496 hawking -32192.3692113 obama False hawking True
hawking test
obama -33027.3182425 hawking -32295.7149639 obama False hawking True
obama test
obama -32531.9918709 hawking -32925.037558 obama True hawking False
obama test
obama -32205.4710748 hawking -32549.6924713 obama True hawking False

```

Test için yeni dokumani kelimelerine ayırıyoruz, ve her kelimeye tekabül eden alpha vektorlerini kullanarak bir yazar için toplam olasılığı hesaplıyoruz. Nasıl? Her kelimeyi  $\alpha_d^{x_d}(1 - \alpha_d)^{1-x_d}$  formülüne soruyoruz, yeni dokumani temsilen elimizde bir  $[1, 0, 0, 1, 0, 0, \dots, 1]$  seklinde bir vektor oldugunu farz ediyoruz, buna gore mesela  $x_1 = 1, x_2 = 0$ . Eger bir d kelimesi yeni belgede "var" ise o kelime için  $x_d = 1$  ve bu durumda  $\alpha_d^{x_d} = \alpha_d^1 = \alpha_d$  haline gelir, ama formulun oteki tarafi yokolur,  $(1 - \alpha_d)^{1-x_d} = (1 - \alpha_d)^0 = 1$ , o zaman  $\alpha_d \cdot 1 = \alpha_d$ .

Carpim diyoruz ama biz aslında siniflama sirasinda  $\alpha_d^{x_d}(1 - \alpha_d)^{1-x_d}$  carpimi yerine yine  $\log()$  numarasini kullandik; cunku olasilik degerleri hep 1'e esit ya da ondan kucuk sayilardir, ve bu kucuk degerlerin birbiriyle surekli carpimi nihai sonucu asiri fazla kucultur. Asiri ufak degerlerle ugrasmamak için olasiliklerin  $\log'$ unu alip birbirleri ile toplamayi sectik, yani hesapladigimiz deger  $x_d \cdot \log(\alpha_d) + (1 - x_d) \cdot \log(1 - \alpha_d)$

Fonksiyon `prob` icindeki `1e-7` kullanimi neden? Bu kullanim  $\log$  numarisini yapabilmek için - sifir degerinin  $\log$  degeri tanimsizdir, bir kelime olmadigi zaman  $\log'a$  sifir gelecegi için hata olmamasi için  $\log$  icindeki degerlere her seferinde yeterince kucuk bir sayi ekliyoruz, boylece pur sifiryla ugrasmak zorunda kalmiyoruz. Sifir olmadigi zamanlarda cok eklenen cok kucuk bir sayi sonucta buyuk

farklar (hatalar) yaratmıyor.

Toparlarsak, yeni belge `a4.txt` için iki tur alpha değerleri kullanarak iki farklı log toplamını hesaplatıyoruz. Bu iki toplamı birbiri ile karşılaştırıyoruz, hangi toplam daha büyükse, dokümanın o yazardan gelmesi daha olasıdır, ve o seçimimiz o yazar olur.

### Anahtarlama (Hashing) Numarası

Ustteki kodda bir problem var, dokümanı temsil eden ve içinde 1 ya da 0 hücreli özellik vektörünü (feature vector) oluşturmak için tüm kelimelerin ne olduğunu bilmeliyiz. Yani veriyi bir kere bastan sonra tarayarak bir sözlük oluşturmaliyiz (ki öyle yapmaya mecbur kaldık) ve ancak ondan sonra her doküman için hangi kelimenin olup olmadığını saptamaya ve onu kodlamaya başlayabiliriz. Halbuki belgelere bakar bakmaz, teker teker giderken bile hemen bir özellik vektörü oluşturabilseydik daha iyi olmaz mıydı?

Bunu basarmak için anahtarlama numarasını kullanmamız lazım. Bilindiği gibi temel yazılım bilime göre bir kelimeyi temsil eden bir anahtar (hash) üretebiliriz, ki bu hash değeri bir sayıdır. Elimizde bir "sayı" olması bize faydalı olur yarar, bu sayının en fazla kaç olabileceğinden hareketle (hatta bu sayıya bir limit koyarak) özellik vektörümüzün boyutunu önceden saptamış oluruz. Sonra kelimeye bakarız, hash üretiriz, sonuç mesela 230 geldi, o zaman özellik vektöründeki 230'uncu kolonun değerini 1 yaparız.

```
d_input = dict()

def add_word(word):
    hashed_token = hash(word) % 127
    d_input[hashed_token] = d_input.setdefault(hashed_token, 0) + 1

add_word("obama")
print d_input

{48: 1}

add_word("politics")
print d_input

{48: 1, 91: 1}
```

Ustteki kodda bunun örneğini görüyoruz. Hash sonrası mod uyguladık (yüzde isareti ile) ve hash sonucunu en fazla 127 olacak şekilde sınırladık. Sözlük (dictionary) yavaş yavaş büyüyebiliyor. Potansiyel problemler ne olabilir? Hashing mükemmel değildir, çarpışma (collision) olması mümkündür yani nadiren farklı kelimelerin aynı numaraya eşlenebilmesi durumu. Bu problemleri iyi bir anahtarlama algoritması kullanarak, mod edilen sayıyı büyük tutarak çözmek mümkündür, ya da bu tür nadir çarpışmalar "kabul edilir hata" olarak addedilebilir.

Pandas kullanarak bir Dataframe'i otomatik olarak anahtarlama istersek,

```
import pandas as pd
data = {'state': ['Ohio', 'Ohio', 'Ohio', 'Nevada', 'Nevada'],
        'year': [2000, 2001, 2002, 2001, 2002],
        'pop': [1.5, 1.7, 3.6, 2.4, 2.9]}
```

```
data = pd.DataFrame(data)
print data
```

```
   pop  state  year
0  1.5   Ohio  2000
1  1.7   Ohio  2001
2  3.6   Ohio  2002
3  2.4  Nevada  2001
4  2.9  Nevada  2002
```

Simdi bu veri uzerinde sadece eyalet (state) icin bir anahtarlama numarası yapalım

```
def hash_col(df, col, N):
    for i in range(N): df[col + '_' + str(i)] = 0.0
    df[col + '_hash'] = df.apply(lambda x: hash(x[col]) % N, axis=1)
    for i in range(N):
        idx = df[df[col + '_hash'] == i].index
        df.ix[idx, '%s_%d' % (col, i)] = 1.0
    df = df.drop([col, col + '_hash'], axis=1)
    return df
```

```
print hash_col(data, 'state', 4)
```

```
   pop  year  state_0  state_1  state_2  state_3
0  1.5  2000         0         1         0         0
1  1.7  2001         0         1         0         0
2  3.6  2002         0         1         0         0
3  2.4  2001         0         0         0         1
4  2.9  2002         0         0         0         1
```

Kaynaklar

Jebara, T., Columbia U., COMS 4771 Machine Learning Lecture Notes, Lecture 7

[http://scikit-learn.org/dev/modules/feature\\_extraction.html](http://scikit-learn.org/dev/modules/feature_extraction.html)