

## 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 de 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

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

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

olani ise bir vektor icinde '1' ve '0' degerlerini tasiyabilir. Iste bu vektorun her hucresi, onceden tanimli bir kelimeye tekabul edecek, ve bu kelimeden bir dokuman icinde en az bir tane var ise, o hucre '1' degerini tasiyacak, yoksa '0' degerini tasiyacak. Ustteki ornekte 2. kelime "hello" ve 4. dokuman icinde bu kelimeden en az bir tane var, o zaman  $x_2^4 = 1$ . Tek bir dokumani temsil eden dagilimi matematiksel olarak soyle 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 formilde her  $d$  boyutu bir tek boyutlu Bernoulli, ve bir dokuman icin tum bu boyutların ortak (joint) dagilimi gerekiyor, carpimin sebebi bu. Formildeki  $\alpha_d$  bir dagilimi "tanımlayan" deger,  $\alpha$  bir vektor, ve unutmayalım, her "sinif" icin NB ayrı ayrı eğitilecek, ve her sınıf icin farklı  $\alpha$  vektörü olacak. Yani Obama'nın kitapları icin  $\alpha_2 = 0.8$  olabilir, Hawking kitabı icin  $\alpha_2 = 0.3$  olabilir. Birinin kitabında "hello" kelimesi olma sansi fazla, diğlerinde pek yok. O zaman NB'yi "eğitmek" ne demektir? Eğitmek her sınıf icin yukarıdaki  $\alpha$  degerlerini bulmak demektir.

Bunun icin istatistikteki "olurluk (likelihood)" kavramını kullanmak yeterli. Olurluk, bir dagilimdan geldiği farzedilen bir veri setini alır, tum veri noktalarını teker teker olasılığa geçerek olasılık degerlerini birbirine carpar. Sonuc ne kadar yuksek cikarsa, bu verinin o dagilimdan gelme olasılığı o kadar yuksek demektir. Bizim problemimiz icin tek bir sınıfın olurlugu, o sınıf icindeki tum (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 dagilimi tanımlayan her türlü degişken anlamında kullanıldı, bu ornekte icinde sadece  $\alpha$  var.

Devam edelim: Eger  $\alpha$ 'nın ne olduğunu bilmiyorsak (ki bilmiyoruz -eğitmek zaten bu demek-) o zaman maksimum olurluk (maximum likelihood) kavramını resme dahil etmek gerekli. Bunun icin üstteki olurluk formülünün  $\alpha$ 'ya göre turevini alıp sifra esitlersek, bu formulden bir maksimum noktasındaki  $\alpha$  elimize geçecektir. Iste bu  $\alpha$  bizim aradığımız deger. Veriyi en iyi temsil eden  $\alpha$  degeri bu demektir. Onu bulunca eğitim tamamlanır.

Turev almadan önce iki tarafın log'unu alalım, böylece carpımlar toplamlara donusecek ve turevin formülün icine nufuz etmesi daha kolay olacak.

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

Turevi 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 turev alırken  $x_d^i$ 'ler sabit sayı gibi muamele görürler. 2-  $\log$ 'un turevi alırken  $\log$  içindeki değerlerin turev 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? Turevi  $\alpha_d$ 'ye göre alıyoruz ve o turevi alırken tek bir  $\alpha_d$  ile ilgileniyoruz, mesela  $\alpha_{22}$ , bunun haricindeki diğer tüm  $\alpha_i$  değerleri turev alma işlemi sırasında sabit kabul edilirler, turev 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 turev var demektir, ama bu turevlerin 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 kararlaştırmamız 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  $[1, 0, 0, 1, 0, 0, \dots, 1]$  şeklinde bir vektor oldugunu farz ediyoruz, buna göre 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 formülün oteki tarafı yokolur,  $(1 - \alpha_d)^{1-x_d} = (1 - \alpha_d)^0 = 1$ , o zaman  $\alpha_d \cdot 1 = \alpha_d$ .

Carpım diyoruz ama biz aslında sınıflama sırasında  $\alpha_d^{x_d}(1 - \alpha_d)^{1-x_d}$  carpımı yerine yine  $\log()$  numarasını kullandık; çünkü olasılık değerleri hep 1'e eşit ya da ondan küçük sayılardır, ve bu küçük değerlerin birbiriyle sürekli carpımı nihai sonucu asiri fazla küçültür. Asiri ufak değerlerle uğrasmamak için olasılıkların  $\log$ 'unu alıp bir-birleri ile toplamayı seçtik, yani hesapladığımız değer  $x_d \cdot \log(\alpha_d) + (1 - x_d) \cdot \log(1 - \alpha_d)$

Fonksiyon `prob` içindeki `1e-7` kullanımı neden? Bu kullanım  $\log$  numarasını yapabilmek için – sıfır değerinin  $\log$  değeri tanımsızdır, bir kelime olmadığı zaman  $\log$ 'a sıfır geleceği için hata olmaması için  $\log$  içindeki değerlere her seferinde yeterince küçük bir sayı ekliyoruz, böylece pur sıfırla uğrasmak zorunda kalmıyoruz. Sıfır olmadığı zamanlarda çok eklenen çok küçük bir sayı sonucta büyük 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 seçiminiz 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 ornegini goruyoruz. Hash sonrasi mod uyguladik (yuzde isareti ile) ve hash sonucunu en fazla 127 olacak sekilde sinirladik. Sozluk (dictionary) yavas yavas buyuyebiliyor. Potansiyel problemler ne olabilir? Hashing mukemmel degildir, carpisma (collision) olmasi mumkundur yani nadiren farkli kelimelerin ayni numaraya eslenebilmesi durumu. Bu problemleri iyi bir anahtarlama algoritmasi kullanarak, mod edilen sayiyi buyuk tutarak cozmek mumkundur, ya da bu tur nadir carpismalar "kabul edilir hata" olarak addedilebilir.

Pandas kullanarak bir Dataframe'i otomatik olarak anahtarlamak 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 numarasi yapalim

```
def hash_col(df, col, N):
    cols = [col + "_" + str(i) for i in range(N)]
    def xform(x):
        tmp = [0 for i in range(N)]
        tmp[hash(x) % N] = 1
        return pd.Series(tmp, index=cols)
    df[cols] = df[col].apply(xform)
    return df.drop(col, axis=1)

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)