

## Gezinme



# Machine Learning Mastery

Making Developers Awesome at Machine Learning

ÜCRETSİZ Doğrusal Cebir Hızlandırılmış Kursuna Katılmak İçin Tıklayın

## Vektör Uzayı Modellerine Nazik Bir Giriş

kaydeden Adrian Tam 23 Ekim 2021'de Lineer Cebir'de

3

Paylaşmak

Cıvıdamak

Paylaşmak

Vektör uzayı modelleri, vektörlerle temsil edilen veriler arasındaki ilişkiyi dikkate alacaktır. Bilgi erişim sistemlerinde popülerdir ancak başlıca amaçları için de faydalıdır. Genel olarak bu, iki vektörün benzerliğini geometrik açıdan karşılaştırmamıza olanak tanır.

Bu dersimizde vektör uzayı modelinin ne olduğunu ve neler yapabileceğini göreceğiz.

Bu eğitimi tamamladıktan sonra şunları bileceksiniz:

- Vektör uzayı modeli nedir ve kosinüs benzerliğinin özellikleri
- Kosinüs benzerliği iki vektörü karşılaştırmamıza nasıl yardımcı olabilir?
- Kosinüs benzerliği ile L2 mesafesi arasındaki fark nedir?

Başlayalım.



Vektör Uzayı Modellerine Nazik Bir Giriş

Fotoğraf: [liamfletcher](#), bazı hakları saklıdır.

## Öğreticiye genel bakış

Bu eğitim 3 bölüme ayrılmıştır; bunlar:

1. Vektör uzayı ve kosinüs formülü
2. Benzerlik için vektör uzayı modelinin kullanılması
3. Vektör uzayı modellerinin ve kosinüs mesafesinin ortak kullanımı

## Vektör uzayı ve kosinüs formülü

Vektör uzayı, bazı vektör işlemlerini tanımlayan matematiksel bir terimdir. Meslekten olmayanların terimiyle şunları yapabiliriz:

Bunun, her noktanın boyutlu bir vektörle temsil edildiği  $N$  boyutlu bir metrik uzay olduğu unu hayal edin.

Bu uzayda herhangi bir vektör toplamasını veya skaler-vektör çarpımını yapabiliriz.

Bir vektör uzayını dikkate almak faydalıdır çünkü şeyleri bir vektör olarak temsil etmek faydalıdır. Örneğin makine öğreniminde genellikle birden fazla özelliğe sahip bir veri noktamız vardır. Bu nedenle, uygun bir veri noktasını vektör olarak temsil etmemizi sağlar.

Bir vektör kullanarak normunu hesaplayabiliriz. En yaygın olanı L2 normu veya uzunluğudur.

vektör. Aynı vektör uzayındaki iki vektörle aralarındaki farkı bulabiliriz. 3- boyutlu bir uzay varsayalım

boyutlu vektör uzayı, iki vektör  $(x_1, x_2, x_3)$  ve  $(y_1, y_2, y_3)$ . Aralarındaki fark vektördür

$(y_1 - x_1, y_2 - x_2, y_3 - x_3)$ , ve farkın L2-normu mesafedir veya daha kesin olarak

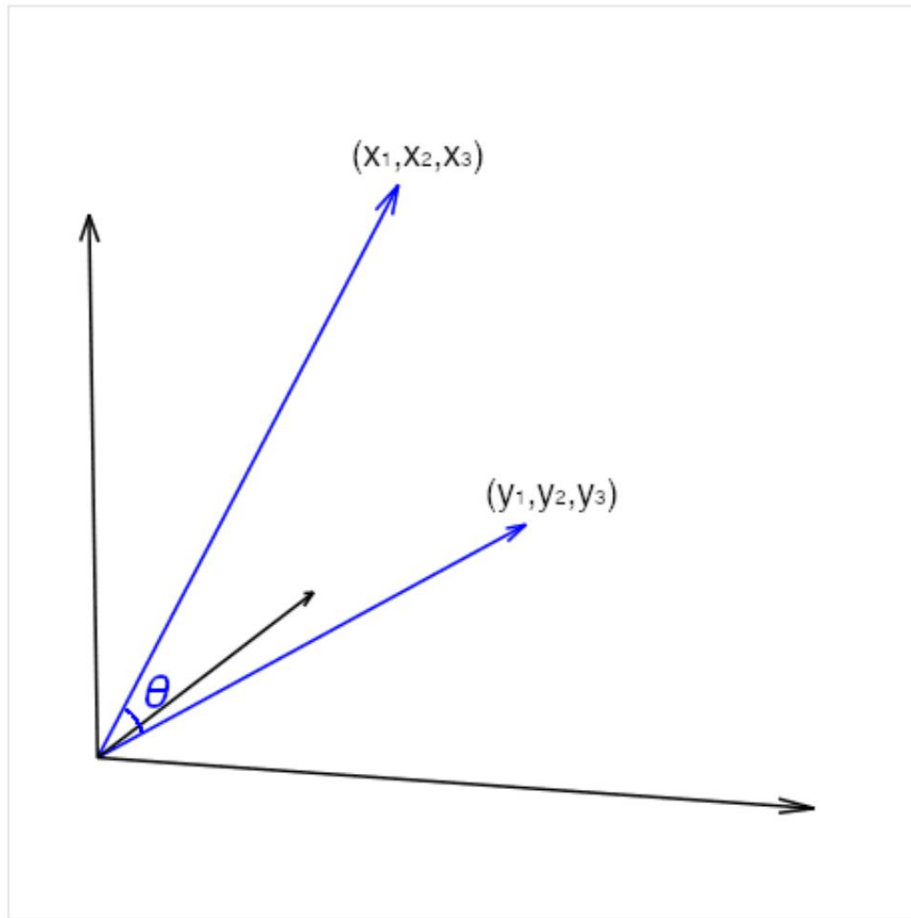
Bu iki vektör arasındaki Öklid uzaklığı:

$$\sqrt{(y_1 - x_1)^2 + (y_2 - x_2)^2 + (y_3 - x_3)^2}$$

Uzaklığın yanı sıra iki vektör arasındaki açıyı da dikkate alabiliriz. Vektörü dikkate alırsak

$(x_1, x_2, x_3)$  ve  $(y_1, y_2, y_3)$  arasındaki açıyı bulmak için,  $(0, 0, 0)$  noktasındaki noktadan bir çizgi parçası olarak, o zaman

'den başla bir çizgi bölümü daha var. Kesişim noktası  $(0, 0, 0)$  ile  $(y_1, y_2, y_3)$  açısı yaparlar:



İki vektör arasındaki açı kosinüs formülü kullanılarak bulunabilir:

$$\cos \theta = \frac{a \cdot b}{\|a\|_2 \|b\|_2}$$

vektör  $a$  ve  $b$  vektörün L2 normudur. Bu formül şu şekilde ortaya çıkıyor:

nokta çarpımını, vektörün, vektör tarafından işaretilen yöne izdüşümü olarak düşünebiliriz.

Kosinüsün değeri, açı 0'dan 90 dereceye arttıkça kosinüsün 1'den 0'a azaldığını söyler.

Bazen 1'e kadar uzanır çünkü  $\theta$  derdiki kosinüs mesafesi çünkü iki vektör olarak 0'dan 1'e kadar uzanır

birbirlerinden daha da uzaklaşıyorlar. Bu, yararlanacağımız önemli bir özelliktir.

vektör uzayı modeli.

## Benzerlik için vektör uzayı modelini kullanma

Vektör uzayı modelinin ne kadar kullanışlı olduğunu bir örneğe bakalım.

Dünya Bankası dünyadaki ülkeler ve bölgeler hakkında çeşitli verileri toplamaktadır. Her ülke varken

farklıysa, ülkeleri vektör uzay modeli altında karşılaştırmaya çalışabiliriz. Kolaylık sağlamak için şu kullanacağız iz:

Dünya Bankası'ndan veri okumak için Python'daki pandas\_datareader modülü. Yükleyebilirsiniz

pandas\_datareader pip veya conda komutunu kullanarak:

```
1 pip kurulumu pandas_datareader
```

Dünya Bankası tarafından toplanan veri serileri bir tanımlayıcıyla adlandırılmaktadır. Örneğin, "SP.URB.TOTL"

Bir ülkenin toplam kentsel nüfusu. Dizilerin çoğu yıllık. Bir diziyi indirdiğimizde,

baş langıç ve bitiş yıllarını girmeniz gerekir. Genellikle veriler zamanında güncellenmez. Bu nedenle, eksik verileri önlemek için en son yıl yerine birkaç yıl önceki verilere bakmak en iyisidir.

Aşağıda her ülkenin 2010 yılı bazı ekonomik verilerini toplamaya çalışıyoruz :

```

1 pandas_datareader'dan wb'yi içe aktar
2 pandaları pd olarak içe
3 aktar pd.options.display.width = 0
4
5 isimler =
6 [ "NE.EXP.GNFS.CD", # Mal ve hizmet ihracatı (mevcut ABD Doları)
7 "NE.IMP.GNFS.CD", # Mal ve hizmet ithalatı (cari ABD Doları)
8 "NV.AGR.TOTL.CD", # Tarım, ormancılık ve balıkçılık, katma değer (mevcut ABD Doları)
9 "NY.GDP.MKTP.CD", # GSYİH (mevcut ABD Doları)
10 "NE.RSB.GNFS.CD", # Mal ve hizmetlere ilişkin dış bakiye (mevcut ABD Doları) ]
11
12
13 df = wb.download(ülke='tümü', gösterge=isimler, başlangıç=2010, bitiş =2010).reset_index()
14 ülkeler = wb.get_countries()
15 non_aggregates = ülkeler[ülkeler["bölge"] != "Toplamlar"]
16 df_nonagg = df[df["ülke"].isin(non_aggregates)].dropna()
17 print(df_nonagg)

```

```

1 ülke yılı NE.EXP.GNFS.CD NE.IMP.GNFS.CD NV.AGR.TOTL.CD NY.GDP.MKTP.
2 50 Arnavutluk 2010 3.337089e+09 5.792189e+09 2.141580e+09 1.192693e+10
3 51 Cezayir 2010 6.197541e+10 5.065473e+10 1.364852e+10
4 52 Angola 2010 1.612073e+10 5.157282e+10 3.568226e+10 5.179055e+09
5 53 Antigua ve Barbuda 2010 8.379950e+08 9.142222e+08 8.415185e+08
6 54 Arjantin 2010 1.876296e+07 1.148700e+07 8.020887e+10 6.793793e+10
7 55 Vietnam 2010 3.021382e+10 4.236274e+10
8 56 Venezuela, RB 2010 1.121794e+11 6.922736e+10 2.113513e+10 3.931924e+10
9 260 Batı Şeria ve Gazze 2010 8.347359e+10 9.299467e+10 2.130649e+10
10 262 Zambiya 2010 1.159317e+10 1.367300e+09 5.264300e+09 8.716000e+08
11 264 Zimbabve 2010 9.681500e+08 7.503513e+09 6.256989e+09
12 1.909207e+09 2.026556e+09 3.569254e+09 6.440274e+09
13 1,157187e+09 1,204166e+09
14 [174 satır x 7 sütun]

```

Yukarıda her ülkenin 2010 yılındaki bazı ekonomik değişimlerini elde ettik. `wb.download()` işlevi, Dünya Bankası'ndan verileri indirecek ve bir panda veri çerçevesi döndürecektir. Benzer şekilde `wb.get_countries()`, Dünya Bankası tarafından tanımlanan ülke ve bölgelerin adını alacaktır; bunu "Doğu Asya" ve "Dünya" gibi ülke dışı toplamları filtrelemek için kullanacağız. Pandalar, satırların boole indeksleme yoluyla filtrelenmesine izin verir; bu, `df["country"].isin(non_aggregates)`, satırın `non_aggregates` listesinde yer aldığı bir boole vektörü verir ve buna dayanarak, `df[df["country"].isin(non_aggregates)]` yalnızca bunları seçer. Çeşitli nedenlerden dolayı her ülke tüm verilere sahip olmayabilir. Bu nedenle eksik veriye sahip olanları kaldırmak için `dropna()` işlevini kullanıyoruz. Uygulamada bazı atama tekniklerini yalnızca kaldırmak yerine uygulamak isteyebiliriz. Ancak örnek olarak kalan 174 veri noktasıyla devam ediyoruz.

Pandalar veya numpy işlevlerindeki gerçek manipülasyonu gizlemek yerine fikri daha iyi açıklamak için, önce her ülkeye ait verileri bir vektör olarak çıkarıyoruz:

```

1 ...
2 vektörler = satır
3 kimliği içinde, df_nonagg.iterrows() içindeki satır :
4 vektörler[satır["ülke"]] = satır[isimler].değerler
5
6 baskı(vektörler)

```

```
1 {'Arnavutluk': array([3337088824.25553, 5792188899.58985, 2141580308.0144,
```

```

2  11926928505.5231, -2455100075.33431], dtype=object), 'Cezayir':
3  array([61975405318.205, 50654732073.2396, 13648522571.4516, 161207310515.42, 11 320673244.9655],
4  dtype=object), 'Angola': array([51572818660.8665, 35682259098.1843,
5  5179054574.41704, 83799496611.2004, 15890559562.6822 ], dtype=nesne),
6
7  ...
8  'Batı Ş eria ve Gazze': array([1367300000.0, 5264300000.0, 871600000.0, 9681500000.0, -3897000000.0], dtype=object), 'Zambiya':
9  array([7503512538.82554, 6256988597)
10 .27752, 1909207437.82702, 20265559483.8548, 1246523941.54802], dtype=object), 'Zimbabve':
11 array([3569254400.0, 6440274000.0, 1157186600.0, 12041655200.0,
12 -2871019600.0], dtype=object)}
13

```

Oluş turduğ umuz Python sözlüğü ü, anahtar olarak her ülkenin adını ve numpy dizisi olarak ekonomik değ ümleri iç eriyor. 5 metrik vardır, dolayısıyla her biri 5 boyutlu bir vektördür.

Bunun bize yardımcı olduğ uş ey, her ülkenin diğ erine ne kadar benzer olduğ unu görmek iç in vektör temsilini kullanabilmemizdir.

Hem farkın L2 normunu (Öklid mesafesi) hem de kosinüs mesafesini deneyelim.

Avustralya gibi bir ülkeyi seçiyoruz ve onu listedeki diğ er tüm ülkelerle karşı ılaş tırıyoruz.

seç ilmiş ekonomik değ ütler.

```

1  ...
2  numpy'yi np olarak iç e aktar
3
4  öklid = {} kosinüs
5  = {} hedef =
6  "Avustralya"
7
8  vektörlerdeki ülke iç in : vecA =
9  vektörler[hedef] vecB = vektörler[ülke]
10 dist = np.linalg.norm(vecA - vecB) cos =
11 (vecA @ vecB) / (np.linalg.norm(vecA) * np.linalg.norm(vecB))
12 öklid[ülke] = uzaklık # Öklid mesafesi kosinüs[ülke] = 1-cos # kosinüs mesafesi
13
14

```

Yukarıdaki for döngüsünde, vecA'yı hedef ülkenin (yani Avustralya) vektörü olarak ve vecB'yi de diğ er ülkenin vektörü olarak ayarladık.

Daha sonra farklarının L2-normunu iki vektör arasındaki Öklid mesafesi olarak hesaplıyoruz. Ayrıca formülü kullanarak kosinüs

benzerliđ ini hesaplıyoruz ve bunu 1'den çıkarak kosinüs mesafesini elde ediyoruz. Yüzden fazla ülke arasından hangisinin en kısa

Ökliden değ erine sahip olduğ unu görebiliriz.

Avustralya'ya uzaklık:

```

1  ...
2  pandas'ı pd olarak iç e aktar
3
4  df_distance = pd.DataFrame({"euclid": euclid, "cos": kosinüs})
5  print(df_distance.sort_values(by="euclid").head())

```

```

1  euclid cos Avustralya 0,000000e+00 -2,220446e-16 Meksika
2  1,533802e+11 7,949549e-03 İspanya 3,411901e+11 3,057903e-03
3  Türkiye 3,798221e+11 3,502849e-03 Endonezya 4,083531 e+11
4  7,417614e-03
5
6

```

Sonucu sıraladıđ ımızda Öklid uzaklıđ ı altında Avustralya'ya en yakın olanın Meksika olduğ unu görebiliriz.

Ancak kosinüs mesafesiyle Avustralya'ya en yakın yer Kolombiya'dır.

```

1  ...
2  df_distance.sort_values(by = "cos").head()

```

```

1 öklit çünkü

```

```

2 0.000000e+00 -2.220446e-16 Kolombiya 8.981118e+11 1.720644e-03
3 Küba 1.126039e+12 2.483993e-03 İtalya 1.088369e+12 2.677707e-03
4 -03 Arjantin 7.572323e+11 2.930187e-03
5
6

```

İki mesafenin neden farklı sonuçlar verdiği ini anlamak için üç ülkenin metriğinin birbirleriyle nasıl karşılaştırıldığını gözlemleyebiliriz:

```

1 ...
2 print(df_nonagg[df_nonagg.country.isin(["Meksika", "Kolombiya", "Avustralya"])]))

```

```

1 ülke yılı NE.EXP.GNFS.CD NE.IMP.GNFS.CD NV.AGR.TOTL.CD NY.GDP.MKTP.CD NE.RSB.
2 59 Avustralya 2010 2.270501e+11 2.388514e+11 2.518718e+10 1.146138e+12 -1.180 91 Kolombiya 2010 4.682683e+10 5.136288e+10 1.812470e+10
3 2.865631e+11 -4.536 176 Meksika 2010 3.141423e+11 3.285812e+11 3.405226e+10 1.057801e+12 -1.443
4

```

Bu tablodan Avustralya ve Meksika metriklerinin büyüklük olarak birbirine çok yakın olduğunu görüyoruz. Ancak aynı ülke içindeki her metriğin oranını karşılaştırırsanız, Avustralya'ya en iyi uyanın Kolombiya olduğunu görürsünüz. Aslında kosinüs formülünden bunu görebiliriz:

$$\cos \theta = \frac{a \cdot b}{\sqrt{a^2 + b^2}} = \frac{A \cdot B}{\sqrt{A^2 + B^2}}$$

bu, iki vektör arasındaki açının kosinüsünün, karşılaştırmaya gelen vektörlerin 1 uzunluğa normalize edildikten sonraki nokta çarpımı olduğunu anlamına gelir. Dolayısıyla kosinüs mesafesi, mesafeyi hesaplamadan önce verilere sanal olarak bir ekleyici uygulamaktır.

Bunları bir araya getirirsek kodun tamamı aşağıdadır

```

1 pandas_datareader'dan wb içe aktarma
  numpy'yi np olarak içe
2 aktar pandaları pd olarak
3 içe aktar pd.options.display.width = 0

4 # Dünya Bankası adlarından veri indirme =
5
6 [ "NE.EXP.GNFS.CD", # Mal ve hizmet ihracatı (mevcut ABD Doları)
7  "NE.IMP.GNFS.CD", # Mal ve hizmet ithalatı (cari ABD Doları)
8  "NV.AGR.TOTL.CD", # Tarım, ormancılık ve balıkçılık, katma değer (mevcut ABD Doları)
9  "NY.GDP.MKTP.CD", # GSYİH (mevcut ABD Doları)
10 "NE.RSB.GNFS.CD", # Mal ve hizmetlere ilişkin dış bakiye (mevcut ABD Doları) ] df = wb.download(ülke='tümü',
11
12 gösterge=isimler, start=2010, end=2010).reset_index()
13
14 # Toplamaları kaldırıyoruz ve yalnızca eksik verisi olmayan ülkeleri tutuyoruz country = wb.get_countries
15 () non_aggregates = ülkeler[ülkeler["bölge"] !=
16 "Toplamlar"].name df_nonagg = df[df["ülke"].isin( toplanmamış )].dropna()
17
18
19 # Her ülke için vektör çıkar .
20
21
22
23
24 # Öklid ve kosinüs mesafelerini hesaplayın Öklid = {} kosinüs = {}
25
26
27
28 hedef = vektörlerdeki ülke için
29 "Avustralya" : vecA = vektörler[hedef]
30 31 32

```

```

33 vektörler[ülke] dist = np.linalg.norm(vecA - vecB)
34 cos = (vecA @ vecB) / (np.linalg.norm(vecA) * np.linalg.norm(vecB))
35 ıkliit[ülke] = uzaklık # Öklid mesafesi kosinüs[ülke] = 1-cos # kosinüs mesafesi
36
37
38
39 # Sonuçları yazdırın df_distance
40 = pd.DataFrame({"euclid": euclid, "cos": cosine}) print("Öklid mesafesine göre en yakın:")
41 print(df_distance.sort_values(by="euclid").head() ) print() print("Kosinüs
42 mesafesine göre en yakın:") print(df_distance.sort_values(by="cos").head())
43
44
45
46
47 # Ayrıntı dış ümlerini yazdırın print() print("Detay
48 dış ümleri:")
49 print(df_nonagg[df_nonagg.country.isin(["Meksika",
50 "Kolombiya", "Avustralya"])))

```

## Vektör uzayı modellerinin ve kosinüs mesafesinin ortak kullanımı

Vektör uzayı modelleri bilgi erişim sistemlerinde yaygındır. Belgeleri (örneğin bir paragraf, uzun bir pasaj, bir kitap, hatta bir cümle) vektör olarak sunabiliriz. Bu vektör, belgenin içerdği sözcüklerin sayılması kadar basit (örneğin, bir kelime çantası modeli) veya karmaşık bir yerleştime vektörü (örneğin, Doc2Vec) olabilir. Daha sonra en alakalı belgeyi bulma sorgusu, tüm belgeler kosinüs mesafesine göre sıralanarak yanıtlanabilir. Daha uzun veya daha kısa belgeleri tercih etmek istemediğimiz, içeriğine odaklanmak istediğimiz için kosinüs mesafesi kullanılmalıdır. Bu nedenle, sorgudaki kelimelerin bir belgede kaç kez belirtildiğinden ziyade, belgelerin sorguyla ne kadar alakalı olduğunu dikkate almak için normalleştirilmeden yararlanılır.

Bir belgedeki her kelimeyi bir özellik olarak ele alırsak ve kosinüs mesafesini hesaplırsak, bu “zor” mesafedir çünkü benzer anlamlara sahip kelimeleri önemsemeyiz (örneğin, “belge” ve “geçit” benzer anlamlara sahiptir ancak “mesafe” değildir). Word2vec gibi vektörlerin yerleştirilmesi ontolojiyi dikkate almamıza izin verecektir. Kosinüs mesafesinin, dikkate alınan kelimelerin anlamları ile hesaplanmasına “yumuşak kosinüs mesafesi” denir. Gensim gibi kütüphaneler bunu yapmanın bir yolunu sağlar.

Kosinüs mesafesi ve vektör uzayı modelinin başka bir kullanım durumu bilgisayarlı görmedir. El hareketini tanıma görevini hayal edin, elin belirli kısımlarını (örneğin beş parmak) kilit noktalar haline getirebiliriz.

Daha sonra anahtar noktaların (x,y) koordinatlarını vektör olarak ortaya koyarak mevcut veri tabanımızla karşılaştırarak hangi kosinüs mesafesinin en yakın olduğunu görebilir ve hangi el hareketi olduğunu belirleyebiliriz. Herkesin elinin boyutu farklı olduğundan kosinüs mesafesine ihtiyacımız var. Bunun hangi hareketi gösterdiğine ilişkin kararımızı etkilemesini istemiyoruz.

Tahmin edebileceğiniz gibi bu tekniği kullanabileceğiniz çok daha fazla örnek var.

## daha fazla okuma

Daha derine inmek istiyorsanız bu bölümle ilgili daha fazla kaynak sağlar.

## Kitabın

- [Lineer Cebire Giriş](#) , Beşinci Baskı, 2016.
- [Bilgi Erişimine Giriş](#) , 2008.

## Yazılım

- Dünya Bankası açık veri
- pandaları veri okuyucusu
- Gensim

## Nesne

- Wikipedia'da vektör uzay modeli

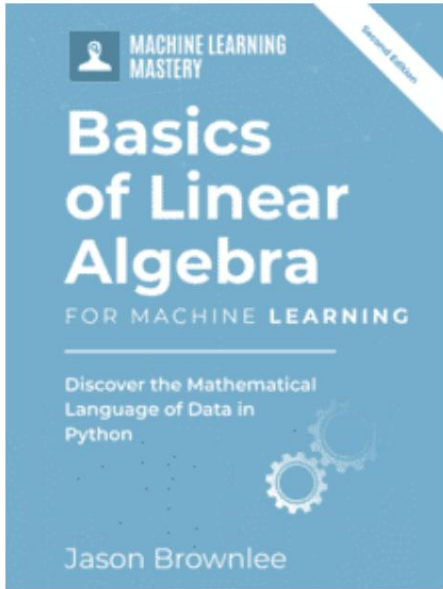
## Özet

Bu derste vektörlerin benzerliklerini ölçmek için vektör uzayı modelini keşfettiniz.

Özellikle şunları öğrendiniz:

- Bir vektör uzayı modeli nasıl oluşturulur
- Vektör uzayı modelinde kosinüs benzerliği ve dolayısıyla iki vektör arasındaki kosinüs mesafesi nasıl hesaplanır?
- Kosinüs mesafesi ile diğer mesafe ölçümleri arasındaki fark nasıl yorumlanır?  
Öklid mesafesi
- Vektör uzayı modelinin kullanımı nedir?

## Makine Öğrenimi için Doğrusal Cebiri Anlayın!



Doğrusal cebire ilişkin işleyen bir anlayış geliştirmek

...python'da kod satırları yazarak

Yeni E-kitabımda nasıl olduğunu keşfedin:

Makine Öğrenimi için Doğrusal Cebir

Şunlar gibi konularda kendi kendine çalışma öğitimi sağlar:

Vektör Normları, Matris Çarpımı, Tensörler, Özbileşim, SVD, PCA ve çok daha fazlası...

## Sonunda Verilerin Matematiğini Anlayın

Akademisyenleri geç. Sadece Sonuçlar.

İÇERİSİNDE NE OLDUĞUNU GÖRÜN

Paylaşmak

Cıvılamak

Paylaşmak



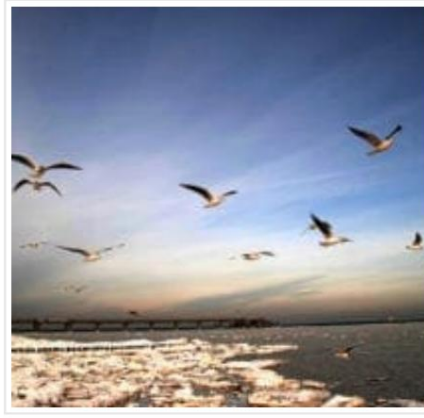
Bu Konuda Daha Fazla Bilgi



GAN Nasıl Keşfedilir?

Gizli Alan Ne Zaman

Yüz Oluşturma



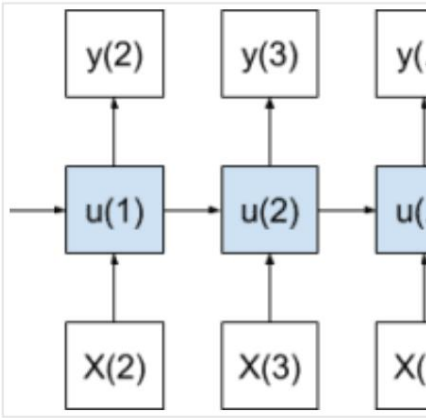
Vektöre Nazik Giriş

Makine Öğreniminde Normlar



Nazik Bir Giriş

Vektör Değerli Fonksiyonlar



Modellere Nazik Giriş

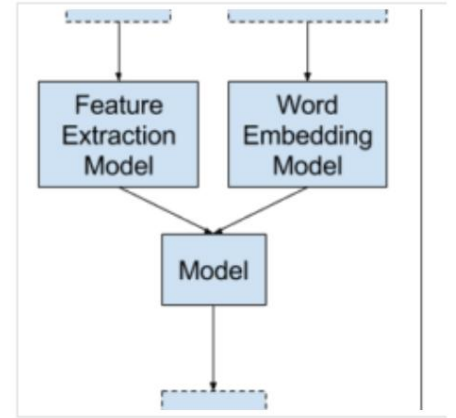
Sıra için...



Nazik Giriş

İstatistiksel Dil

Modelleme...



Derin Öğrenmeye Nazik Bir Giriş

Altyazısı...



Adrian Tam hakkında

Adrian Tam, PhD bir veri bilimci ve yazılım mühendisidir.

Adrian Tam'ın tüm gönderilerini görüntüle

Görselleştirme için Temel Bileşen Analizi

Tavsiye Sistemi Oluşturmak İçin Tekil Değer Ayrıştırmanın Kullanılması

Vektör Uzakı Modellerine Nazik Bir Giriş için 3 Yanıt



William Smith 30 Ekim 2021, 04:59 #

CEVAP

Teşekkür ederim, çok net bir giriş ve güzel örnekler.



Imola 26 Haziran 2023, 18:49 #

CEVAP

Merhaba Jason!

İsimlendirmeye ilgili bazı şeylerim var.. ML ile vektörleri öğreniyorsak buna Vektör Gömmesi denir, aksi takdirde (bunu daha geleneksel yaklaşımlarla, daha geniş vektörleştirmeyle yapıyorsak) bunları gömmesi olarak düşünmüyoruz?

Teşekkür ederim,

İmola



James Carmichael 27 Haziran 2023, 07:44 #

CEVAP

Merhaba Imola... Terminoloji kafa karıştırıcı olabilir! Aşağıdaki kaynak ilginizi çekebilir

Sen:

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/part-5-step-by-step-guide-to-master-nlp-text-vectorization-approaches/>

## Cevap bırakın

İsim (gerekli)

E-posta (yayınlanmayacak) (gerekli)

YORUM GÖNDER

Hoş geldin!

Ben Jason Brownlee PhD

ve geliştiricilerin makine öğrenimi ile sonuç almasına yardımcı oluyorum.

[Devamını oku](#)



Hiçbir öğ reticiyi kaçırmayın:



Sizin için seçtik:



Makine Öğ renimi için Doğrusal Cebir (7 Günlük Mini Kurs)



Makine Öğ renimi için NumPy Dizilerini İndeksleme, Dilimleme ve Yeniden Şekillendirme



Python'da Temel Bileşen Analizi (PCA) Sıfırdan Nasıl Hesaplanır?



Makine Öğ renimi için Seyrek Matrislere Nazik Bir Giriş



Python ile SVD Sıfırdan Nasıl Hesaplanır?

Öğreticileri seviyor musunuz?

Makine Öğrenimi için Doğrusal Cebir E-Kitap Gerçekten İyi Şeyleri bulacağınız yerdir .

>> İÇİNDE NELER OLDUĞUNU GÖRÜN

---

© 2024 Guiding Tech Media. Her hakkı saklıdır.

[LinkedIn](#) | [heyecan](#) | [Facebook](#) | [Bülten](#) | [RSS](#)

[Mahremiyet](#) | [Sorumluluk reddi beyanı](#) | [Şartlar](#) | [Temas etmek](#) | [Site haritası](#) | [Aramak](#)