

# BÜYÜK VERI UYGULAMALARı – DERS 3

Doç. Dr. Yuriy Mishchenko

# BÜYÜK VERI ÇERÇEVESI





# Büyük Veri Çerçevesi

Gerçek problem ve ona ait değişkenleri tanımlamak

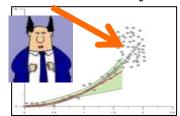
a,b,X,μ,Z ...

Bir genel parametreli model seçmek

 $Z = a_1 X + a_2 Y + a_3 XY + \dots$ 

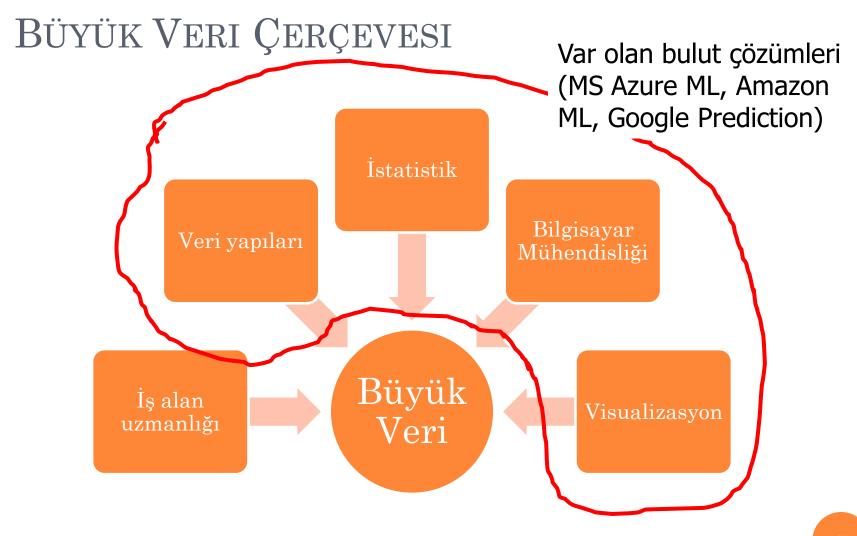
Modelin
parametreleri <u>mevcut</u>
<u>verilerden</u> tahmin
etmek ve karar etme
için kullanmak

Burada omalıyız



# BÜYÜK VERI ÇERÇEVESI







# ÖRNEK (ALIŞVERIŞ)

- Magazanın müşterilerinin davranışları hakkında bilgi almak, buna göre daha iyi kampanya stratejeleri oluşturmak
- Müşterilerin bir ürünle beraber başka ürünlerin satın aldığını ortaya çıkartır, böylece söz konusu ürün için yapılacak kampanya ilişkili ürünlerin satışı artırıp magazanın geliri etkileyebilir

# ÖRNEK (ALIŞVERIŞ)

Ürün ve tarihsel satış bilgileri



Genel ilişkisel öğrenme algoritması – İlişkisel kural madenceliği



Veriler magazanın satış kayıtlardan elde edilebilir



Analiz tüm satış veri tabanına uygulanır



Satış verilerin küçük alt kümesi kullanılarak analiz uygulanır



Temel verilerin kontrolü



Ortaya çıkan ilişkiler incelenir

# Büyük Veri genel uygulama modeli

Problemin ne olduğunu anlamak



Genel analiz (Makine Öğrenme) algoritması seçmek



Gereken veri bulmak



Büyük gerçek analiz gerçekleştirmek



Küçük bir analiz başarmak



Veri temizlemek ve kontrol etmek



Sonuçları incelemek

- Bugün Büyük Verilerde kullanılan ve var olan büyük veri analiz yaklaşımları "Makine Öğrenme" diye yaklaşımları ve genellikle "tahmin etme" yaklaşımı olarak ifade edilebilir
- Yani böyle yaklaşımlar, bir konu ile ilgili verilerine bakarak muhtemel tepkileri veya müdahalelerin sonuçları tahmin etmek için kullanılabilir

- Makine Öğrenme (Machine learning, ML), var olan tarihsel verilerden daha iyi iş kararları verilmesine imkan sağlayabilir
- Makine öğrenme yöntemleri, tarihsel verilerde desenleri keşfedip, bu desenler için matematiksel modeller oluşturur ve çeşitli amaçla kullanabilir

- Böyle "veri modelleri" olabilecek durumları, davranışları, tepkileri, parametreleri veya müdahale sonuçları tahmin etmek için ve iş karar etme sürecini desteklemek için kullanılabilir
- Örnek: bir müşterinin geçmişteki satın alınları kullanılarak müşterinin hangi ürün satın alabileceğini tahmin etmek



 Makine öğrenme çözümleri (yani Büyük Veri yaklaşımı) iş karar etme sürecinde kullanabilmek için, böyle karar etme süreci tahmin etme biçimde formulleştirilmeli

 Makine öğrenme, herhangi bir probleme özel şekilde programlanmamış, çeşitli problemlerin çözümleri kendi kendine öğrenebilen bir bilgisayar sistemidir

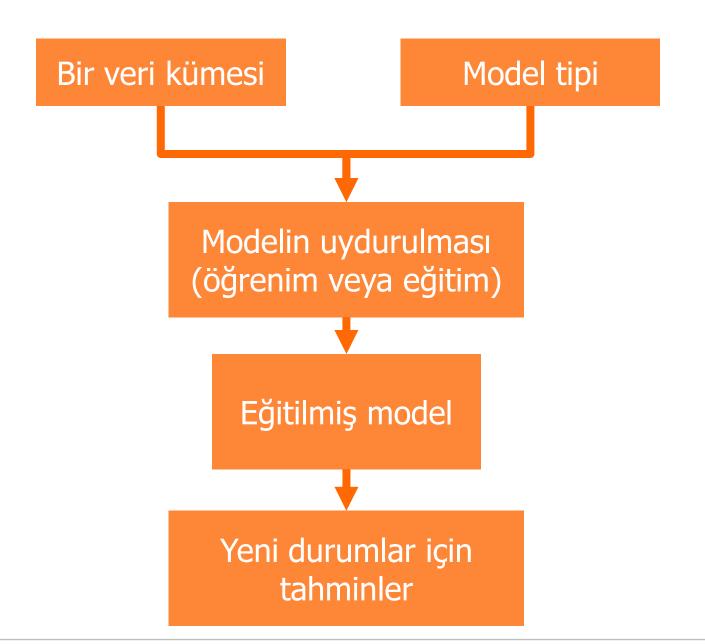
- Makine öğrenmeye ait bileşenleri
  - Temel makine öğrenme problem türleri
  - Veri/öznitellik mühendisliği
  - Modelin oluşturulması
  - Modelin eğitimi
  - Performans değerlendirilmesi
  - Tahminlerin üretilmesi

- Makine öğrenmeye ait bileşenleri
  - Temel makine öğrenme problem türleri
  - Veri/öznitellik mühendisliği
  - Modelin oluşturulması
  - Model eğitimi
  - Performans değerlendirilmesi
  - Tahminlerin üretilmesi

- Makine öğrenme sistemleri, aslında baze parametreli modelleri dir
- Model öğrenme sürecinde bu modeller, var olan verilere uyduruluyor
- Bu şekilde gerçek verilere uyar ve şu gerçek veri teslim edebilen bir matematiksel model elde edilir

- Verilere göre uygun bir modelin bir model sınıfından seçilmesi, makine öğrenme alanının ana amacıdır
- o Bu sürece modelin eğitimi veya öğrenim denir
- Modern makine öğrenme'nin ana yeniliği, modellerin öğrenimi için baze çok başarılı yöntemlerin ortaya çıkartılması

- Makine öğrenme tahmini aslında demek:
  - Bir model tipi belirterek, bir gerçek verilere uyacak modelin bulunması
  - Belirli durumlar için bu modelden tahminlerin edilmesi



# Makine öğrenme Problemlerinin ana Tipleri

# ANA MAKINE ÖĞRENME PROBLEM TÜRLERI

#### Denetimli

- Sınıflandırma
  - o İki sınıflı (binary) sınıflandırma
  - Çok sınıflı sınıflandırma
- Regresyon

#### Denetimsiz

- Kümeleme
- İlişkisel öğrenim
- Boyut azaltma

#### SıNıFLANDıRMA PROBLEMI

- Sınıflandırma probleminde, tahmin edilecek değişkenin veya modelin doğası ayrık tır
- Yani;
  - Mümkün sonuçların sadece birkaç tane var
  - Mümkün cevaplar birkaç değerden değer alır
  - Mümkün durumlar birkaç sınıfa aittır

#### S1N1FLAND1RMA PROBLEMI

- Sınıflandırma probleminde, makine öğrenme'nin amacı
  - Herhangi girdi için bir deger sırasından bir tane seçmek, veya ...
  - Herhangi girdiyi bir sınıf sırasından bir sınıfa atamak, veya ...
  - Girdi olasılıkları belirli birkaç sınıfa sınıflandırmak

# S1N1FLAND1RMA PROBLEMI

# o Örnekler:

- (Verilerine göre) Müsterinin bir ürünü satın alıp almayacağını tahmin etmek
- "Bilim kurgu"/"roma"/"belgesel"/ "şiir" ve sayre kitabın türü belirtmek
- Bir teknolojik sistem için, arzalı durumu tespit etmek
- Email "spam" olarak işaretlemek
- İş adayları işte başarılı olup olmayacağına göre sıralamak
- Araç özellikleri "kamyon"/"tır"/"araba"/"motosiklet" ve sayre sınıflara atamak

#### SıNıFLANDıRMA PROBLEMI

# Daha doğru ifade ile;

- Müsterileri ürün "satın alacak"/"satın almayacak" sınıflarına atamak
- Kitapları "bilim kurgu"/"roma"/"belgesel"/ "şiir"/vb sınıflara atamak
- Teknolojik sistemin parametreleri "normal durum"/"arzalı durum" sınıflara atamak
- Email "spam"/"spam değil" sınıflara atamak
- İş adayları "başarılı olacak"/"başarısız olacak" sınıflara atamak
- Araçlar "kamyon"/"tır"/"araba"/"motosiklet"/vb sınıflara atamak

# İŞTE SıNıFLANDıRMA



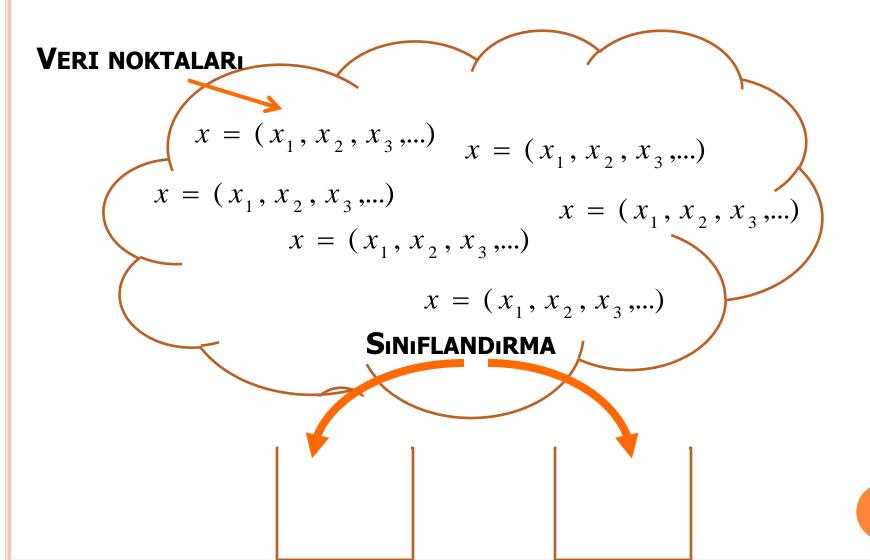
#### SıNıFLANDıRMA PROBLEMI

- Eğer sonuç sınıf sayısı ikiye eşitse (örneğin evet-hair, olup olmadığı, vb), sınıflandırma ya iki sınıflı, ikili veya binary denir
- Eğer sınıf sayısı ikiden fazla ise (roma, şiir, belgesel, bilgi kuru kitap türü vb), sınıflandırma ya çok sınıflı denir

#### S1N1FLAND1RMA PROBLEMI

- Sınıflandırma verilerin belirli örneği üzerinde yapılıyor
- Böyle örnek genellikle bir sayısal vektör olarak temsil ediliyor
- Böyle veri elemanına bazen de "veri noktası" (data point) denir

# **V**ERI KÜMESI



# S1N1FLAND1RMA PROBLEMI

Veri örneğin vektörüne ait olan sayılara
 öznitelik denir

 Her bir öznitelik, veri ile ilgili durumu bir taraftan karakterize ediyor

#### SıNıFLANDıRMA PROBLEMI

- Mesela hava durumu karakterize eden nicelikler sıcaklık, basınç, nem, rüzgar hızı, güneşli/bulutlu olması ve sayre
- Bunlar ayrı ayrı hava durumu karakterize eden özniteliklerdir

#### S1N1FLAND1RMA PROBLEMI

 Bir günün hava durumu, sıcaklık, basınç, nem, rüzgar hızı, güneşli/bulutlu/vb olması belirten 5 elemanlı vektörü olarak öğrenen makinede temsil edilebilir

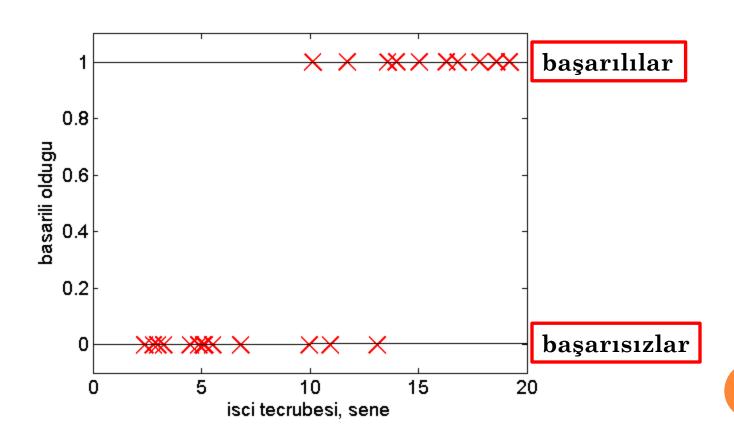
bugün=(21C,720mm,10kms,"bulutlu")

# S1N1FLAND1RMA PROBLEMI

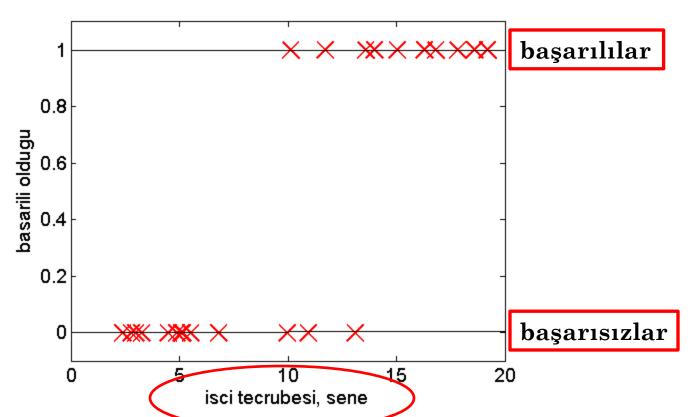
• Sınıflandırıcı, bu şekilde belirtilen durumları farklı sınıflara atamaya çalışan makinedir

 Spesifik örnek: işçi adaylarının öndeğerlendirilmesi

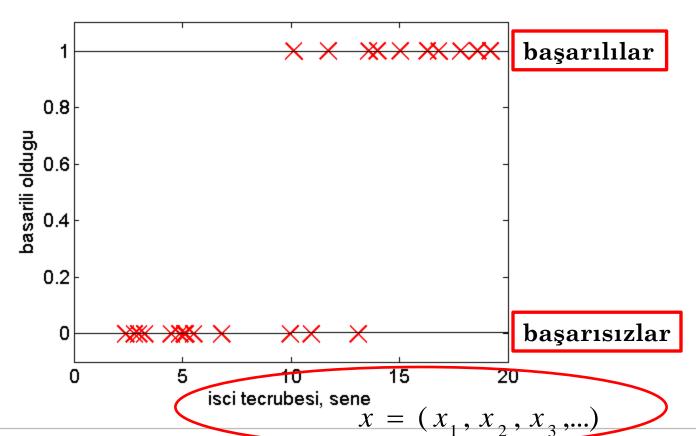
o Tarihsel veriler, bir (birkaç) ölçeğe göre



İş tecrübesi burada, belirli adayı temsil eden veri, yani *x*=(iş\_tecrubesi)

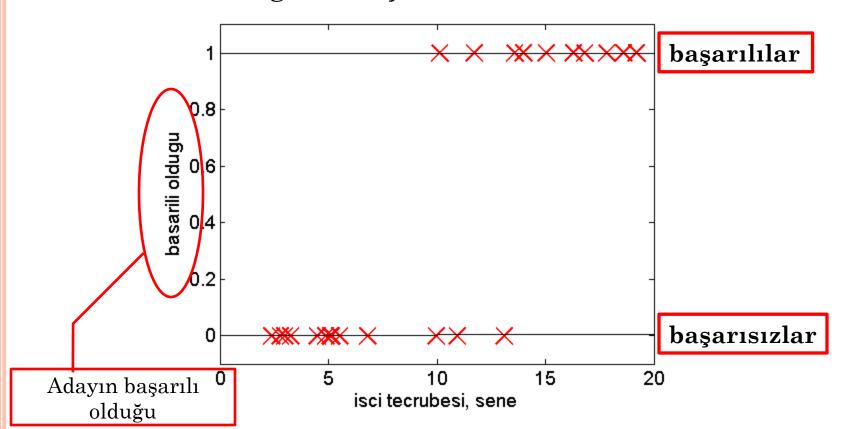


Gerçek durumda *x* daha çok ölçüm içerir, en büyük ihtimalle özgeçmişinden gözlenebilen baze ölçümler

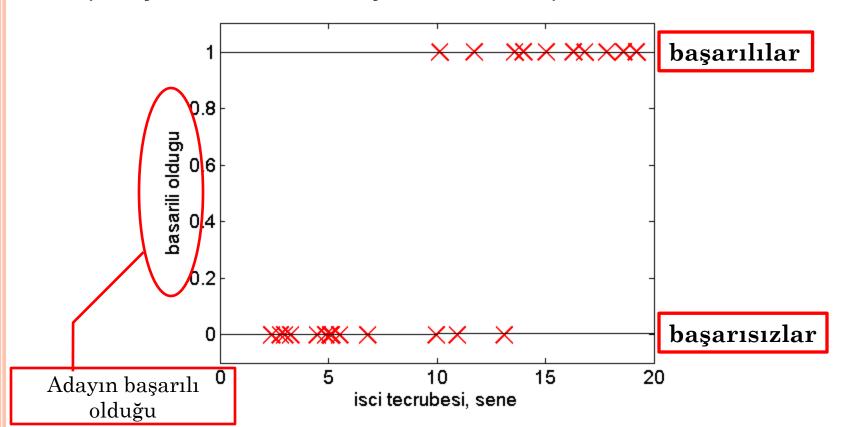


40

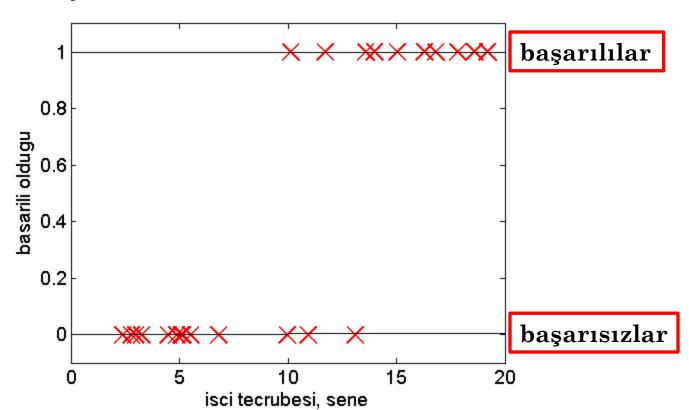
İşçinin başarılı olup olmadığı, modelin sonucu olması istediğimiz ölçek

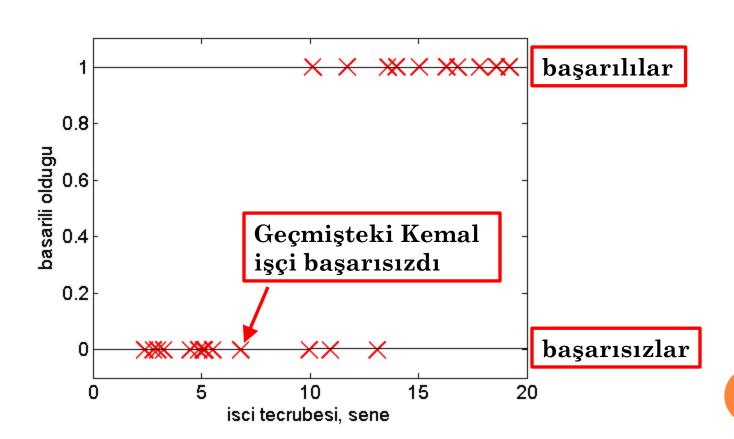


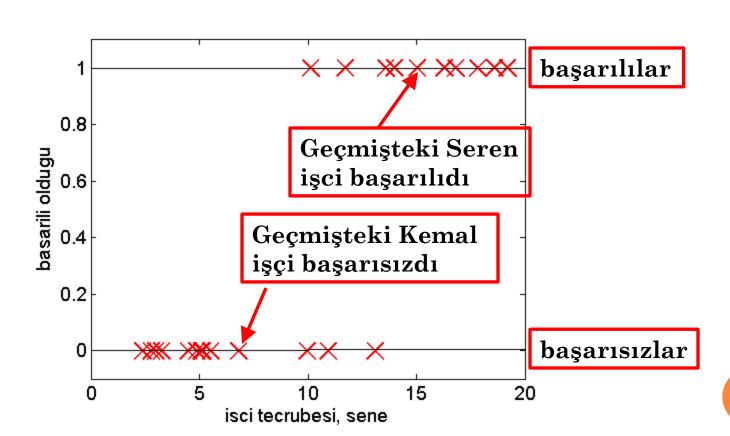
Bunlar, adayların konulması gereken sınıflar – {"başarılı sınıf", "başarısız sınıf"}



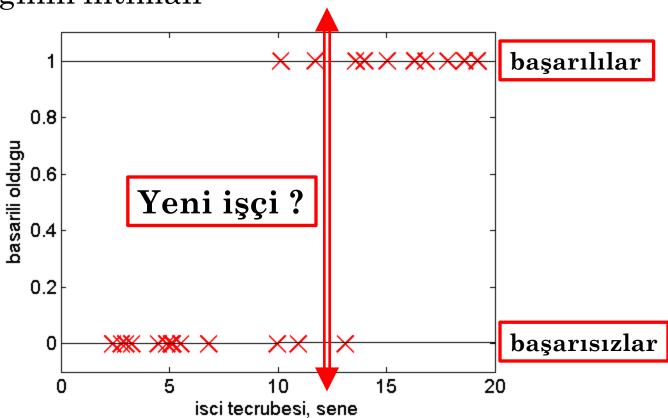
Var olan noktalar, buna göre organize edilmiş tabi gerçek kişiler dir ...



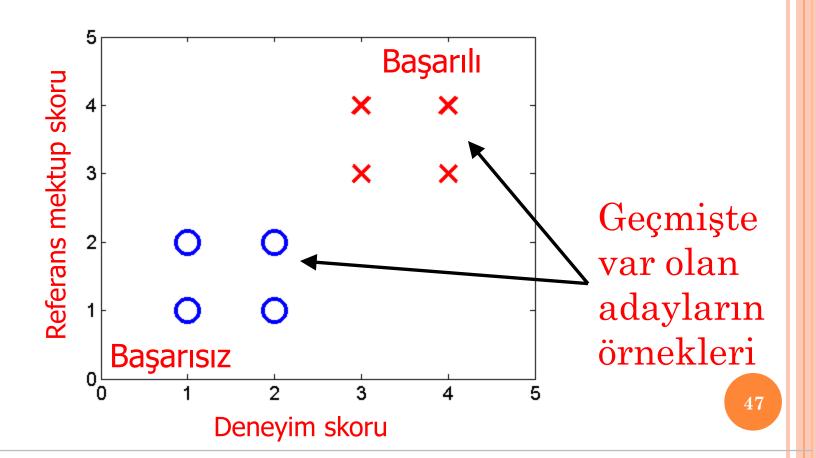




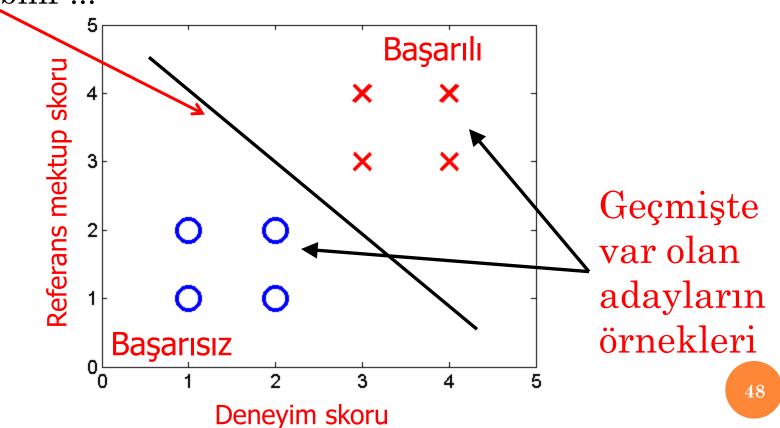
Cevaplamak istediğimiz soru: Yeni işçinin başarılı olacağının ihtimali



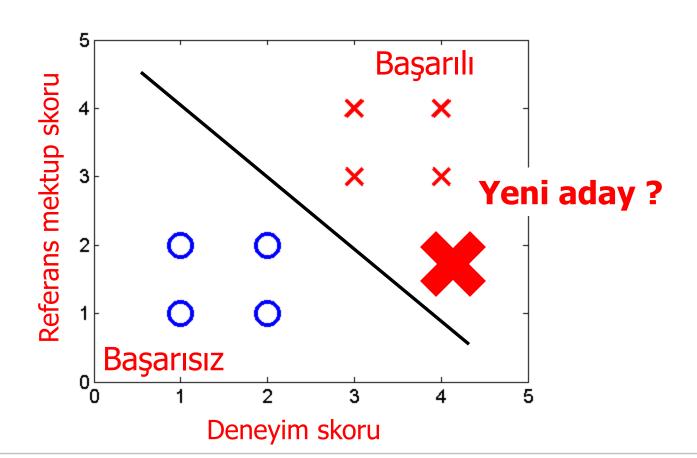
o Bu soruya bir cevap ...



• Başarılı/başarısız karar modeli – işte şu doğru olabilir ...

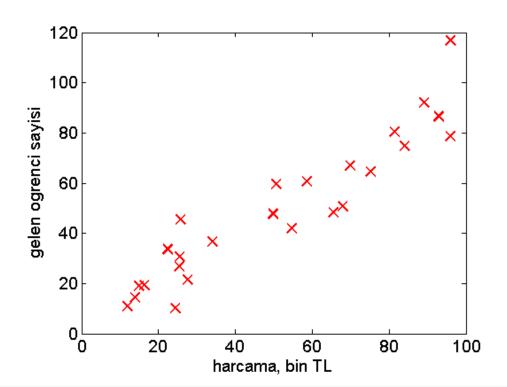


• Tahminler?

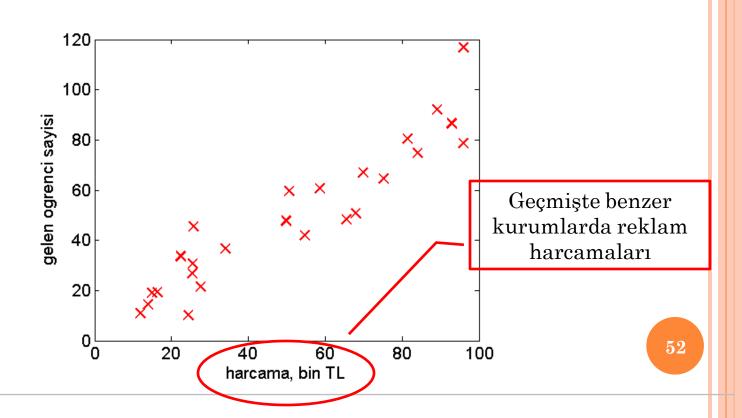


- Regresyon probleminde, modelin sonucu olan, modellenen veya tahmin edilmesi gereken değer sürekli dir
- o Örnek: Bir üniversitenin reklam harcamalarına bağlı öbür sene katılacak öğrenci sayısı
- o Örnek: Yarınki hava sıcaklığı
- o Örnek: Yeni ürünün satılacak sayısı
- o Örnek: Evin satış fiyatı

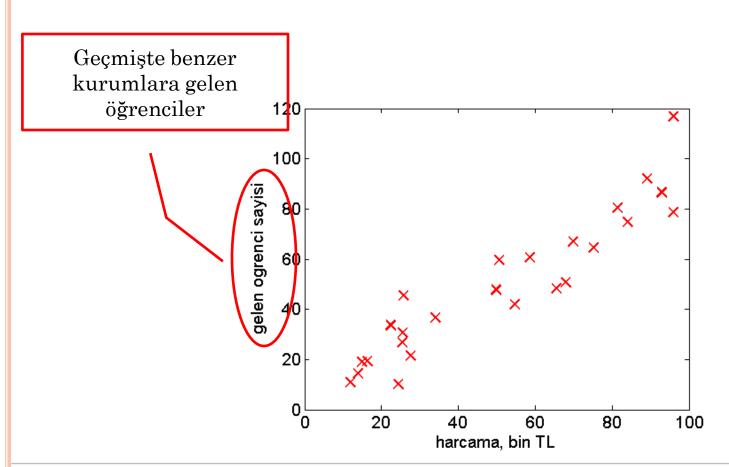
Bir üniversitenin reklam harcamalarına göre öbür sene katılacak öğrenci sayısı



Reklam - Öğrenci Sayısı

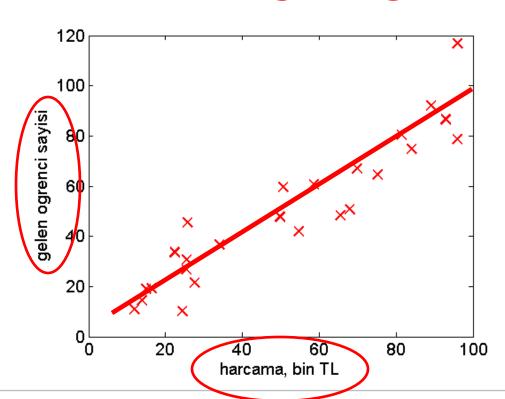


# Reklam - Öğrenci Sayısı

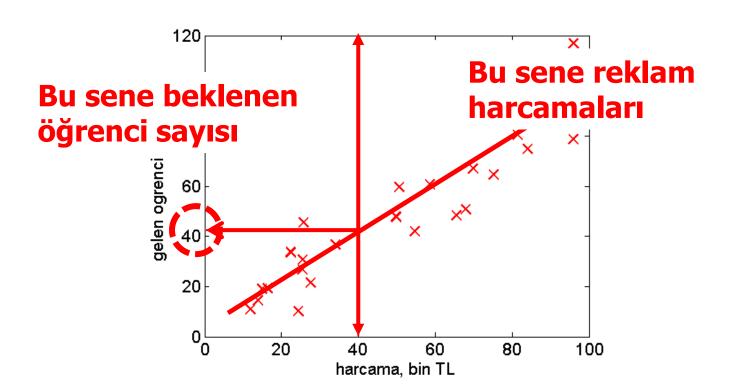


Reklam - Öğrenci Sayısı

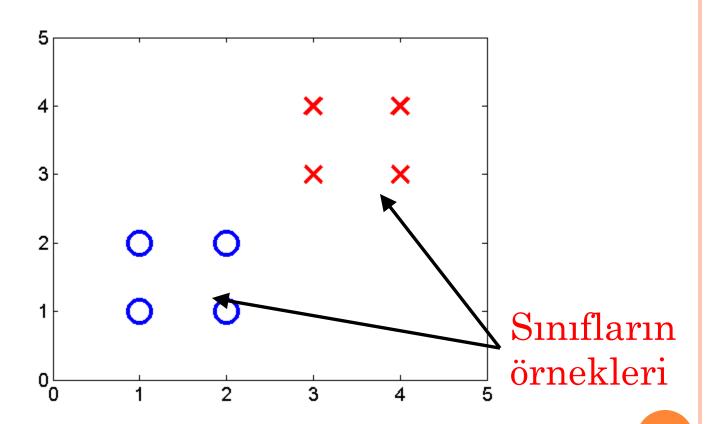
# Arasındaki ilişki şu doğru ile gösterilebilir



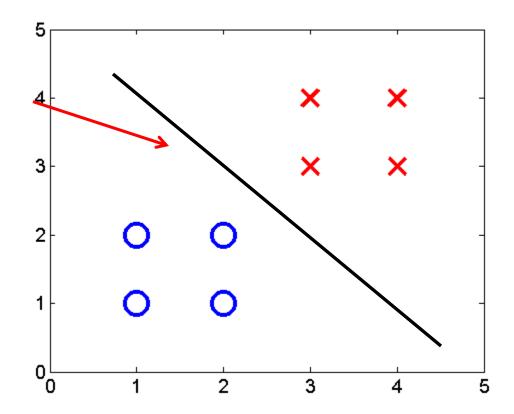
Tahminler

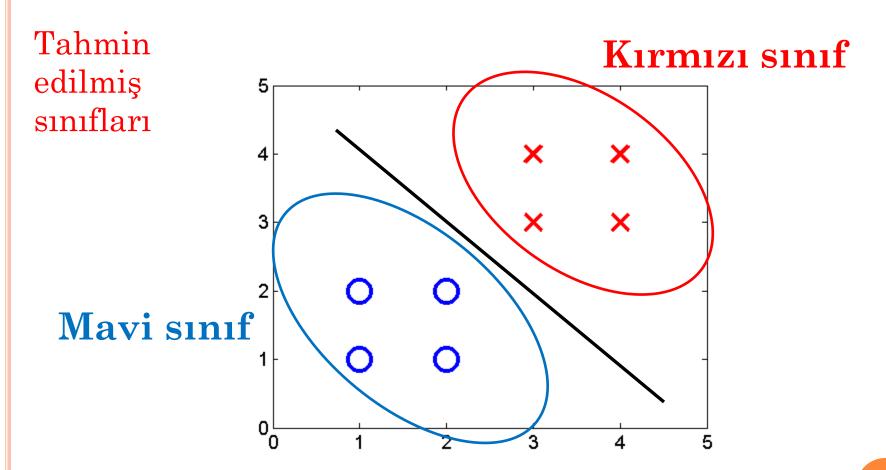


- Denetimli ve denetimsiz öğrenme başlıca sınıflandırma problemleri için geçerlidir
- Denetimli öğrenmede, var olan veri kümesinde veri noktaların belirli sınıfları bilinmektedir
- Denetimsiz öğrenmede, var olan veri kümesinde veri noktaların sınıfları bilinmemektedir



Ayırdırma modeli



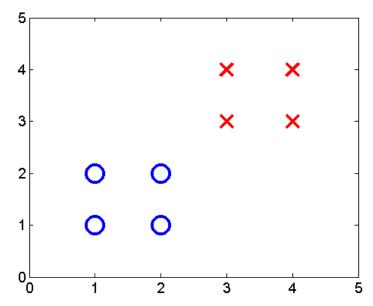


- Denetimli öğrenme problemlerde, gereken sonuçları üretecek verilerin baze örnekleri vardır
- Denetimli öğrenmede, bu var olan örnekleri kullanılarak yeni örnekler için sonucu belirtmek gerekmektedir – bu sürece "örnekleri genelleştirmek" denmektedir

- Denetimli öğrenme en çok kullanılan makine öğrenme türüdür
- Piyasada var olan bulut makine öğrenme çözümleri (Azure ML, Amazon ML, Google Prediction) sadece denetimli öğrenme ile çalışırlar

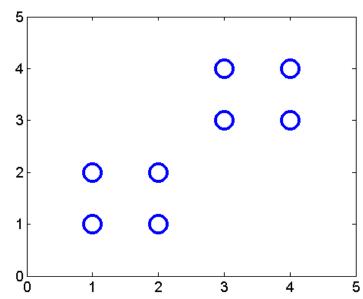
#### Denetimli öğrenme

#### Sınıf örnekleri

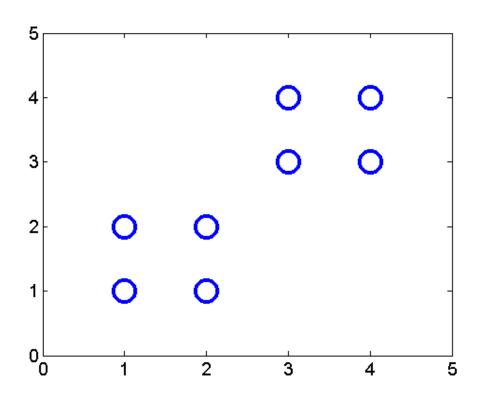


#### Denetimsiz öğrenme

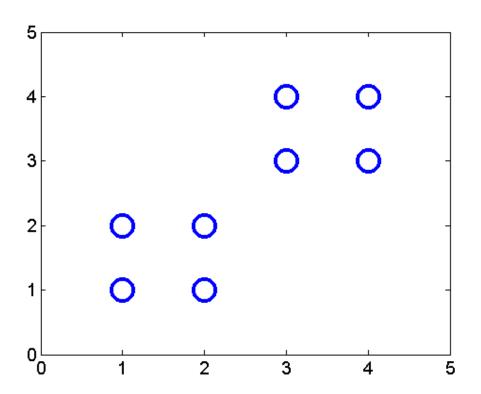
## Sınıf örnekleri – ???



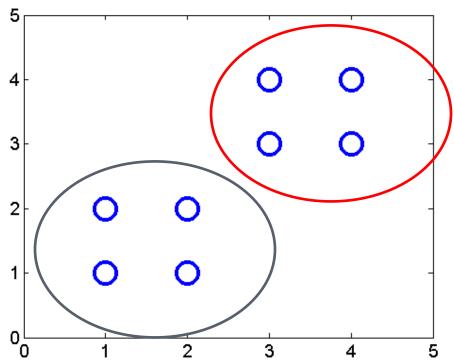
 Veri var ama bu verilere karşılıklı gelecek sınıflar yok



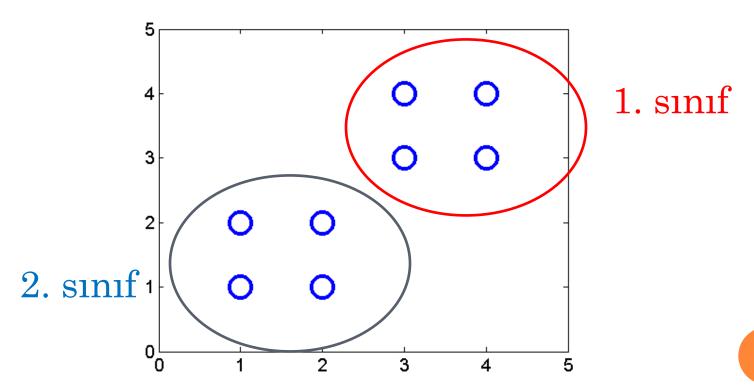
 Öğrenen makine, kendi kendine verilerini bir yapıya koymalıdır



 Bu tip sorulara "kümeleme" (clustering) denir, yani var olan durumların birkaç kümeye konulması gerekiyor, ama ...



 ... bu kümeleri makine kendi kendine, yani insan yöneliği olmadan keşfetmesi gerekiyor ...



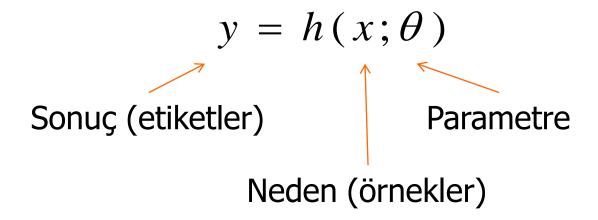
- Denetimsiz öğrenme birçok gerçek uygulamada kullanılır
  - Modern otomatik haber akış websitelerinde (örneğin news.google.com), benzer haberleri aynı gruba konulup kullanıcıya iletiliyor
  - Sosyal ağları, facebook toplulukları, sosiyal ilişki grafikleri vb
  - Pazar analizi, müşteri tercih kümeleri vb
  - Bilimde desenleri, ekonomik, biolojik sistemleri vb

- Denetimsiz öğrenme problemlerde, var olan verilerin sınıfları yoktur, öğrenen makinenin söz konusu ilişkileri verilerden, herhangi insan yöneliği olmadan keşfetmesi gerekir
- Piyasada var olan bulut makine öğrenme çözümleri denetimsiz öğrenme şu anda yapmıyor (ama tabi yazılım paketlerde bu tür çözümler vardır)

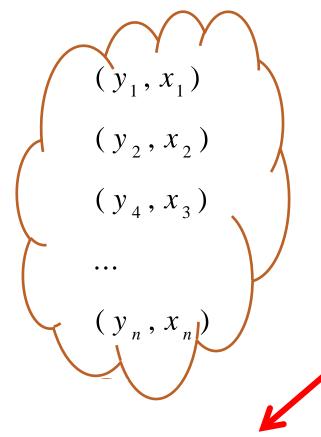
# Model eğitimi

## Model eğitimi

• Herhangi makine öğrenme modeli, sonucu ve nedeni bağlayan bir matematiksel model



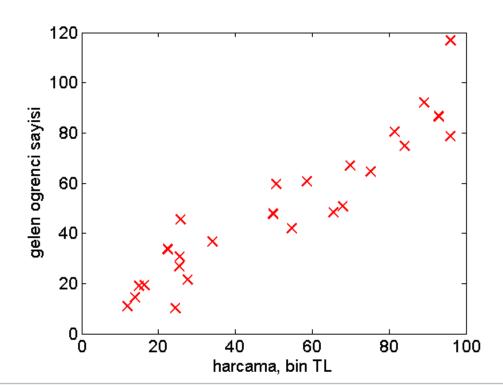
# Model eğitimi



 Modeli öğrenmek demek ki, var olan sonuç-neden verilerin örneklerden hmodelin uygun bir parametresini belirtmek

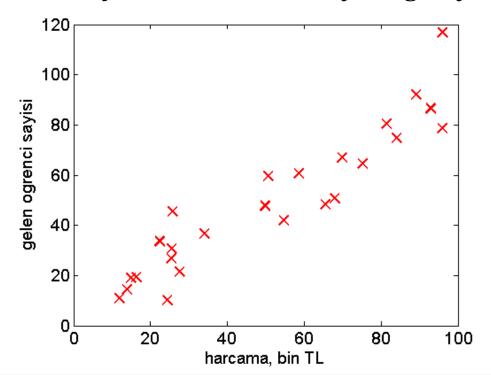
# ÖRNEK

- o Reklam öğrenci sayısı modeli
  - Sonuç, y, yeni öğrenci sayısı
  - Neden, *x*, reklam harcaması

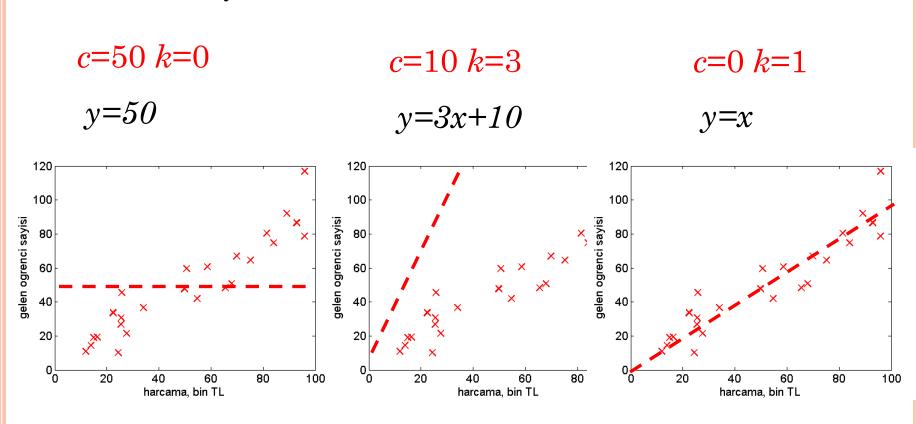


MODEL 
$$y = k \cdot x + c$$

- o Bu modelin iki parametresi var  $\theta = (k, c)$
- o k parametresi ilişkinin eğiği ayarlıyor
- o c parametresi ilişkinin sıfırdan ayrılığı ayarlıyor



MODEL 
$$y = k \cdot x + c$$



### Model eğitimi

- o  $y = h(x; k, c) = k \cdot x + c$  şekilde olan modellerine, model ailesi veya model tipi denir
- Bu ailedeki modelleri ilgili  $\theta$ =(k,c) parametrelerine göre farklıdır
- Makine öğrenme'deki model eğitimi, elinde var olan  $\{(y_i,x_i)\}$  örneklerine göre bu aileden en iyi bir model seçmek yani en uygun bir parametre değerleri belirtmek tir

# Bir veri kümesi Model tipi $y = h(x; \theta)$ Modelin uydurulması $\theta$ ? (öğrenim veya eğitim) $y = h(x; \theta^*)$ Eğitilmiş model $\hat{y} = h(\hat{x}; \theta^*)$ Yeni durumlar için tahminler **76**

## Model eğitimi

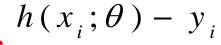
- En uygun model veya parametre ne demek? Eğitim sürecine cevabımız bu soruya bağlı
- "En uygun model" veya "en iyi parametre" ifadesi daha anlamlı hale götürmek, biz **maliyet** veya **risk** diye fonksiyonu kullanılır
- Maliyet fonksiyonu, verilerin modelin uygun olup olmadığı sayısal ve belirgin şekilde belirtiyor

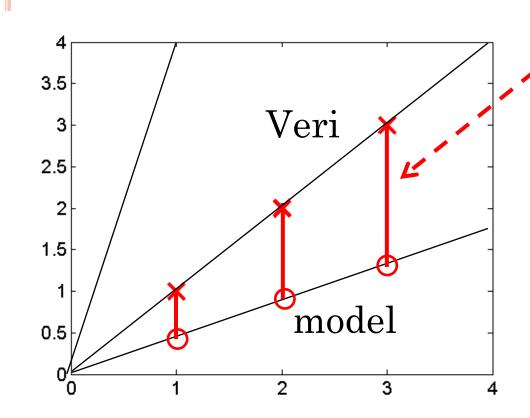
### MALIYET FONKSIYONU

- Maliyet fonksiyonun spesifik şekli duruma göre değişebilir, fakat genellikle modelin iyi olması onun y tahminlerinin gerçeğe yakın olması anlamına gelmektir
- Bu şekilde, iyi θ parametre seçeneğinin, var olan örnekler için modelin tahminlerinin y değerlerine oldukça yakın üretilmesini sağlamak istemekteyiz

# Maliyet fonksiyonu

## Tahminin hatası:





Hatalar büyükse, model kötü

## MALIYET FONKSIYONU

Tipik bir maliyet fonksiyonun seçeneği

$$J(\theta) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{n} \left| h(x_i; \theta) - y_i \right|^2$$

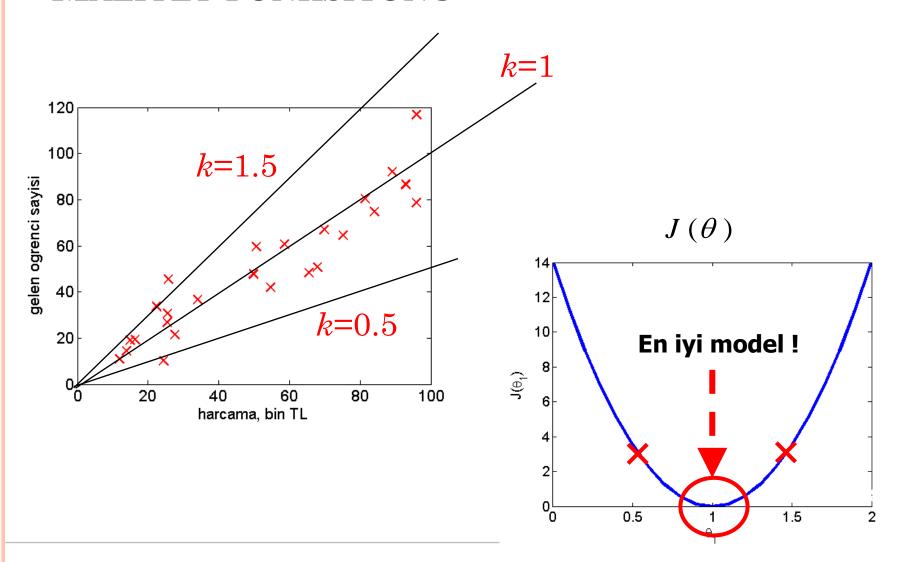
MALIYET FONKSIYONU 
$$J(\theta) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{n} |h(x_i; \theta) - y_i|^2$$

- o Maliyet fonksiyonu J model parametresi  $\theta$ 'nın fonksiyonudur, yani herhangi model seçeneği  $\theta$  için o model yaptığı hata ölçeğini sağlar
- Maliyet fonksiyonu J, mevcut örnekler üzerinde modelin yaptığı "tipik" veya "ortalama" hatayı ifade eder

### MALIYET FONKSIYONU

- ο Aynı zamanda maliyet fonksiyonu, model ailesine  $h(x;\theta)$  ve mevcut örnek kümesine  $\{(y_i,x_i)\}$  bağlı dır
- $\circ$  En iyi model, var olan verilere göre ve belirli model ailesine bakarak en düşük J maliyeti yaratacak modelin seçeneği dir

# Maliyet fonksiyonu



#### MALIYET FONKSIYONU

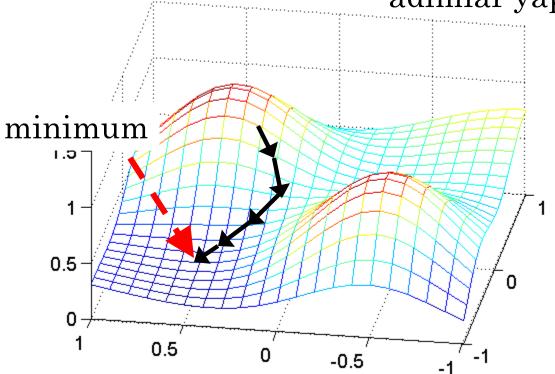
 Modelin eğitim sorumuza cevabı, dolayısıyla şöyle optimizasyon problemi dir;

$$\theta^* = \underset{\theta}{\text{arg min}} J[h(x;\theta), \{(y_i, x_i)\}](\theta)$$

- Makine öğrenme model hatalarının minimize edilmesi genellikle sayısal olarak sağlanır
- Bunun için en çok kullanılan yöntem "gradient descent" veya "gradyan iniş" veya "dik iniş" veya "dereceli azalma" yöntemidir
- Bu yöntemin temel mantığı anlamak, elimizde olan makine öğrenme aletlerinin çalışması daha iyi anlayabilmek için faydalıdır

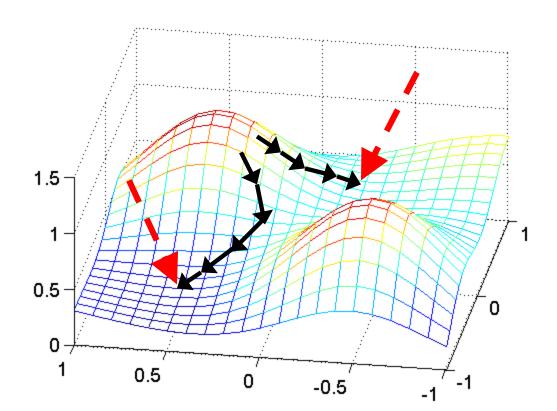
Bir noktada başladık ...

... *J* değerini devamlı azaltarak küçük adımlar yapıyoruz ...

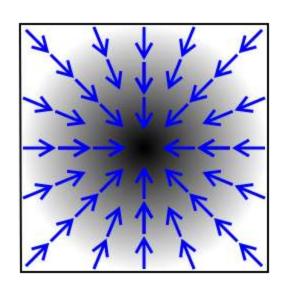


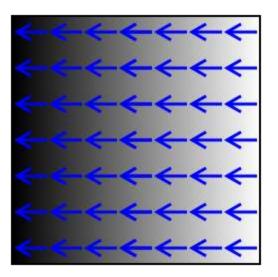
... bir minimum noktasına (varsa) sonunda ulaşmalıyız

 Not: farklı noktadan başlayınca, farklı sonuca ulaşma olasılığı vardır



- $\circ$  Aradaki adımlar, J en hızlı azalacak şekilde yapmak doğaldır
- Bunun için adımlar anti-"gradyan" yönünde yapılır
- Gradyan fonksiyonun en hızlı artış yönüdür, anti-gradyan – fonksiyonun en hızlı azalış yönüdür

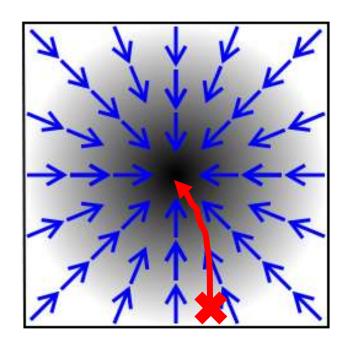




$$\nabla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}\right)$$

 Gradyan iniş metodunda minimum'un aranması, anti-gradyan yani fonksiyonun en hızlı azalış yönünü takip ederek yapılır

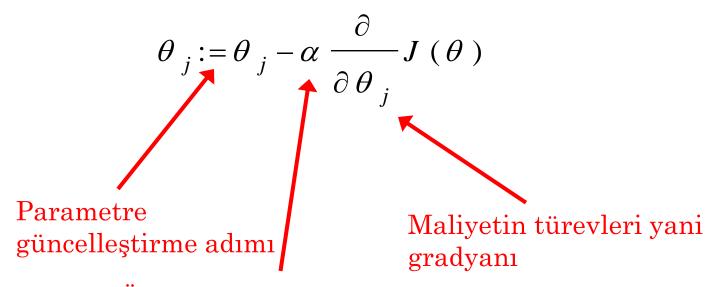
# Gradyan iniş metodu



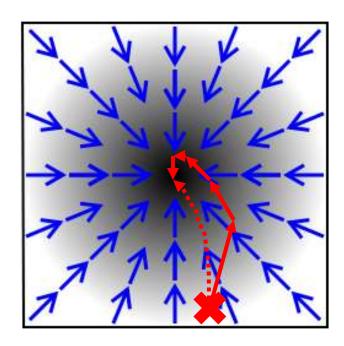
- o GD yönteminin 2. önemli noktası, adımların büyüklüğü
- Gerçekten anti-gradyanı sürekli takip etmek mümkün değil, çünkü algoritmamız doğrusal adımlar yapmak zorundadır

$$\theta_{j} := \theta_{j} - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_{j}} J(\theta)$$

• Bu gradyan iniş formülünde;



Öğrenme hız parametresi



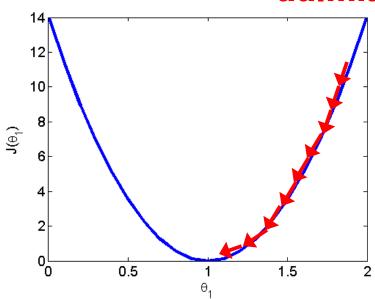
- o Adımların büyüklüğü α:
  - Optimal modele yaklaşma hızı ayarlar (daha büyük adımlar – daha hızlı yaklaşım)
  - İnişin optimal yoluna yakın olup olmadığını ayarlar (daha küçük adımlar optimal yola daha yakın iniş)
- o Adımların büyüklüğü α ya öğrenme hızı denir ve el ile ayarlanması gerekir

 Öğrenme hızı denetlenerek seçilir – çok küçük öğrenme hızı model arama sürecinin çok uzun olmasına neden olup, çok büyük öğrenme hızı model arama sürecinin stabil olmayacağına neden olabilir

- o Öğrenme hızının seçilmesi;
  - Küçük öğrenme hızı yavaş yakınsama
  - Büyük öğrenme hızı stabil olmayan yakınsama

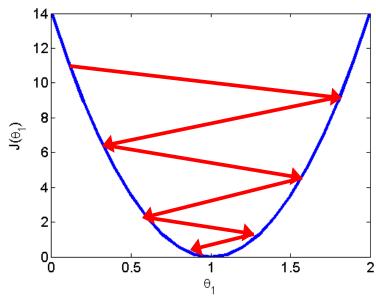
- Küçük öğrenme hızı yavaş yakınsama
- o Büyük öğrenme hızı stabil olmayan yakınsama

# Fazla küçük adımlar -yavaş!



- Küçük öğrenme hızı yavaş yakınsama
- Büyük öğrenme hızı stabil olmayan yakınsama

# Fazla büyük adımlar - ileri geri hareketler!



- Uygulamalı makine öğrenme yazılım veya çözüm paketlerde genellikle uygun öğrenme hızı seçeniği önerilmiş olacaktır
- Fakat, eğer modellerin eğitimi çok yavas veya hatalı şekilde oluyorsa, öğrenme hız parameteresi azaltılıp artırılması denenebilir

o Öğrenme hızı ayarlanması gerekirse, tipik denenecek alpha sırası şu şekilde olabilir:

$$\alpha$$
=0.001, 0.003, 0.01, 0.03, 0.1, 0.3, 1, 3, 10,...  
yavaş yavaş iyimiş bozuk bozuk

#### o Öbür derste

- Temel makine öğrenme problem türleri
- Veri/öznitellik mühendisliği
- Modelin oluşturulması
- Model eğitimi
- Performans değerlendirilmesi
- Tahminlerin üretilmesi