

En Küçük Kareler

T.C. Trakya Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi
Elektrik - Elektronik Mühendisliği Bölümü
Kontrol Anabilim Dalı

Dr. Öğr. Üyesi Işık İlber Sirmatel
sirmatel.github.io

Kaynak (source)

*Lecture Slides for Introduction to
Applied Linear Algebra: Vectors,
Matrices, and Least Squares.*

Stephen Boyd, Lieven Vandenbergh

Konu listesi

1. Doğrusal denklemlerin geometrisi
2. En küçük kareler problemi
3. En küçük kareler probleminin çözümü
4. Uygulama örnekleri

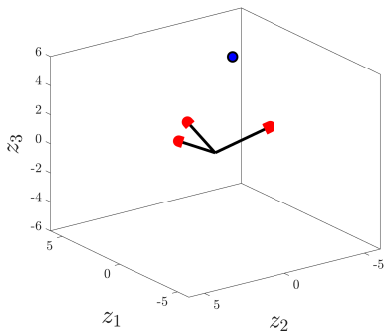
Bölüm 1

Doğrusal denklemlerin geometrisi

Doğrusal denklemlerin geometrisi, örnek 1

$$Ax = b \quad A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -2 \\ 1 & 3 & -2 \\ 2 & 2 & 2 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$x = A^{-1}b = \begin{bmatrix} 0.417 & -0.083 & 0.333 \\ -0.25 & 0.25 & 0 \\ -0.167 & -0.167 & 0.167 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3.333 \\ -2 \\ 0.667 \end{bmatrix}$$

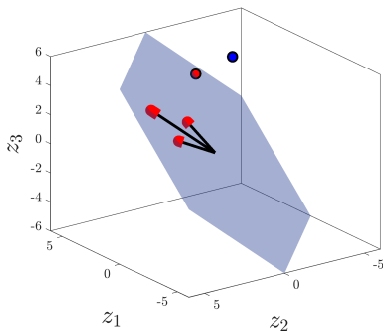


- ▶ kare denklem takımı (3 denklem, 3 bilinmeyen)
- ▶ A^{-1} mevcut
- ▶ $b \in \mathcal{R}(A)$
- ▶ $Ax = b$ 'nin eşsiz bir çözümü mevcut

Doğrusal denklemlerin geometrisi, örnek 2

$$Ax = b \quad A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 1 & 3 & 4 \\ 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}_{\text{LS}} = A^\dagger b = \begin{bmatrix} 0.36 & -0.14 & 0.22 \\ -0.31 & 0.19 & -0.11 \\ 0.06 & 0.06 & 0.11 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.889 \\ -2.444 \\ 0.444 \end{bmatrix}$$

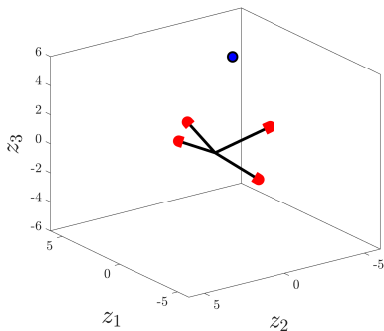


- kare denklem takımı (3 denklem, 3 bilinmeyen)
- A^{-1} mevcut değil
- $b \notin \mathcal{R}(A)$
- $Ax = b$ 'nin çözümü mevcut değil

Doğrusal denklemlerin geometrisi, örnek 3

$$Ax = b \quad A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -2 & -1 \\ 1 & 3 & -2 & -2 \\ 2 & 2 & 2 & -2 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}_{\text{LN}} = A^\dagger b = \begin{bmatrix} 0.25 & -0.09 & 0.2 \\ -0.29 & 0.25 & -0.04 \\ -0.14 & -0.17 & 0.19 \\ -0.18 & -0.01 & -0.14 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.17 \\ -2.32 \\ 0.88 \\ -1.27 \end{bmatrix}$$

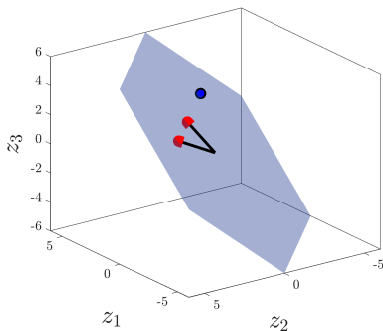


- ▶ eksik-belirli denklem takımı (3 denklem, 4 bilinmeyen)
- ▶ A^{-1} mevcut değil
- ▶ $b \in \mathcal{R}(A)$
- ▶ $Ax = b$ 'nin sonsuz adet çözümü mevcut

Doğrusal denklemlerin geometrisi, örnek 4

$$Ax = b \quad A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 4 \\ -2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$x = A^\dagger b = \begin{bmatrix} 0.417 & -0.083 & 0.333 \\ -0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -2 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.5 \\ -1.5 \end{bmatrix}$$

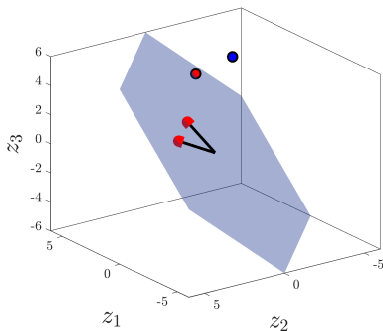


- ▶ aşırı-belirli denklem takımı (3 denklem, 2 bilinmeyen)
- ▶ A^{-1} mevcut değil
- ▶ $b \in \mathcal{R}(A)$
- ▶ $Ax = b$ 'nin eşsiz bir çözümü mevcut

Doğrusal denklemlerin geometrisi, örnek 5

$$Ax = b \quad A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 3 \\ 2 & 2 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}_{LS} = A^\dagger b = \begin{bmatrix} 0.417 & -0.083 & 0.333 \\ -0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -4 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3.333 \\ -2 \end{bmatrix}$$



- ▶ aşırı-belirli denklem takımı (3 denklem, 2 bilinmeyen)
- ▶ A^{-1} mevcut değil
- ▶ $b \notin \mathcal{R}(A)$
- ▶ $Ax = b$ 'nin çözümü mevcut değil

Bölüm 2

En küçük kareler problemi

En küçük kareler problemi

- ▶ $m \times n$ A matrisi uzun matris olsun, bu durumda $Ax = b$ denklemi aşırı-belirli olur
- ▶ çoğu b için $Ax = b$ 'yi sağlayan x yoktur
- ▶ en küçük kareler (*least squares*, LS) problemi:
 $\|Ax - b\|^2$ 'yi minimize eden x 'i seç
- ▶ $Ax - b$ terimine kalıntı (*residual*) denir ve r ile gösterilir:
 $r = Ax - b$

En küçük kareler problemi

- ▶ $\|Ax - b\|^2$ terimine amaç fonksiyonu (*objective function*) denir
- ▶ herhangi bir n -vektör x için

$$\|A\hat{x} - b\|^2 \leq \|Ax - b\|^2$$

ise \hat{x} en küçük kareler probleminin bir çözümüdür

- ▶ fikir: \hat{x} kalıntının (0 olmasa da) mümkün olan en küçük değeri almasını sağlar
- ▶ en küçük kareler (veri uydurmada) bağlanım (*regression*) da denir

En küçük kareler problemi

- ▶ \hat{x} 'e $Ax = b$ 'nin en küçük kareler yaklaşık çözümü (*least squares approximate solution*) denir
- ▶ \hat{x} 'e bazen en küçük kareler anlamında $Ax = b$ 'nin çözümü denir ancak bu yanlıştır çünkü \hat{x} $Ax = b$ 'nin çözümü değildir
- ▶ \hat{x} 'nin $A\hat{x} = b$ 'i sağlaması gerekmez, ve genellikle de sağlamaz
- ▶ ancak \hat{x} $A\hat{x} = b$ 'i sağlarsa en küçük kareler probleminin çözümüdür

Sütun yorumu

- ▶ a_1, a_2, \dots, a_n A 'nın sütunları olsun
- ▶ en küçük kareler amaç fonksiyonu

$$\|Ax - b\|^2 = \|(x_1a_1 + x_2a_2 + \dots + x_na_n) - b\|^2$$

şeklindedir

- ▶ dolayısıyla, en küçük kareler problemi, A 'nın sütunlarının b 'ye en yakın doğrusal bileşimini bulma problemidir
- ▶ \hat{x} en küçük kareler probleminin bir çözümü ise

$$A\hat{x} = \hat{x}_1a_1 + \hat{x}_2a_2 + \dots + \hat{x}_na_n$$

olarak verilen m -vektör, A 'nın sütunlarının bütün doğrusal bileşimleri arasında b 'ye en yakın olandır

Satır yorumu

- ▶ $\tilde{a}_1^T, \tilde{a}_2^T, \dots, \tilde{a}_n^T$ A 'nın satırları olsun
- ▶ kalıntı bileşenleri (yani, kalıntı vektörü r 'nin elemanları, kısaca: kalıntılar) $r_i = \tilde{a}_i^T x - b_i$ olarak yazılır
- ▶ en küçük kareler amaç fonksiyonu

$$\|Ax - b\|^2 = \sum_{i=1}^m r_i^2 = (\tilde{a}_1^T x - b_1)^2 + \dots + (\tilde{a}_m^T x - b_m)^2$$

(yani, kalıntıların karelerinin toplamı) şeklindedir

- ▶ dolayısıyla, en küçük kareler problemi, kalıntıların karelerinin toplamını minimize etme problemidir
 - $Ax = b$ 'yi çözmek bütün kalıntıları 0 yapmaktır
 - aşırı belirli olduğu için $Ax = b$ 'yi çözmek mümkün olmadığında en küçük kareler ile kalıntıların hepsinin küçük olmasına çalışılır

Örnek

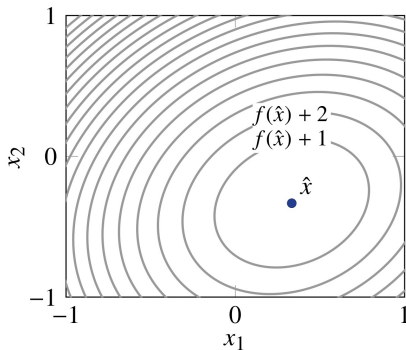
$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

► $Ax = b$ 'nin çözümü yok

► en küçük kareler problemi

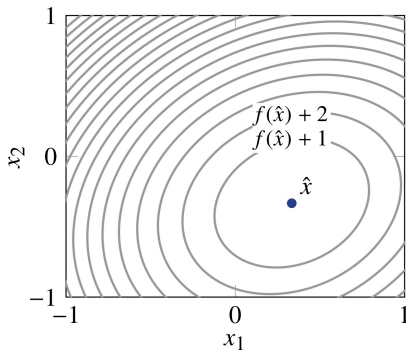
$$\|Ax - b\|^2 = (2x_1 - 1)^2 + (-x_1 + x_2)^2 + (2x_2 + 1)^2$$

ifadesini minimize edecek x 'i seçme problemidir



Örnek

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$



- ▶ en küçük kareler yaklaşık çözüm $\hat{x} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \end{bmatrix}^T$ şeklindedir (burada çözüm diferansiyel hesap (*calculus*) ile (yani, $\nabla \|Ax - b\|^2 = 0$ 'i çözerek) bulunabilir)
- ▶ $\|A\hat{x} - b\|^2 = \frac{2}{3}$, $\|Ax - b\|^2$ 'nin mümkün olan en küçük değeridir
- ▶ $A\hat{x} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \end{bmatrix}^T$ A 'nın sütunlarının bütün doğrusal bileşimleri arasında b 'ye en yakın olandır

Bölüm 3

En küçük kareler probleminin çözümü

En küçük kareler probleminin çözümü

- ▶ bir varsayımda bulunuyoruz: A 'nın sütunları doğrusal bağımsız
- ▶ dolayısıyla, A 'nın Gram matrisi $A^T A$ tersi alınabilir
- ▶ en küçük kareler probleminin eşsiz çözümü

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b = A^\dagger b$$

- ▶ karşılaştırmak: $x = A^{-1}b$ (tersi alınabilir A için $Ax = b$ 'nin çözümü)

Diferansiyel hesap ile türetme

en küçük kareler probleminin çözümünü diferansiyel hesap (gradyanı alıp 0'a eşitleme) kullanarak türetelim

- amaç fonksiyonunu $f(x)$ olarak tanımlayalım:

$$f(x) = \|Ax - b\|^2 = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n A_{ij}x_j - b_i \right)^2$$

- çözüm \hat{x} , $\nabla f(\hat{x}) = 0$ 'ı sağlar
- $f(x) = \|Ax - b\|^2 = (Ax - b)^T(Ax - b)$
- $f(x) = x^T A^T A x - 2b^T A x + b^T b$
- $\nabla f(\hat{x}) = 2A^T(A\hat{x} - b) = 0$
- \hat{x} , $(A^T A)\hat{x} = A^T b$ 'yi sağlar (buna, normal denklem (*normal equation*) denir)
- dolayısıyla: $\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$

Doğrudan teyit etme

- \hat{x} en küçük kareler probleminin çözümü olsun:

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$$

- \hat{x} çözüm olduğundan normal denklemi sağlar:

$$A^T (A\hat{x} - b) = 0$$

- herhangi bir n -vektör x için:

$$\begin{aligned}\|Ax - b\|^2 &= \|(Ax - A\hat{x}) + (A\hat{x} - b)\|^2 \\&= \|A(x - \hat{x})\|^2 + \|A\hat{x} - b\|^2 + 2(A(x - \hat{x}))^T (A\hat{x} - b) \\&= \|A(x - \hat{x})\|^2 + \|A\hat{x} - b\|^2 + 2(x - \hat{x})^T \underbrace{A^T (A\hat{x} - b)}_{=0} \\&= \|A(x - \hat{x})\|^2 + \|A\hat{x} - b\|^2\end{aligned}$$

- dolayısıyla, herhangi bir x için: $\|Ax - b\|^2 \geq \|A\hat{x} - b\|^2$
- $\|Ax - b\|^2 = \|A\hat{x} - b\|^2$ olursa $A(x - \hat{x}) = 0$ olur, bu da $x = \hat{x}$ 'i gerektirir (A 'nın sütunları doğrusal bağımsız olduğundan, sadece $z = 0$ için $Az = 0$ olur)

LS yaklaşık çözümlerinin hesaplanması

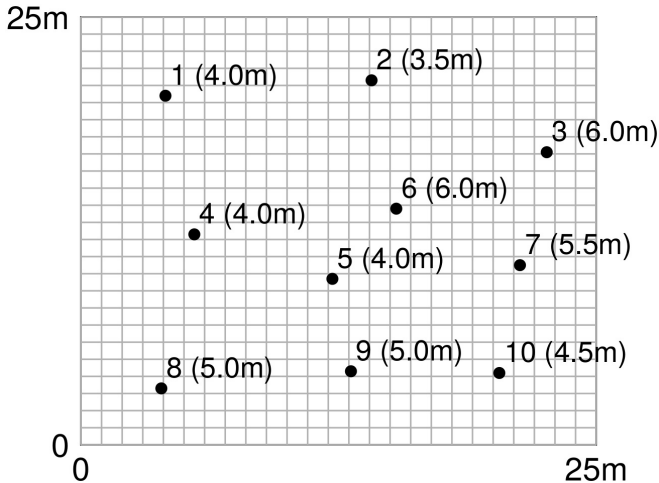
- ▶ A 'nın QR ayrıştırmasını hesapla: $A = QR$ ($2mn^2$ flop)
- ▶ A 'nın sütunları doğrusal bağımsız olduğundan QR ayrıştırması mevcuttur
- ▶ $\hat{x} = A^\dagger b = R^{-1}Q^T b$ 'yi hesaplamak için:
 - $Q^T b$ 'yi oluştur ($2mn$ flop)
 - geri yönde yerine koyma ile $\hat{x} = R^{-1}(Q^T b)$ 'yi hesapla (n^2 flop)
- ▶ toplam maliyet: yaklaşık $2mn^2$ flop
- ▶ bu, tersi alınabilir A için $Ax = b$ 'nin çözümünde kullanılan algoritmayla aynıdır
- ▶ ancak, A uzun matris olduğunda, algoritma en küçük kareler yaklaşık çözümü verir

Bölüm 4

Uygulama örnekleri

Aydınlatma

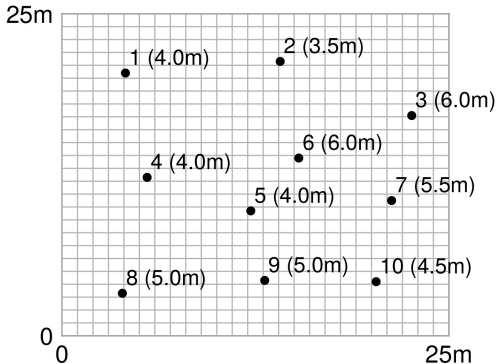
amaç: m bölgeye ayrılmış bir alanı istenen şekilde aydınlatmak için, konumları sabit n adet lambanın güçlerinin belirlenmesi



Aydınlatma

- ▶ sadece lamba j açık olduğunda (gücü 1, diğer lambalar kapalı) bölge i 'deki aydınlatmayı A_{ij} ile gösterelim
- ▶ lamba j 'nin gücünü x_j ile gösterelim
- ▶ bölge i 'deki toplam aydınlatma $(Ax)_i$ olur
- ▶ bölge i için aydınlatma hedefini b_i ile gösterelim

Aydınlatma



örnekteki alan için:

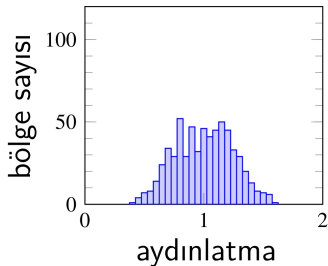
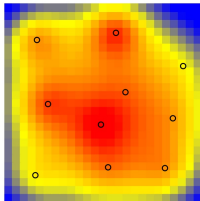
$$m = 25^2 = 625, n = 10$$

(dolayısıyla $Ax = b$ 'de
625 denklem ve 10
bilinmeyen var)

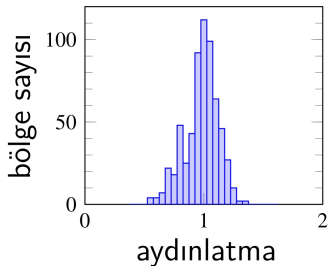
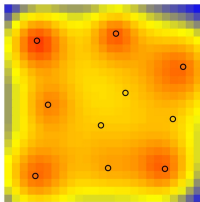
yandaki şekildeki
noktalar lambaların
konumlarını
göstermektedir

Aydınlatma

- lambalar eşit güçte ($x = 1$)

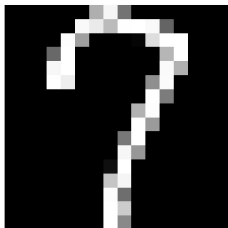
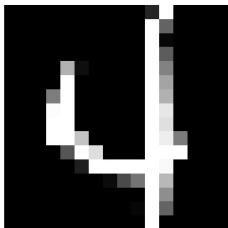
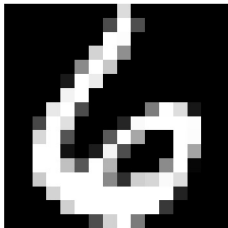


- en küçük kareler çözümü \hat{x} ($b = 1$ için)



El yazısı rakam sınıflandırma

amaç: el yazısı rakam içeren bir görüntünün hangi rakamı gösterdiğini otomatik olarak belirlemek



El yazısı rakam sınıflandırma

- ▶ görüntüler (*image*) 16×16 piksel, 256-vektörler olarak temsil ediliyorlar
- ▶ değerler $[0, 1]$ aralığında (0 siyah, 1 beyaz)
- ▶ örneğin, “görüntüdeki rakam 0 mı?” diye sınıflandırma (*classification*) yapalım
- ▶ etiketler (*label*): görüntü 0 ise $y_i = 1$, değilse $y_i = -1$
- ▶ benzer bir veritabanı: [MNIST database](#), ilgili bir yayın: LeCun, Yann, Léon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner. “Gradient-based learning applied to document recognition.” *Proceedings of the IEEE* 86, no. 11 (1998): 2278-2324.

El yazısı rakam sınıflandırma

- ▶ Boole sınıflandırıcı (*Boolean classifier*):
 $\hat{y} = \text{sign}(w^T x + v)$
- ▶ 256-vektör w ağırlık (*weight*), v kayma (*offset*)
- ▶ $y_i \approx \hat{y}_i = \text{sign}(w^T x_i + v)$ 'yi sağlayan w ve v 'yi bulmak istiyoruz
- ▶ eğitim veri kümesi (*training set*): (x_i, y_i) çiftleri (N adet)
- ▶ bu veri kümesi ile en küçük kareler problemi çözülerek

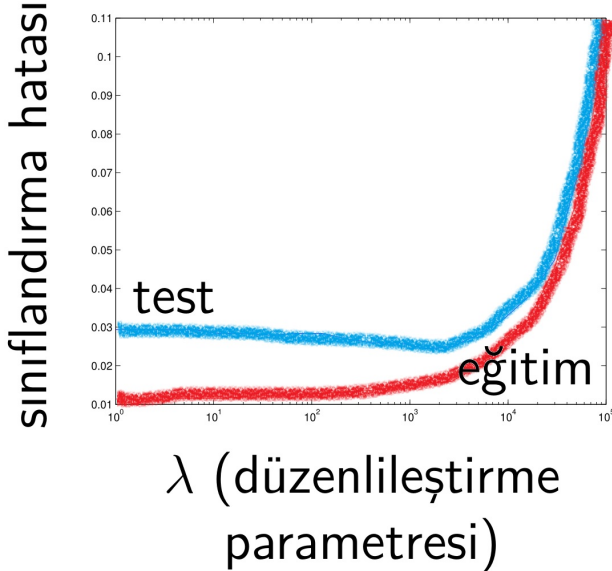
$$\sum_{i=1}^N (w^T x_i + v - y_i)^2 + \lambda \|w\|^2$$

ifadesini minimize eden w ve v seçilir

- ▶ test veri kümesi (*test set*) üzerinde sınıflandırıcı test edilir
- ▶ buradaki λ düzenleme (*regularization*) parametresidir

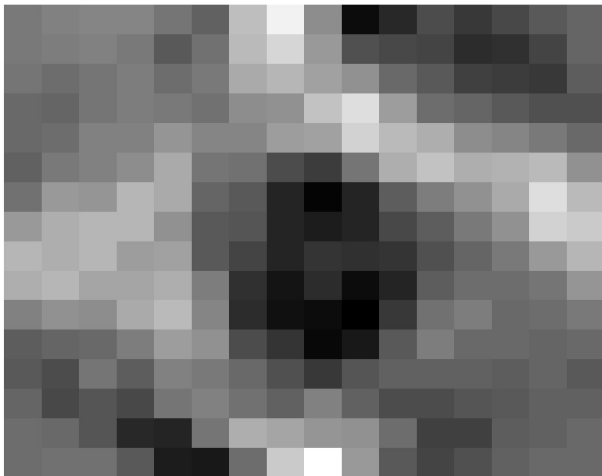
El yazısı rakam sınıflandırma

el yazısı rakam 0'ı tahmin ederken yapılan sınıflandırma hatası



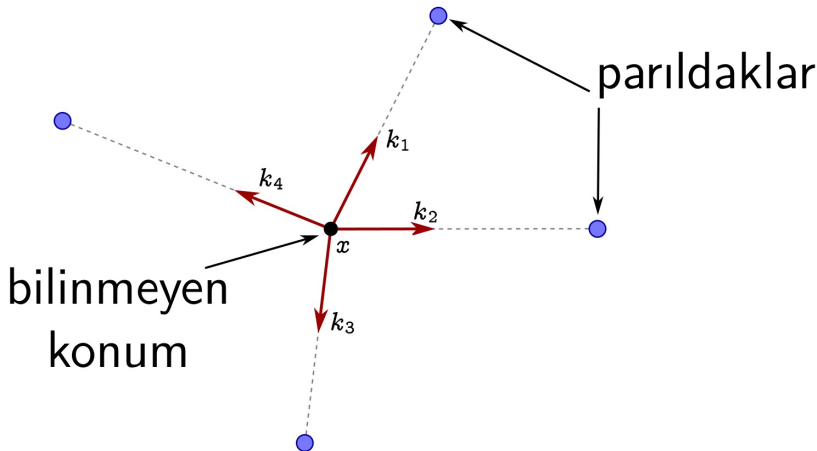
El yazısı rakam sınıflandırma

ağırlık vektörü w (en küçük kareler probleminin çözümü)



Erim ölçümleriyle yöngüdüm

amaç: m adet parıldaktan (*beacon*) gelen erim ölçümleri (*range measurements*) ile bilinmeyen bir n boyutlu konumun kestirilmesi (yöngüdüm (*navigation*))



Erim ölçümleriyle yöngüdüm

- ▶ erim ölçümleri $y \in \mathbb{R}^4$, ölçüm gürültüsü v

$$\underbrace{x_d = \begin{bmatrix} 5.59 \\ 10.58 \end{bmatrix}}_{\text{doğru konum}} \quad \underbrace{y = \begin{bmatrix} -11.95 \\ -2.84 \\ -9.81 \\ 2.81 \end{bmatrix}}_{\text{ölçüm}} \quad \underbrace{y = \begin{bmatrix} k_1^T \\ k_2^T \\ k_3^T \\ k_4^T \end{bmatrix} x + v}_{\text{model}}$$

- ▶ k_i : 0'dan parıldak i 'ye doğru olan birim vektör
- ▶ yöngüdüm problemi: $y \in \mathbb{R}^4$ verilsin. $x \in \mathbb{R}^2$ 'yi kestirmek (*estimate*) istiyoruz
- ▶ en küçük kareler yöntemi ile kestirim \hat{x} 'i hesaplayabiliriz:

$$\hat{x} = A^\dagger y = \begin{bmatrix} -0.23 & -0.48 & 0.04 & 0.44 \\ -0.47 & -0.02 & -0.51 & -0.18 \end{bmatrix} y = \begin{bmatrix} 4.95 \\ 10.26 \end{bmatrix}$$