

Çok Amaçlı 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 Vandenberghe

Konu listesi

1. Çok amaçlı en küçük kareler problemi
2. Örnek: Kontrol
3. Örnek: Kestirme ve evirme
4. Örnek: Düzenlileştirilmiş veri uydurma

Bölüm 1

Çok amaçlı en küçük kareler problemi

Çok amaçlı en küçük kareler problemi

- norm kare formunda k adet amaç fonksiyonu

$$J_1 = \|A_1x - b_1\|^2, \dots, J_k = \|A_kx - b_k\|^2$$

şeklinde verilsin. bunların hepsinin küçük değerler almasını sağlayacak şekilde n -vektör x 'i seçmek istiyoruz

- A_i $m_i \times n$ matris, b_i m_i -vektör ($i = 1, 2, \dots, k$)
- bu probleme çok amaçlı (*multi-objective*) en küçük kareler problemi denir
- bu problem

$$\underset{x}{\text{minimize}} \quad \sum_{i=1}^k \|A_i x - b_i\|^2$$

formunda bir çok amaçlı optimizasyon problemidir

Çok amaçlı en küçük kareler problemi

- ▶ bu tip problemlere çok ölçütlü (*multi-criterion*) problem de denir
- ▶ J_i terimleri çok amaçlı optimizasyon problemindeki amaçlardır (*objectives*)
- ▶ x 'i herhangi bir J_i 'yi minimize edecek şekilde seçebiliriz, ancak biz hepsinin küçük değerler almasını sağlayacak bir x bulmak istiyoruz

Ağırlıklı toplam amaç fonksiyonu

- pozitif ağırlıklar $(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$ seçelim ve

$$\begin{aligned} J &= \lambda_1 J_1 + \dots + \lambda_k J_k \\ &= \lambda_1 \|A_1 x - b_1\|^2 + \dots + \lambda_k \|A_k x - b_k\|^2 \end{aligned}$$

şeklinde bir “ağırlıklı toplam amaç” (*weighted sum objective*) fonksiyonu oluşturalım

- J 'yi minimize edecek x 'i seçmek istiyoruz
- $\lambda_1 = 1$ olarak alıp J_1 'e “birincil amaç” (*primary objective*) diyebiliriz
- λ_i 'lerin yorumlanması: J_i 'nin küçük değerler almasını birincil amaca oranla ne kadar önemsiyorsak λ_i 'yi o kadar büyük seçmeliyiz
- iki ölçütlü bir problem için amaç fonksiyonu:

$$J_1 + \lambda J_2 = \|A_1 x - b_1\|^2 + \lambda \|A_2 x - b_2\|^2$$

İstiflemeyle ağırlıklı toplam minimizasyonu

- ağırlıklı toplam amaç fonksiyonunu şu şekilde yazalım

$$J = \left\| \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1}(A_1x - b_1) \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_k}(A_kx - b_k) \end{bmatrix} \right\|^2$$

- buradan, amaç fonksiyonu

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1}A_1 \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_k}A_k \end{bmatrix}, \quad \tilde{b} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1}b_1 \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_k}b_k \end{bmatrix}$$

tanımlarıyla $J = \|\tilde{A}x - \tilde{b}\|$ formunda oluşur

- dolayısıyla J 'yi minimize etmek için standart (tek ölçütlü) en küçük kareler yöntemini kullanabiliriz

Ağırlıklı toplam çözümü

- ▶ \tilde{A} 'nın sütunlarının doğrusal bağımsız olduğunu varsayalım
- ▶ $J = \|\tilde{A}x - \tilde{b}\|$ için en küçük kareler çözümü:

$$\begin{aligned}\hat{x} &= (\tilde{A}^T \tilde{A})^{-1} \tilde{A}^T \tilde{b} \\ &= (\lambda_1 A_1^T A_1 + \cdots + \lambda_k A_k^T A_k)^{-1} (\lambda_1 A_1^T b_1 + \cdots + \lambda_k A_k^T b_k)\end{aligned}$$

- ▶ \hat{x} 'i \tilde{A} 'nın QR ayrıştırmasıyla hesaplayabiliriz
- ▶ A_i matrisleri geniş olabilir, veya sütunları doğrusal bağımlı olabilir

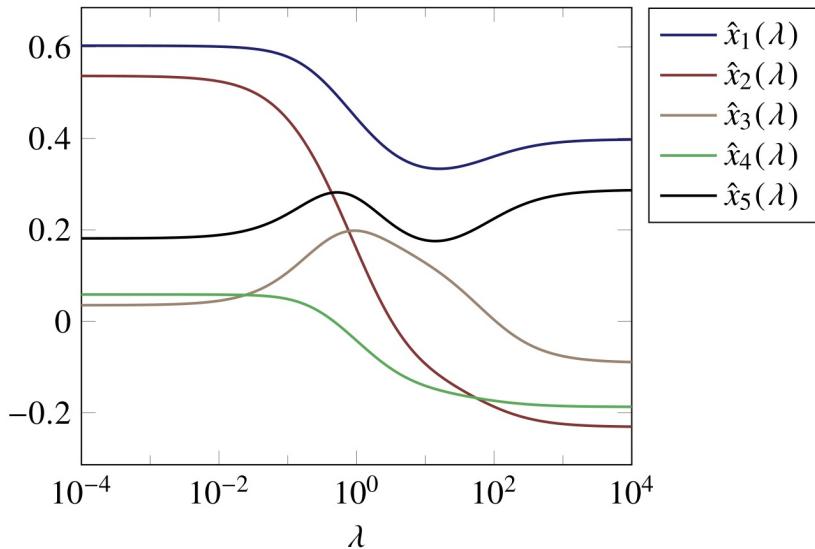
Optimal ödünleşim eğrisi

- ▶ amaçları J_1 ve J_2 olan iki ölçütlü probleme bakalım
- ▶ $\hat{x}(\lambda)$ $J_1 + \lambda J_2$ 'nin minimize eden x değeri olsun
- ▶ $J_1(z) < J_1(\hat{x}(\lambda))$ ve $J_2(z) < J_2(\hat{x}(\lambda))$ eşitsizliklerini sağlayan bir z noktası mevcut değilse $\hat{x}(\lambda)$ 'ya “Pareto optimal” denir
- ▶ farklı şekilde söylersek: her iki amaç için de $\hat{x}(\lambda)$ 'ten daha iyi bir x noktası yoktur
- ▶ optimal ödünleşim eğrisi (*optimal trade-off curve*):

$$(J_1(\hat{x}(\lambda)), J_2(\hat{x}(\lambda))) \quad (\lambda > 0 \text{ için})$$

Optimal ödünleşim eğrisi - örnek

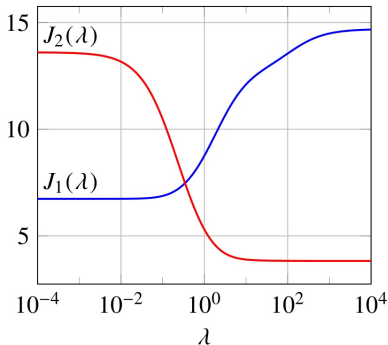
10×5 A_1 ve A_2 matrisleri için $J_1 + \lambda J_2$ amaçlı bir problem



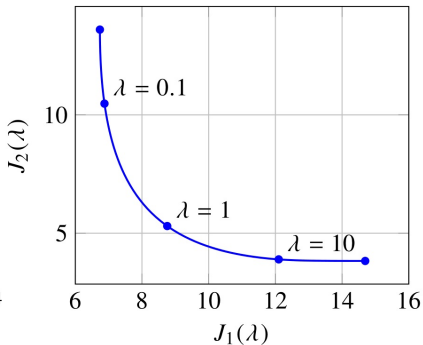
Optimal ödünleşim eğrisi - örnek

10×5 A_1 ve A_2 matrisleri için $J_1 + \lambda J_2$ amaçlı bir problem

amaçlar



optimal ödünleşim eğrisi



Çok amaçlı en küçük kareleri kullanmak

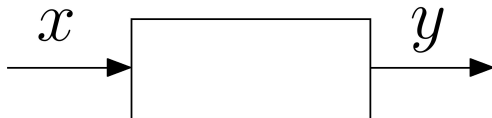
aşağıdaki prosedürü uygulayarak elimizdeki problemi bir çok amaçlı en küçük kareler problemi olarak formüle edebiliriz

- ▶ birincil amacı belirleyelim
 - birincil amaç, minimize etmek istediğimiz temel büyüklüktür
- ▶ bir veya daha fazla ikincil (*secondary*) amaç seçelim
 - bunlar mümkünse küçük olmasını istediğimiz büyüklüklerdir
 - örneğin: x 'in uzunluğu, pürüzlülüğü, verilen bir noktaya uzaklığı
- ▶ beğendiğimiz (veya hoş görebildiğimiz) bir $\hat{x}(\lambda)$ bulana kadar ağırlıkları (λ_i) ayarlayalım. örneğin, $J_1 + \lambda J_2$ amaçlı iki ölçütlü bir problem için:
 - J_2 fazla büyükse λ 'yı arttır
 - J_1 fazla büyükse λ 'yı azalt

Bölüm 2

Örnek: Kontrol

Kontrol



- ▶ n -vektör x : girişler (*inputs*) veya eylemler (*actions*)
- ▶ m -vektör y : çıkışlar (*outputs*) veya sonuçlar (*results*)
- ▶ giriş ve çıkışlar arası ilişkiyi

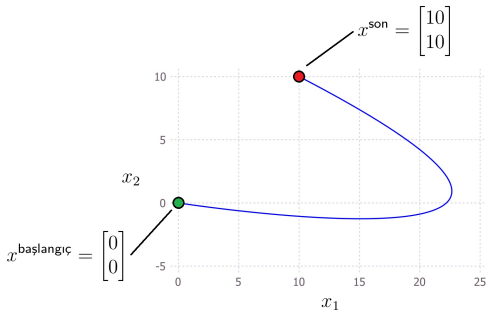
$$y = Ax + b$$

formundaki afin giriş-çıkış modeli ile ifade ediyoruz

- ▶ bu model, gerçek bir sistemin bir matematik modeli
- ▶ sistem: uygulanan girişlere çıkışlar ile tepki veren “şey”
- ▶ A ve b biliniyor (analitik modellerden, uydurmadan vb.)
- ▶ kontrol problemi (optimizasyon bakış açısıyla): x 'in ve y 'nin fonksiyonu olan birden fazla amaç fonksiyonunu optimize edecek şekilde (y 'yi belirleyen) x 'i seçmek

Örnek: Minimum enerjili durum geçişi

standart (tek ölçütlü) problem formülasyonu



$$\underset{u}{\text{minimize}} \quad \|u\|^2$$

$$\text{bağlı} \quad x_{t+1} = Ax_t + Bu_t, \quad t = 1, 2, \dots, T-1$$

$$x_0 = x^{\text{başlangıç}}$$

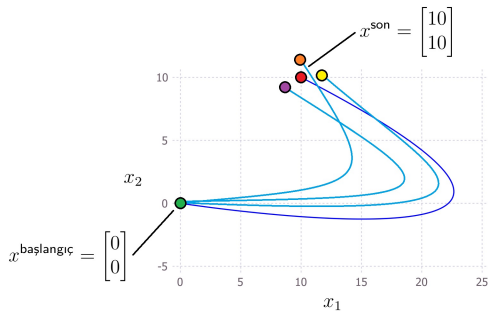
$$x_T = x^{\text{son}}$$

Çok amaçlı kontrol

- ▶ tipik birincil amaç: $J_1 = \|y - y^{\text{des}}\|^2$ (burada y^{des} verilen bir hedef çıkış)
- ▶ tipik ikincil amaçlar:
 - x küçük olsun: $J_2 = \|x\|^2$
 - x bir nominal girişten uzak olmasın: $J_2 = \|x - x^{\text{nom}}\|^2$

Örnek: Minimum enerjili durum geçişi

çok amaçlı (iki ölçütlü) problem formülasyonu



$$\underset{u}{\text{minimize}} \quad \|x_T - x^{\text{son}}\|^2 + \lambda \|u\|^2$$

$$\text{bağlı} \quad x_{t+1} = Ax_t + Bu_t, \quad t = 1, 2, \dots, T-1$$

$$x_0 = x^{\text{başlangıç}}$$

Dayanıklı kontrol

- ▶ **dayanıklı (*robust*) kontrol**: kontrol yöntemlerini belirsizliklere (*uncertainties*) dayanıklı hale getirmek amacıyla belirsizlik modellerinin kontrol yöntemi formülasyonuna eklenmesini içeren kontrol dalı
- ▶ (genel olarak) dayanıklı XYZ: XYZ yöntemlerini belirsizliklere dayanıklı hale getirmek amacıyla belirsizlik modellerinin yöntem formülasyonuna eklenmesini içeren XYZ dalı (örnekler: **dayanıklı optimizasyon**, **dayanıklı istatistik**, **dayanıklı bağlanım**)

Dayanıklı kontrol

- not: dayanıklı kontrolde birçok yöntem vardır, burada en küçük kareler formunda çok sade bir yöntemi inceliyoruz
- K adet farklı giriş-çıkış modelimiz (veya, senaryomuz) var:

$$y^{(k)} = A^{(k)}x + b^{(k)}, \quad k = 1, 2, \dots, K$$

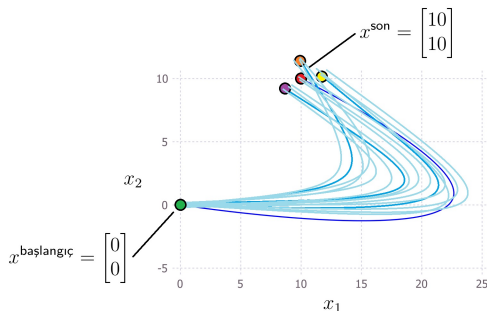
- bu modeller sistemdeki belirsizliği temsil eder
- k . model doğru ise $y^{(k)}$ giriş x için olan çıktıdır
- bütün modeller üzerinden ortalama birincil amaç:

$$\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|y^{(k)} - y^{\text{des}}\|^2$$

- x için de terimler ekleyebiliriz, örneğin $\lambda \|x\|^2$
- bu problem formülasyonu bütün senaryolarda iyi başarımla gösteren bir x değeri seçmemizi sağlar

Örnek: Minimum enerjili durum geçişi

dayanıklı, çok amaçlı (iki ölçütlü) problem formülasyonu



$$\underset{u}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|x_T^{(k)} - x^{\text{son}}\|^2 + \lambda \|u\|^2$$

bağlı $k = 1, 2, \dots, K$ için:

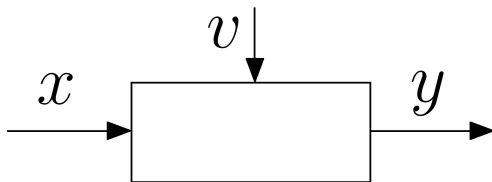
$$x_{t+1}^{(k)} = Ax_t^{(k)} + Bu_t, \quad t = 1, 2, \dots, T-1$$

$$x_0^{(k)} = x^{\text{başlangıç}}$$

Bölüm 3

Örnek: Kestirme ve evirme

Kestirme (*estimation*)



- ▶ n -vektör x kestirmek istediğimiz parametreleri içerir
- ▶ m -vektör y ölçümleri (*measurements*) içerir
- ▶ m -vektör v (bilinmeyen) gürültü (*noise*) veya ölçüm hataları terimlerini içerir
- ▶ ölçüm modeli:

$$y = Ax + v$$

- ▶ $n \times n$ matris A parametrelerle ölçümleri ilişkilendirir
- ▶ temel en küçük kareler kestirme problemi: v 'nin küçük olduğunu (ve A 'nın sütunlarının bağımsız olduğunu) varsayalım. $J_1 = \|Ax - y\|^2$ 'yi minimize eden x 'i bularak kestirme (x 'i tahmin etme) yapabiliriz

Düzenleştirilmiş evirme (*inversion*)

- ▶ x ile ilgili önsel bilgiyi (*prior information*) kestirme problemine dahil ederek çok daha iyi sonuçlar elde edebiliriz. x ile ilgili önsel bilgiye örnekler:
 - x çok büyük olmamalı ($\|x\|$ küçük olmalı)
 - x pürüzsüz olmalı ($\|Dx\|$ küçük olmalı)
- ▶ bunları ikincil amaçlar olarak ifade edelim:
 - $J_2 = \|x\|^2$ (Tikhonov düzenleştirmesi (*regularization*))
 - $J_2 = \|Dx\|^2$ ($\|Dx\|^2$: Dirichlet enerjisi)
- ▶ problem: $J_1 + \lambda J_2$ amacını minimize etmek
- ▶ beğendiğimiz sonuçları elde edinceye kadar λ 'yı değiştirebiliriz
- ▶ λ 'nın fonksiyonu olarak $\hat{x}(\lambda)$ eğrisine düzenleştirme yolu (*regularization path*) denir
- ▶ Tikhonov düzenleştirmesi ile, A matrisinin sütunları doğrusal bağımlı (örneğin, A geniş matris) olduğunda bile çözüm bulunabilir

Örnek: Görüntü netleştirme

- ▶ x : bir görüntüyü
- ▶ A matrisi: bulanıklaştırma (*blurring*) operatörü
- ▶ $y = Ax + v$; y : bulanıklaştırılmış, gürültülü bir görüntü
- ▶ en küçük kareler netleştirme (*de-blurring*) problemi:

$$\|Ax - y\|^2 + \lambda(\|D_v x\|^2 + \|D_h x\|^2)$$

amacını minimize edecek x 'i seçmek (burada D_v ve D_h dikey ve yatay fark alma (*differencing*) operatörleri)

- ▶ λ netleştirilen görüntünün pürüzsüzleştirme ayarıdır

Örnek: Görüntü netleştirme

bulanıklaştırılmış,
gürültülü görüntü



$\lambda = 0.007$ ile düzenlenilmiş
evirme ile netleştirilmiş görüntü

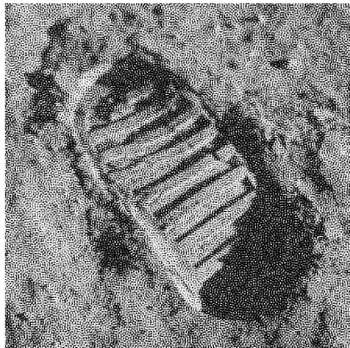


kaynak (source): [NASA](#)

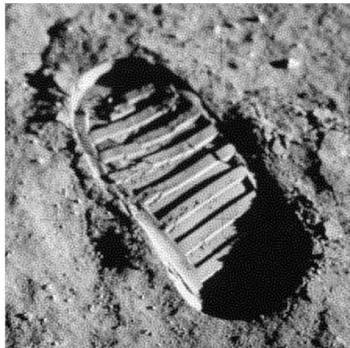
Örnek: Görüntü netleştirme

düzenlileştirme yolu (örnekler)

$$\lambda = 10^{-6}$$



$$\lambda = 10^{-4}$$



kaynak (source): [NASA](#)

Örnek: Görüntü netleştirme

düzenlileştirme yolu (örnekler)

$$\lambda = 10^{-2}$$



$$\lambda = 1$$



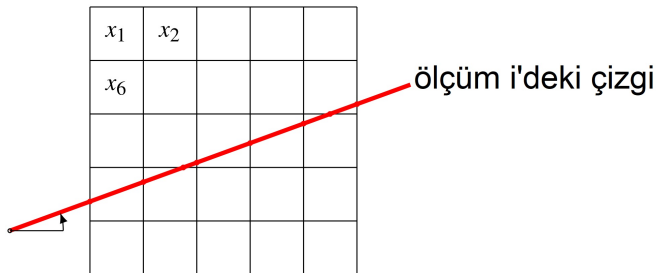
kaynak (source): [NASA](#)

Örnek: Tomografi

- ▶ x : n adet voksel (veya piksel) oluşan, ilgi bölgesindeki (*region of interest*) büyüklüklerin değerleri
- ▶ $y = Ax + v$; y : bölge içinden geçen çizgiler üzerindeki integrallerin ölçümleri

$$y_i = \sum_{j=1}^n A_{ij} x_j + v_i$$

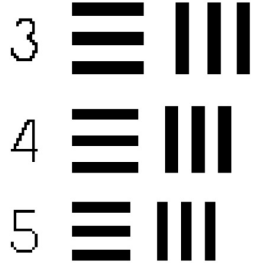
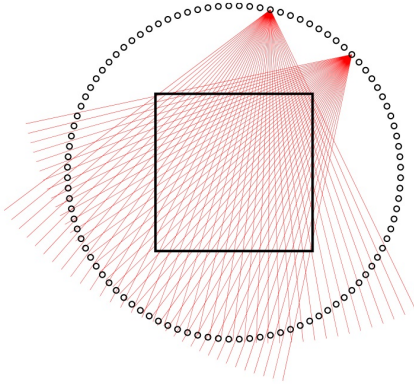
- ▶ A_{ij} : ölçüm i 'deki çizgiyle voksel j 'nin kesişiminin uzunluğu



Örnek: Tomografi

- ▶ en küçük kareler yöntemini kullanarak tomografik geriçatma (*reconstruction*) yapmak istiyoruz
- ▶ birincil amaç: $\|Ax - y\|^2$
- ▶ düzenlileştirme terimleri, x ile ilgili önsel bilgileri içerir ve bunları problem formülasyonuna eklememizi sağlar
- ▶ örneğin, eğer x bölge üzerinde pürüzsüz şekilde değişiyorsa, her vokseli kendi komşularına bağlayan çizge için Dirichlet enerjisini düzenlileştirme terimi olarak kullanırız

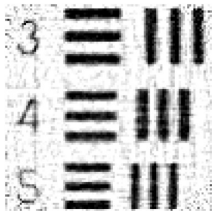
Örnek: Tomografi



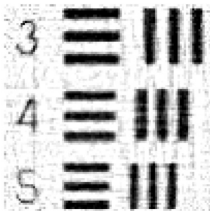
- sol tarafta: 4000 çizgi (100 nokta, nokta başına 40 çizgi)
- sağ tarafta: soldaki kare bölgeye yerleştirilen obje
- ilgi bölgesi 10000 piksele ayrılmış durumda

Örnek: Tomografi

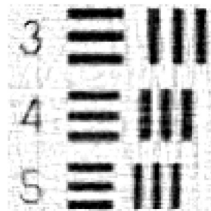
$$\lambda = 10^{-2}$$



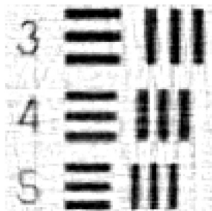
$$\lambda = 10^{-1}$$



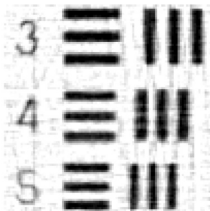
$$\lambda = 1$$



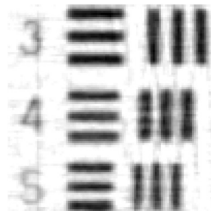
$$\lambda = 5$$



$$\lambda = 10$$



$$\lambda = 100$$



Bölüm 4

Örnek: Düzenlileştirilmiş veri uydurma

Düzenleştirme ihtiyacının nedeni

- $f_1(x) = 1$ ile ($y \approx f(x)$ bağıntısı için)

$$\hat{f}(x) = \theta_1 f_1(x) + \dots + \theta_p f_p(x)$$

modeli için veri uydurma problemini ele alalım

- θ_i , $\hat{f}(x)$ 'in $f_i(x)$ 'e duyarlılığıdır (*duyarlılık*)
- dolayısıyla, θ_i 'in büyük olması modelin $f_i(x)$ 'e çok duyarlı olması anlamına gelir
- (θ_1 istisna çünkü $f_1(x) = 1$ sabit)
- sonuç olarak, $\theta_2, \theta_3, \dots, \theta_p$ değerlerinin çok büyük olmasını istemeyiz

Düzenleştirilmiş veri uydurma

- ▶ elimizde $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(N)}, y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(N)}$ şeklinde bir eğitim veri kümesi olsun
- ▶ veri kümesi üzerinde uydurma hatasını $A\theta - y$ ile ifade edelim
- ▶ düzenleştirilmiş veri uydurma problemi:

$$\|A\theta - y\|^2 + \lambda \|\theta_{2:p}\|^2$$

amacını minimize edecek şekilde θ 'yı seçmek

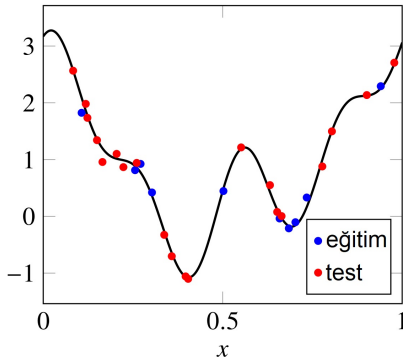
- ▶ λ ($\lambda > 0$): düzenleştirme parametresi
- ▶ $\hat{y} = X^T\beta + \nu\mathbf{1}$ formundaki bağlantım modeli için

$$\|X^T\beta + \nu\mathbf{1} - y\|^2 + \lambda \|\beta\|^2$$

amacı minimize edilir

- ▶ λ bir test veri kümesi üzerinde geçerleme ile seçilir

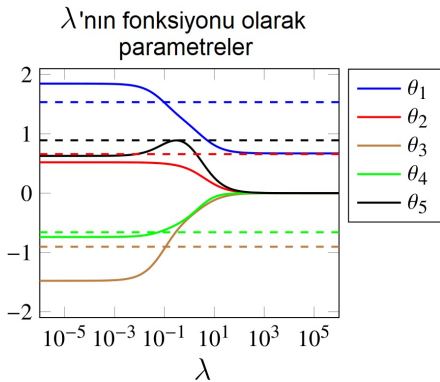
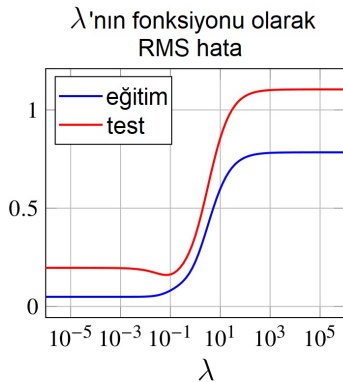
Düzenleştirilmiş veri uydurma - Örnek



- siyah çizgi: yapay veri oluşturmak için kullanılan eğri
- 10 mavi nokta: eğitim, 20 kırmızı nokta: test
- 5 parametrelili bir model uyduruyoruz (ω_k ve ϕ_k veriliyor):

$$\hat{f}(x) = \theta_1 + \sum_{k=1}^4 \theta_{k+1} \cos(\omega_k x + \phi_k)$$

Düzenleştirilmiş veri uydurma - Örnek



- ▶ minimum test RMS hata değeri $\lambda = 0.08$ ile elde ediliyor
- ▶ λ 'yı arttırınca parametrelerin ($\theta_2, \dots, \theta_5$) değerleri azalıyor
- ▶ kesikli çizgiler gerçek parametre değerleri
- ▶ 0.08'e yakın λ için kestirilen parametreler gerçeğe yakın