

Theo yêu cầu của khách hàng, trong một năm qua, chúng tôi đã dịch qua 16 môn học, 34 cuốn sách, 43 bài báo, 5 sổ tay (chưa tính các tài liệu từ năm 2010 trở về trước) Xem ở đây

**DỊCH VỤ  
DỊCH  
TIẾNG  
ANH  
CHUYÊN  
NGÀNH  
NHANH  
NHẤT VÀ  
CHÍNH  
XÁC  
NHẤT**

Chỉ sau một lần liên lạc, việc dịch được tiến hành

Giá cả: có thể giảm đến 10 nghìn/1 trang

Chất lượng: Tao dựng niềm tin cho khách hàng bằng công nghệ 1. Bạn thấy được toàn bộ bản dịch; 2. Bạn đánh giá chất lượng. 3. Bạn quyết định thanh toán.

**Tài liệu này được dịch sang tiếng việt bởi:**

**[www.mientayvn.com](http://www.mientayvn.com)**

**Từ bản gốc:**

[https://docs.google.com/document/d/1SplENxIbCheV\\_Y68VHSNQn-XpTwi-YoMX2KtUGmQyAM/edit](https://docs.google.com/document/d/1SplENxIbCheV_Y68VHSNQn-XpTwi-YoMX2KtUGmQyAM/edit)

**Liên hệ:**

[thanhlam1910\\_2006@yahoo.com](mailto:thanhlam1910_2006@yahoo.com) hoặc [frbwrthes@gmail.com](mailto:frbwrthes@gmail.com)

**Dịch tài liệu của bạn:**

[http://www.mientayvn.com/dich\\_tiang\\_anh\\_chuyen\\_nghanh.html](http://www.mientayvn.com/dich_tiang_anh_chuyen_nghanh.html)

## Lecture 7

### Bài 7

#### Regularized least-squares and Gauss-Newton Method

Phương pháp bình phương tối thiểu chính quy hóa (hoặc là được chuẩn hóa) (hoặc là được chuẩn hóa) và phương pháp Gauss - Newton

- multi-objective least-squares
- regularized least-squares
- nonlinear least-squares
- Gauss-Newton method

Bình phương tối thiểu đa mục tiêu

Bình phương tối thiểu chính quy hóa

Bình phương tối thiểu phi tuyến

Phương pháp Gauss-Newton

#### Multi-objective least-squares

Bình phương tối thiểu đa mục tiêu

in many problems we have two (or more) objectives

trong nhiều bài toán chúng ta có hai (hoặc nhiều) mục tiêu

- we want .....small

Chúng ta muốn ...nhỏ

- and also .....small

Và ....cũng nhỏ

(.....is the variable)

(...là biến)

- usually the objectives are competing

Thường các mục tiêu cạnh tranh nhau

- we can make one smaller, at the expense of making the other larger

Chúng ta có thể làm một mục tiêu nhỏ hơn, và phải trả giá bằng qua việc làm cái còn lại lớn hơn.

common example:  $F = I$ ,  $g = 0$ ; we want  $k Ax - yk$  small, with small  $x$

ví dụ thông dụng: .....; chúng ta muốn ....nhỏ, với  $x$  nhỏ

Plot of achievable objective pairs

Đồ thị các cặp mục tiêu đạt được

plot ..... for every  $x$ :

Đồ thị ...đối với mọi  $x$ :

note that ....., but this plot is in .....; point labeled .....is really.....

Chú ý rằng .....nhưng đồ thị này nằm trong.....; điểm được đặt tên....thực sự là.....

- shaded area shows ..... achieved by some ....

Vùng được tô biểu diễn... đạt được bởi ....nào đó

- clear area shows ..... not achieved by any .....

Vùng sạch (trắng) biểu diễn...không đạt được bởi bất kỳ...nào đó

- boundary of region is called optimal trade-off curve

Biên vùng được gọi là đường cong thỏa hiệp tối ưu

- corresponding  $x$  are called Pareto optimal

$x$  tương ứng được gọi là tối ưu Pareto

(for the two objectives .....)

(cho hai mục tiêu.....)

three example choices of x: .....

ba ví dụ về lựa chọn x.....

- .....is worse than .....on both counts .....

...tệ hơn ...trên cả hai lần đếm.....

- ....is better than ....in ....., but worse in ....

...tốt hơn ....trong....., nhưng tệ hơn trong.....

Weighted-sum objective

Mục tiêu tổng trọng số

- to find Pareto optimal points, i.e., x's on optimal trade-off curve, we

minimize weighted-sum objective

để tìm các điểm tối ưu Pareto, tức là x nằm trên đường cong thỏa hiệp tối ưu, chúng ta cực tiểu hóa mục tiêu tổng trọng số

.....

- parameter  $\mu \geq 0$  gives relative weight between ....and .....

Tham số .....cho trọng số tương đối giữa ...và .....

- points where weighted sum is constant, ....., correspond to line with slope  $-\mu$  on .... Plot

Các điểm mà ở đó tổng trọng số không đổi, ....., tương ứng với đường thẳng với hệ số góc  $-\mu$  trên đồ thị ...

- .....minimizes weighted-sum objective for  $\mu$  shown

....cực tiểu hóa mục tiêu tổng trọng số cho  $\mu$  được biểu diễn

- by varying  $\mu$  from 0 to  $+\infty$ , can sweep out entire optimal tradeoff curve

Bằng cách thay đổi  $\mu$  từ 0 đến  $+\infty$ , có thể quét toàn bộ đường cong thỏa hiệp tối ưu

### Minimizing weighted-sum objective

Cực tiểu hóa mục tiêu tổng trọng số

can express weighted-sum objective as ordinary least-squares objective:

có thể biểu diễn mục tiêu tổng trọng số như mục tiêu bình phương tối thiểu thông thường

.....

### Where

Ở đây

.....

hence solution is (assuming .... full rank)

vì thế nghiệm là (giả sử ... hạng đầy đủ)

.....

### Example

Ví dụ

.....

• unit mass at rest subject to forces .....for .....

Một vật nặng lúc đứng yên chịu tác dụng của các lực ....cho....

•  $y \in \mathbb{R}$  is position at  $t = 10$ ; ..... where .....

.....là vị trí tại  $t=10$ ; .....ở đây.....

• .....(final position error squared)

.....(sai số vị trí cuối cùng bình phương)

• .....(sum of squares of forces)

.....(tổng của bình phương của các lực)

weighted-sum objective: .....

mục tiêu tổng trọng số: ....

optimal x:

x tối ưu:

.....

optimal trade-off curve:

đường cong thỏa hiệp tối ưu

.....

• upper left corner of optimal trade-off curve corresponds to  $x = 0$

Góc trái trên cùng của đường cong thỏa hiệp tối ưu ứng với  $x=0$

• bottom right corresponds to input that yields .....

Bên phải phía dưới ứng với đầu vào mang lại.....

Regularized least-squares

Bình phương tối thiểu chính quy hóa

when  $F = I$ ,  $g = 0$  the objectives are

khi .....các mục tiêu là

.....

minimizer of weighted-sum objective,

cực tiểu của mục tiêu tổng trọng số,

.....

is called regularized least-squares (approximate) solution of  $Ax \approx y$

được gọi là nghiệm (gần đúng) bình phương tối thiểu chính quy hóa (hoặc là được chuẩn hóa).....

- also called Tychonov regularization

Cũng được gọi là sự chính quy hóa (hoặc là được chuẩn hóa)Tychonov

- for  $\mu > 0$ , works for any A (no restrictions on shape, rank . . . )

Đối với  $\mu > 0$ , đúng với bất kỳ A nào (không hạn chế hình dạng, hạng....)

estimation/inversion application:

Ứng dụng ước lượng/nghịch đảo

- $Ax - y$  is sensor residual

...là cảm biến dư

- prior information: x small

Thông tin tiên lượng: x nhỏ

- or, model only accurate for x small

Hoặc, mô hình chỉ chính xác đối với x nhỏ

- regularized solution trades off sensor fit, size of x

Khớp cảm biến thỏa hiệp nghiệm chính quy hóa, kích thước của x

Nonlinear least-squares

Bình phương tối thiểu phi tuyến

nonlinear least-squares (NLLS) problem: find .....that minimizes

bài toán bình phương tối thiểu phi tuyến (NLLS): tìm ...cực tiểu hoá

.....

where .....

ở đây .....

- $r(x)$  is a vector of ‘residuals’

.....là vector “số dư”

- reduces to (linear) least-squares if  $r(x) = Ax - y$

Rút về bình phương tối thiểu tuyến tính nếu .....

### Position estimation from ranges

Ước tính vị trí từ các khoảng

estimate position .....from approximate distances to beacons at

locations .....without linearizing

ước tính vị trí .....từ các khoảng cách gần đúng để làm mốc tại các vị trí ...mà không cần tuyến tính hóa

- we measure .....

Chúng ta đo

(.....is range error, unknown but assumed small)

(...là một sai số của khoảng, chưa biết nhưng giả sử là nhỏ)

- NLLS estimate: choose  $\hat{x}$  to minimize

Ước lượng NLLS: chọn ....để cực tiểu hóa

.....

### Gauss-Newton method for NLLS

Phương pháp Gauss-Newton cho NLLS

NLLS: find .....that minimizes ....., where.....

NLLS: tìm ....cực tiểu hóa ....., ở đây.....

- in general, very hard to solve exactly



Nói chung, rất khó giải chính xác

- many good heuristics to compute locally optimal solution

Nhiều phương pháp tìm tối ưu để tính toán nghiệm tối ưu cục bộ

Gauss-Newton method:

Phương pháp Gauss-Newton

given starting guess for  $x$

repeat

linearize  $r$  near current guess

new guess is linear LS solution, using linearized  $r$

until convergence

cho trước  $x$  dự đoán ban đầu

lặp lại

tuyến tính hóa  $r$  gần nghiệm đoán hiện tại

nghiệm đoán mới là nghiệm LS tuyến tính, dùng  $r$  được tuyến tính hóa

cho đến khi hội tụ

Gauss-Newton method (more detail):

Phương pháp Gauss-Newton (chi tiết hơn):

- linearize  $r$  near current iterate .....

Tuyến tính hóa  $r$  gần lần lặp hiện tại

.....

where  $D_r$  is the Jacobian: .....

ở đây ... là Jacobian.....

- write linearized approximation as

Viết gần đúng tuyến tính hóa là

.....

- at kth iteration, we approximate NLLS problem by linear LS problem:

ở lần lặp thứ k, chúng ta xấp xỉ bài toán NLLS bằng bài toán LS tuyến tính:

.....

- next iterate solves this linearized LS problem:

Lần lặp tiếp theo giải bài toán LS tuyến tính hóa này:

.....

- repeat until convergence (which isn't guaranteed)

Lặp lại cho đến khi hội tụ (không được bảo đảm)

**Gauss-Newton example**

Ví dụ Gauss-Newton

- 10 beacons

- + true position  $(-3.6, 3.2)$ ; ♦ initial guess  $(1.2, -1.2)$

- range estimates accurate to  $\pm 0.5$

10 mốc

Vị trí đúng  $(-3.6, 3.2)$ ; ♦ dự đoán ban đầu  $(1.2, -1.2)$

Các ước lượng khoảng chính xác đến  $\pm 0.5$

**NLLS objective .....versus x:**

Mục tiêu NLLS.....theo x:

.....

- for a linear LS problem, objective would be nice quadratic 'bowl'

- bumps in objective due to strong nonlinearity of r

Đối với bài toán LS tuyến tính, mục tiêu sẽ là “cái bát” bậc hai đẹp

Các phần tăng đi vào mục tiêu do sự phi tuyến mạnh của  $r$

**objective of Gauss-Newton iterates:**

mục tiêu của các lần lặp Gauss-Newton:

.....

- .....converges to (in this case, global) minimum of .....
- ....hội tụ về (trong trường hợp này, toàn cục) cực tiểu của.....

• convergence takes only five or so steps

Sự hội tụ chỉ xảy ra sau năm hoặc chừng ấy bước

• final estimate is  $\hat{x} = (-3.3, 3.3)$

Ước lượng cuối cùng là....

• estimation error is  $\| \hat{x} - x_k \| = 0.31$

Sai số ước lượng là....

(substantially smaller than range accuracy!)

(về căn bản nhỏ hơn độ chính xác của khoảng !)

**convergence of Gauss-Newton iterates:**

sự hội tụ của phép lặp Gauss-Newton

.....

**useful variation on Gauss-Newton: add regularization term**

sự biến đổi có ích trên Gauss-Newton: cộng số hạng chính quy hóa

.....

**so that next iterate is not too far from previous one (hence, linearized**

model still pretty accurate)

để cho phép lặp kế tiếp không quá cách xa phép lặp trước (vì thế, mô hình tuyến tính hóa vẫn khá chính xác)