

# Regularização de um problema inverso não-linear

Prof. André L. A. dos Reis

#### Objetivos da aula

\* Como regularizar um problema não-linear;

\* O problema visto de um ponto de vista matemático;

\* Regularização de Norma mínima e suavidade para problemas inversos nãolineares.

# Comparação com o problema linear

#### Formulação matemática

Matematicamente, este é um processo de otimização no qual queremos minimizar a norma euclidiana de uma função que mede a distância entre os dois vetores!

$$\varphi(\mathbf{p}) = \parallel \mathbf{d}^o - \mathbf{d}^p \parallel_2$$

Função de ajuste

$$\nabla \varphi(\mathbf{p}) = \mathbf{0}$$

Quando falamos em minimizar uma função, significa que queremos tomar o gradiente desta função e igualarmos a zero.

#### Formulação matemática

Uma vez que esta função é minimizada...

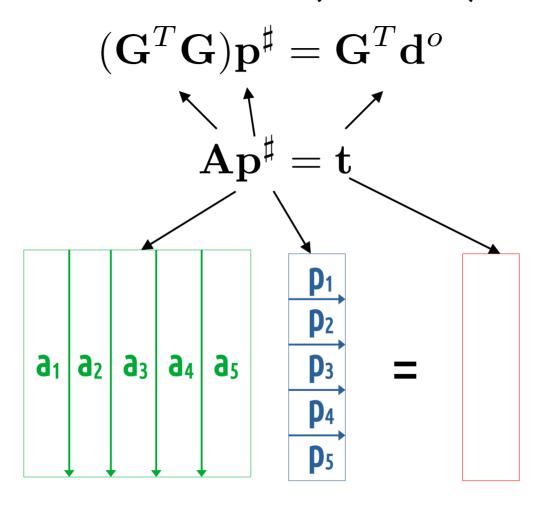
$$(\mathbf{G}^T\mathbf{G})\mathbf{p}^{\sharp} = \mathbf{G}^T\mathbf{d}^o$$

Estimador de mínimos quadrados

Matriz de sensibilidade: Mede a sensibilidade do i-ésimo dado em relação ao j-ésimo parâmetro.

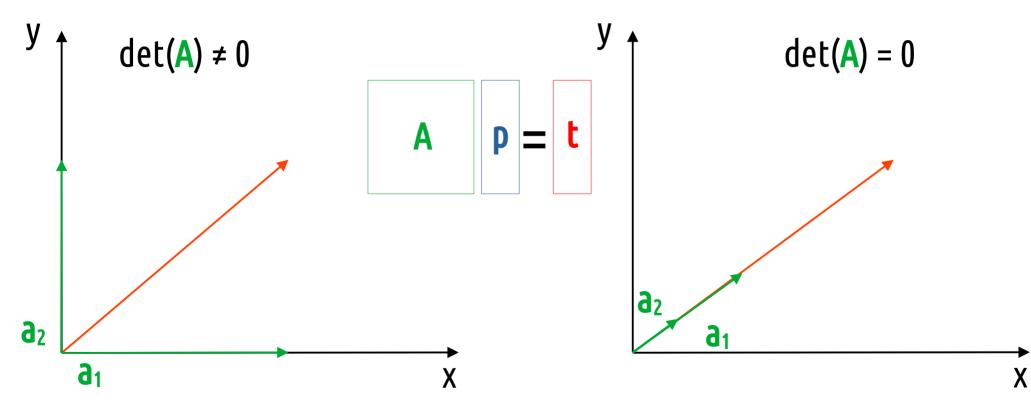
$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n1} & \cdots & g_{nm} \end{bmatrix} \longrightarrow g_{ij} = \frac{\partial f_i(\mathbf{p})}{\partial p_j}$$

#### Formulação matemática Sistemas lineares (caso linear)



### Formulação matemática Sistemas lineares (caso linear)

Exemplo em 2D



Neste caso diz-se que o sistema linear é mal condicionado

#### Formulação matemática

Matematicamente, o que queremos é minimizar uma função tal como:

$$\Gamma(\mathbf{p}) = \varphi(\mathbf{p}) + \mu\theta(\mathbf{p})$$

Função Objetivo

O primeiro termo é a **função de ajuste** e o segundo termo é a **função regularizadora**. O **parâmetro de regularização** é dado por µ.

#### Regularização de Tikhonov de Ordem Zero (ou Norma Mínima)

$$\Gamma(\mathbf{p}) = \varphi(\mathbf{p}) + \mu\theta(\mathbf{p})$$

Função Objetivo

$$\theta(\mathbf{p}) = \mathbf{p}^T \mathbf{p}$$

Função regularizadora

$$(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \mu \mathbf{I})\mathbf{p}^{\sharp} = \mathbf{G}^T\mathbf{d}^o$$

Estimador de mínimos quadrados regularizado (Norma mínima)

#### Regularização de Tikhonov de Ordem Um (ou Suavidade)

$$\Gamma(\mathbf{p}) = \varphi(\mathbf{p}) + \mu\theta(\mathbf{p})$$

Função Objetivo

$$\theta(\mathbf{p}) = \mathbf{p}^T \mathbf{R}^T \mathbf{R} \mathbf{p}$$

Função regularizadora

$$(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \mu \mathbf{R}^T\mathbf{R})\mathbf{p}^{\sharp} = \mathbf{G}^T\mathbf{d}^o$$

Estimador de mínimos quadrados regularizado (Suavidade)

# Regularização não-linear

#### Regularização Tik-0

#### Problema não-linear

$$\mathbf{d}^p \neq \mathbf{Gp}$$

 $[\mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T\mathbf{G}(\mathbf{p}^k)]\mathbf{\Delta}\mathbf{p}^k = \mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T[\mathbf{d}^{\mathbf{o}} - \mathbf{f}(\mathbf{p}^k)]$ 

Método de Gauss-Newton

## Regularização de Tikhonov de Ordem Zero (ou Norma Mínima)

$$\Gamma(\mathbf{p}) = \varphi(\mathbf{p}) + \mu\theta(\mathbf{p})$$

Função Objetivo

$$\theta(\mathbf{p}) = \mathbf{p}^T \mathbf{p}$$

Função regularizadora

$$[\mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T \mathbf{G}(\mathbf{p}^k) + \mu \mathbf{I}] \Delta \mathbf{p}^k = \mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T [\mathbf{d}^o - \mathbf{f}(\mathbf{p}^k)] - \mu \mathbf{p}^k$$

Método de Gauss-Newton Regularizado

#### Regularização Tik-1

#### Problema não-linear

$$\mathbf{d}^p \neq \mathbf{Gp}$$

 $[\mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T\mathbf{G}(\mathbf{p}^k)]\mathbf{\Delta}\mathbf{p}^k = \mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T[\mathbf{d}^{\mathbf{o}} - \mathbf{f}(\mathbf{p}^k)]$ 

Método de Gauss-Newton

## Regularização de Tikhonov de Ordem Um (ou Suavidade)

$$\Gamma(\mathbf{p}) = \varphi(\mathbf{p}) + \mu\theta(\mathbf{p})$$

Função Objetivo

$$\theta(\mathbf{p}) = \mathbf{p}^T \mathbf{R}^T \mathbf{R} \mathbf{p}$$

Função regularizadora

$$[\mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T\mathbf{G}(\mathbf{p}^k) + \mu \mathbf{R}^T\mathbf{R}] \Delta \mathbf{p}^k = \mathbf{G}(\mathbf{p}^k)^T[\mathbf{d}^{\mathbf{o}} - \mathbf{f}(\mathbf{p}^k)] - \mu \mathbf{R}^T R \mathbf{p}^k$$

Método de Gauss-Newton Regularizado



Até breve!