

Otimização e algoritmos

Bla,Bla, and bla

IST

December 12, 2020

Parte 1 - Menor região envolvente - convergência

Pretendemos resolver

$$\begin{aligned} & \underset{\mathcal{D} \in \mathbf{R}^2}{\text{maximize}} && \text{Area}(\mathcal{D}) \\ & \text{subject to} && (\mathbf{p}_0 + t^* \mathbf{v}) \in \mathcal{D} \\ & && \|\mathbf{p}_0 + t_k \mathbf{v} - \mathbf{c}_k\| \leq R_k, \quad k = 1, \dots, K, \end{aligned} \tag{1}$$

- ▶ É não-convexo
- ▶ É aparentemente intratável

Parte 1 - Menor região envolvente - convergência

Foi aproximado por N soluções de

$$\begin{array}{ll} \underset{(\mathbf{p}_0, \mathbf{v}) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2}{\text{minimize}} & [\cos \phi \quad \sin \phi] (\mathbf{p}_0 + t^* \mathbf{v}) \\ \text{subject to} & \|\mathbf{p}_0 + t_k \mathbf{v} - \mathbf{c}_k\| \leq R_k, \quad k = 1, \dots, K. \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \underset{(\mathbf{p}_0, \mathbf{v}) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2}{\text{minimize}} & [-\cos \phi \quad -\sin \phi] (\mathbf{p}_0 + t^* \mathbf{v}) \\ \text{subject to} & \|\mathbf{p}_0 + t_k \mathbf{v} - \mathbf{c}_k\| \leq R_k, \quad k = 1, \dots, K, \end{array} \quad (2)$$

$$\begin{array}{ll} \underset{(\mathbf{p}_0, \mathbf{v}) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2}{\text{minimize}} & [-\sin \phi \quad \cos \phi] (\mathbf{p}_0 + t^* \mathbf{v}) \\ \text{subject to} & \|\mathbf{p}_0 + t_k \mathbf{v} - \mathbf{c}_k\| \leq R_k, \quad k = 1, \dots, K, \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \underset{(\mathbf{p}_0, \mathbf{v}) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2}{\text{minimize}} & [\sin \phi \quad -\cos \phi] (\mathbf{p}_0 + t^* \mathbf{v}) \\ \text{subject to} & \|\mathbf{p}_0 + t_k \mathbf{v} - \mathbf{c}_k\| \leq R_k, \quad k = 1, \dots, K. \end{array}$$

► Relaxação convexa

Parte 1 - Menor região envolvente - convergência

Theorem

Considere-se N retângulos, $\mathcal{R}_1, \dots, \mathcal{R}_N$, cada um obtido da resolução de 4 problemas de otimização convexos (2), para $\phi \in \Phi$ com

$$\Phi = \left\{ \phi \in \mathbb{R} : \phi = \frac{\pi}{2}((n-1)/N) ; n = 1, \dots, N \right\}.$$

Então a interseção dos N retângulos, converge para a solução do problema não convexo (1) à medida que $N \rightarrow \infty$, i.e.

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \bigcap_{i=1}^N \mathcal{R}_i = \mathcal{D},$$

onde \mathcal{D} é a solução de (1).

Parte 3 - Introdução

Nesta parte pretende-se resolver o seguinte problema

$$\underset{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{Nk}}{\text{minimize}} \quad f(\mathbf{y}),$$

onde

$$f(\mathbf{y}) := \sum_{m=1}^N \sum_{n=m+1}^N (\|\mathbf{y}_m - \mathbf{y}_n\|_2 - D_{mn})^2 = \sum_{m=1}^N \sum_{n=m+1}^N f_{mn}(\mathbf{y})^2,$$

e

$$D_{mn} = \|\mathbf{x}_m - \mathbf{x}_n\|_2.$$

- ▶ Não é um problema de otimização convexo!
- ▶ Será resolvido usando o método Levenberg-Marquardt (LM)

Part 3 - Task 2

Definindo $\mathbf{y}_{\mathbf{m}-\mathbf{n}} := \mathbf{y}_{\mathbf{m}} - \mathbf{y}_{\mathbf{n}}$ podemos escrever

$$f_{mn}(\mathbf{y}) := \|\mathbf{y}_{\mathbf{m}-\mathbf{n}}\| - D_{mn}$$

e

$$D_{\mathbf{y}}f_{mn}(\mathbf{y}) = \frac{\begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (m-1)k} & \mathbf{y}_{\mathbf{m}-\mathbf{n}}^T & \mathbf{0}_{1 \times (n-m-1)k} & -\mathbf{y}_{\mathbf{m}-\mathbf{n}}^T & \mathbf{0}_{1 \times (N-n)k} \end{bmatrix}}{\|\mathbf{y}_{\mathbf{m}-\mathbf{n}}\|}.$$

- ▶ Tanto $f_{mn}(\mathbf{y})$ como $D_{\mathbf{y}}f_{mn}(\mathbf{y})$ são escritos em função de cada $\mathbf{y}_{\mathbf{m}-\mathbf{n}}$ e da sua norma.

Part 3 - Task 2

A função de otimização é

$$f(\mathbf{y}) = \sum_{m=1}^N \sum_{n=m+1}^N f_{mn}(\mathbf{y})^2 ,$$

e o seu jacobiano é dado por

$$\begin{aligned} D_{\mathbf{y}}f(\mathbf{y}) &= \sum_{m=1}^N \sum_{n=m+1}^N D_u(u^2) \Big|_{u=f_{mn}(\mathbf{y})} D_{\mathbf{y}}f_{mn}(\mathbf{y}) \\ &= \sum_{m=1}^N \sum_{n=m+1}^N 2f_{mn}(\mathbf{y}) D_{\mathbf{y}}f_{mn}(\mathbf{y}) . \end{aligned}$$

- ▶ Tanto $f(\mathbf{y})$ como $D_{\mathbf{y}}f(\mathbf{y})$ são escritos em função de cada $f_{mn}(\mathbf{y})$ e $D_{\mathbf{y}}f_{mn}(\mathbf{y})$.

Part 3 - Task 2

Para cada iteração do método LM é necessário calcular \mathbf{A} e \mathbf{b} dados por

$$\mathbf{A} := \begin{bmatrix} D_{\mathbf{y}}f_{1,1}(\mathbf{y}) \\ D_{\mathbf{y}}f_{1,2}(\mathbf{y}) \\ \vdots \\ D_{\mathbf{y}}f_{N-1,N}(\mathbf{y}) \\ \sqrt{\lambda}\mathbf{I}_{Nk \times Nk} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \mathbf{b} := \begin{bmatrix} D_{\mathbf{y}}f_{1,1}(\mathbf{y})\mathbf{y} - f_{1,1}(\mathbf{y}) \\ D_{\mathbf{y}}f_{1,2}(\mathbf{y})\mathbf{y} - f_{1,2}(\mathbf{y}) \\ \vdots \\ D_{\mathbf{y}}f_{N-1,N}(\mathbf{y})\mathbf{y} - f_{N-1,N}(\mathbf{y}) \\ \sqrt{\lambda}\mathbf{y} \end{bmatrix} .$$

Note-se que

$$D_{\mathbf{y}}f_{mn}(\mathbf{y})\mathbf{y} - f_{mn}(\mathbf{y}) = \mathbf{y}_{m-n}(\mathbf{y}_m - \mathbf{y}_n) - \|\mathbf{y}_{m-n}\| + D_{mn} = D_{mn} ,$$

logo

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} D_{1,1} & D_{1,2} & \dots & D_{N-1,N} & \sqrt{\lambda}\mathbf{y} \end{bmatrix} .$$

- Fração considerável das entradas de \mathbf{b} é constante, pelo que pode ser calculada uma única vez.

Part 3 - Task 2

Em cada iteração do método LM é necessário calcular $\mathbf{f}(\mathbf{y}), \|D_{\mathbf{y}}f(\mathbf{y})\|$, \mathbf{A} , e $\mathbf{b} \rightarrow$ desenvolvida a função:

$$[f(\mathbf{y}), \|D_{\mathbf{y}}f(\mathbf{y})\|, \mathbf{A}, \mathbf{b}] = \text{objectiveF}(\mathbf{y}).$$

- ▶ Calculadas apenas parte de \mathbf{A} e \mathbf{b} independentes de λ ;
- ▶ $f(\mathbf{y}), \|D_{\mathbf{y}}f(\mathbf{y})\|$, \mathbf{A} , e \mathbf{b} calculados simultaneamente;
- ▶ As quantidades $\mathbf{f}(\mathbf{y}), \|D_{\mathbf{y}}f(\mathbf{y})\|$, e \mathbf{A} são calculadas iterativamente para todos os pares

$$(m, n) : m \in \{1, \dots, N-1\}, n \in \{m+1, \dots, N\},$$

prefazendo um total de $N(N/2 - 1)$ iterações;

- ▶ \mathbf{b} é calculado apenas na primeira instância desta função.

Part 3 - Task 2

Para a i -th iteração (m, n) :

- ▶ $\mathbf{y}_{m-n} \leftarrow \mathbf{y}_m - \mathbf{y}_n$
- ▶ $\|\mathbf{y}_{m-n}\| \leftarrow \sqrt{\mathbf{y}_{m-n}^T \mathbf{y}_{m-n}}$
- ▶ $f_{mn}(\mathbf{y}) \leftarrow \|\mathbf{y}_{m-n}\| - \mathbf{b}(i)$
- ▶ $D_{\mathbf{y}} f_{mn}(\mathbf{y}) \leftarrow \frac{[\mathbf{0}_{1 \times (m-1)k} \ \mathbf{y}_{m-n}^T \ \mathbf{0}_{1 \times (n-m-1)k} \ -\mathbf{y}_{m-n}^T \ \mathbf{0}_{1 \times (N-n)k}]}{\|\mathbf{y}_{m-n}\|}$
- ▶ $f(\mathbf{y}) \leftarrow f(\mathbf{y}) + f_{mn}(\mathbf{y})^2$
- ▶ $D_{\mathbf{y}} f(\mathbf{y}) \leftarrow D_{\mathbf{y}} f(\mathbf{y}) + 2f_{mn}(\mathbf{y})D_{\mathbf{y}} f_{mn}(\mathbf{y})$
- ▶ $\text{row}_i(\mathbf{A}) \leftarrow D_{\mathbf{y}} f_{mn}(\mathbf{y})$

Melhoramento de 2 ordens de grandeza no esforço computacional em relação a uma primeira implementação ingênua.

Part 3 - Task 3

Implementado o algoritmo LM de forma genérica:

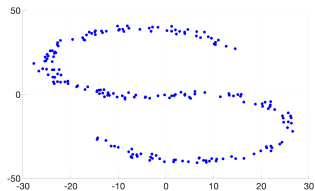
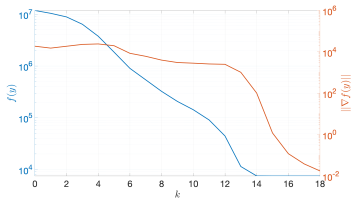


Figure 1: $k = 2$.

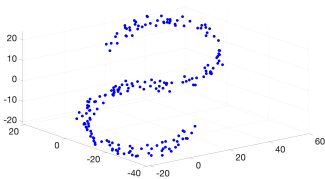
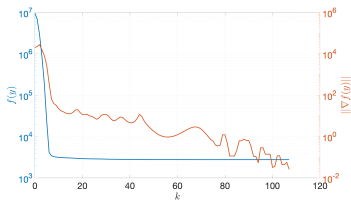


Figure 2: $k = 3$.

Part 3 - Task 4

Não é dada inicialização:

- ▶ Resolver o problema com LM para vários \mathbf{y}_0 aleatórios
- ▶ Cada LM pode ser calculado em paralelo
- ▶ Escolhe-se a melhor solução

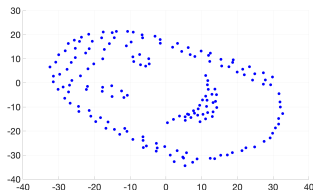
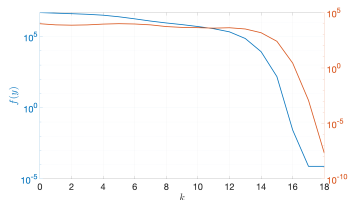


Figure 3: Melhor solução em 24 inicializações distintas para $k = 2$.

Part 3 - Task 4

Verificou-se que:

- ▶ Para todas as 24 inicializações obtém-se o mesmo valor de f
- ▶ As verificam $f(\mathbf{y}_{sol}) = 7.6430 \times 10^{-5}$
- ▶ A função de otimização é não-negativa
- ▶ Se se reduzir ϵ , $f(\mathbf{y}_{sol})$ aproxima-se de 0
- ▶ Na prática, pode ser considerado um mínimo global ($f(\mathbf{y}_{sol}) \ll D_{ij}$)

Part 3 - Task 4 - Unicidade da solução

Seja

$$\bar{\mathbf{y}} = \text{col}(\mathcal{T}\mathbf{y}_1 + \mathbf{w}, \dots, \mathcal{T}\mathbf{y}_N + \mathbf{w}),$$

onde $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{k \times k}$ é uma matriz de rotação e $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^k$. É evidente que

$$\|\bar{\mathbf{y}}_m - \bar{\mathbf{y}}_n\| = \|\mathbf{y}_m - \mathbf{y}_n\|$$

para qualquer par $(m, n) : m \in \{1, \dots, N\}, n \in \{1, \dots, N\}$. Logo

$$f(\bar{\mathbf{y}}) = f(\mathbf{y}).$$

- ▶ Se for encontrada uma solução, então existe uma infinidade de soluções.
- ▶ Logo, a solução encontrada não é única.

Part 3 - Task 4 - Unicidade da solução

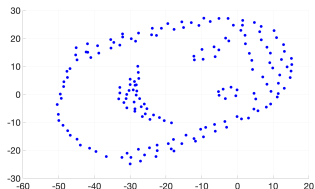
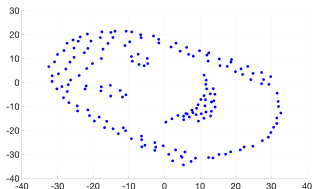


Figure 4: Duas melhores soluções em 24 inicializações distintas para $k = 2$.

- Uma solução pode ser obtida da outra por via de uma rotação e translação de cada \mathbf{y}_i , $i \in \{1, \dots, N\}$.

Part 3 - Task 4 - Unicidade da solução

- ▶ Será que todas as soluções são da forma

$$\bar{\mathbf{y}} = \text{col}(\mathcal{T}\mathbf{y}_1 + \mathbf{w}, \dots, \mathcal{T}\mathbf{y}_N + \mathbf{w})?$$

- ▶ Não! A reflexão de cada \mathbf{y}_i , $i \in \{1, \dots, N\}$ em relação ao eixo da primeira coordenada origina um valor igual da função de custo.

Part 3 - Task 4 - cMDS

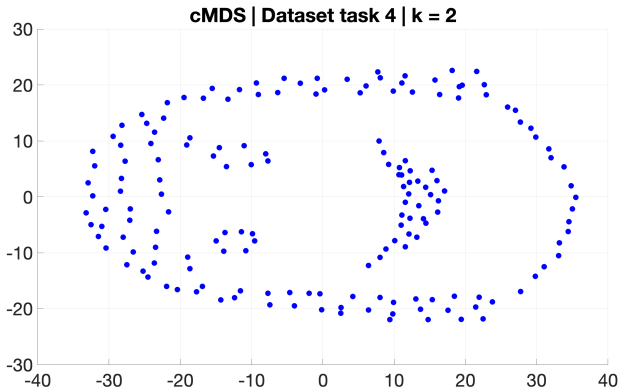


Figure 5: Solução método cMDS.

- A solução corresponde a uma translação e rotação das duas soluções anteriores.