

# Lösa ekvationssystem numeriskt med gradientmetod???

Clas Östman

april 2023

Lös ekvationssystemet,

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \quad (1)$$

där  $\mathbf{A}$  är en känd  $n \times n$  matris och  $\mathbf{b}$  är en känd  $n \times 1$  vektor. Låt  $\tilde{\mathbf{x}}$  vara en gissning på lösningen. Sätt residualen  $\mathbf{r}$  till,

$$\mathbf{r} = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{b}$$

När  $\mathbf{r}$  går mot  $\mathbf{0}$  går  $\tilde{\mathbf{x}}$  mot lösningen. Det är det samma som att beloppet av  $\mathbf{r}$  går mot 0 och därmed att  $\mathbf{r}^\top \mathbf{r}$  går mot 0. Låt  $f = \mathbf{r}^\top \mathbf{r}$ . Gradienten till  $f$  i en punkt  $\boldsymbol{\xi}$ ,  $\nabla f(\boldsymbol{\xi})$ , pekar i den riktning där  $f$  växer snabbast men det betyder också att  $f$  avtar snabbast i riktningen  $-\nabla f(\boldsymbol{\xi})$ . Om jag hela tiden går steg i den riktning där  $f$  avtar snabbast borde jag i sinom tid komma till en punkt där  $f = 0$  eller åtminstone tillräckligt nära 0.

$$\mathbf{r} = \mathbf{Ax} - \mathbf{b} \quad (2)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

$$r_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j - b_i$$

$$f = \mathbf{r}^\top \mathbf{r} = \sum_{i=1}^n r_i^2 =$$

$$= (a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n - b_1)(a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n - b_1) +$$

$$+ (a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n - b_2)(a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n - b_2) +$$

$\vdots$

$$+ (a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n - b_n)(a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n - b_n) =$$

$$\begin{aligned}
&= a_{11}^2 x_1^2 + a_{11} a_{12} x_1 x_2 + \dots + a_{11} a_{1n} x_1 x_n - a_{11} b_1 x_1 + \\
&+ a_{11} a_{12} x_1 x_2 + a_{12}^2 x_2^2 + \dots + a_{12} a_{1n} x_2 x_n - a_{12} b_1 x_2 + \\
&+ a_{11} a_{1n} x_1 x_n + a_{12} a_{1n} x_2 x_n + \dots + a_{1n}^2 x_n^2 - a_{1n} b_1 x_n + \\
&- a_{11} b_1 x_1 - a_{12} b_1 x_2 - \dots - a_{1n} b_1 x_n + b_1^2 \\
&+ \dots = \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^2 x_j^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq j}^n a_{ij} a_{ik} x_j x_k - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_i x_j + \sum_{i=1}^n b_i^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
f_{x_i} &= \frac{\partial f}{\partial x_i} = \\
&= 2 \sum_{j=1}^n a_{ji}^2 x_i + 2 \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq i}^n a_{ji} a_{jk} x_k - 2 \sum_{j=1}^n a_{ji} b_j = \\
&= 2 \sum_{j=1}^n a_{ji} \left( \sum_{k=1}^n a_{jk} x_k - b_j \right)
\end{aligned}$$

Det här är den i:te komponenten i vektorn som, med lämpligt vald koefficient, ska dras bort från  $\mathbf{x}$ . I komponenten kan man se termen,

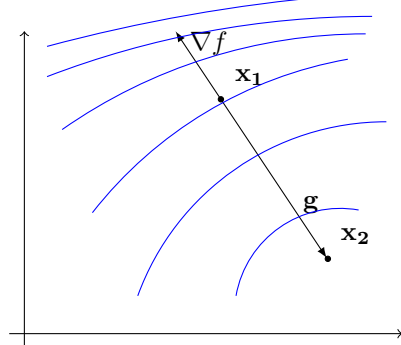
$$\sum_{k=1}^n a_{jk} x_k - b_j$$

Den är ju lika med 0 när  $\mathbf{x}$  är lösningen. Det betyder att gradienten är  $\mathbf{0}$  vid lösningen. Det kommer sig av att  $\mathbf{r}^\top \mathbf{r} \geq 0$  och därför har minimum vid lösningen. Istället för att beskriva gradienten med den jobbiga summan kan man skriva,

$$\nabla f = 2\mathbf{A}^\top (\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}) = 2\mathbf{A}^\top \mathbf{r} \quad (3)$$

Nu har jag riktningen jag ska gå i men hur stora kliv ska jag ta? Jag definierar  $\gamma$  som den faktor som multipliceras med gradienten för att, förhoppningsvis, komma närmare lösningen.

Jag vill se om jag kan lista ut ett värde på  $\gamma$ . Låt  $\mathbf{x}_1$  vara en punkt sådan att,  $-\nabla f(\mathbf{x}_1)$  pekar i riktning mot lösningen  $\mathbf{x}_2$ .  $\mathbf{g}$  är vektorn från  $\mathbf{x}_1$  till  $\mathbf{x}_2$



Då får jag följande relationer från (2), (3) och ur figur.

$$\begin{aligned}\mathbf{g} &= \gamma \nabla f = 2\gamma \mathbf{A}^T \mathbf{r} \\ \mathbf{x}_2 - \mathbf{g} - \mathbf{x}_1 &= \mathbf{0} \\ \mathbf{x}_2 &= \mathbf{g} + \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{r} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_1 - \mathbf{b} \\ \mathbf{r}_2 &= \mathbf{A}\mathbf{x}_2 - \mathbf{b} = \mathbf{0} \\ \mathbf{r}_2 &= \mathbf{A}(\mathbf{g} + \mathbf{x}_1) - \mathbf{b} = \mathbf{A}(2\gamma \mathbf{A}^T \mathbf{r} + \mathbf{x}_1) - \mathbf{b} = \\ &= 2\gamma \mathbf{A}\mathbf{A}^T \mathbf{r} + \mathbf{A}\mathbf{x}_1 - \mathbf{b} = 2\gamma \mathbf{A}\mathbf{A}^T \mathbf{r} + \mathbf{r} = \mathbf{0}\end{aligned}$$

För att få en skalär multiplicerar jag med  $\mathbf{r}^T$ .

$$\begin{aligned}2\gamma \mathbf{r}^T \mathbf{A}\mathbf{A}^T \mathbf{r} + \mathbf{r}^T \mathbf{r} &= \mathbf{0} \\ \gamma &= -\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{r}}{2\mathbf{r}^T \mathbf{A}\mathbf{A}^T \mathbf{r}}\end{aligned}\tag{4}$$

Se där, ett egenproducerat värde på  $\gamma$ ! För att minska på antalet beräkningar räknar jag ut  $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$  en gång för alla och sätter  $\mathbf{M} = \mathbf{A}\mathbf{A}^T$ .

$$\gamma = -\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{r}}{2\mathbf{r}^T \mathbf{M} \mathbf{r}}\tag{5}$$

Då kan jag iterera mig fram till lösningen på följande vis:

$$\begin{aligned}\mathbf{M} &= \mathbf{A}\mathbf{A}^T \\ \mathbf{x}_0 &= \tilde{\mathbf{x}}\end{aligned}$$

Repetera:

$$\mathbf{r} = \mathbf{A}\mathbf{x}_i - \mathbf{b}$$

Beräkna  $\gamma$  enligt (5)

Beräkna  $\nabla f$  enligt (3)

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i + \gamma \nabla f$$

Testar med ett 2-dimensionellt exempel.

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_0 = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 5 & 4 \\ 4 & 5 \end{pmatrix}$$

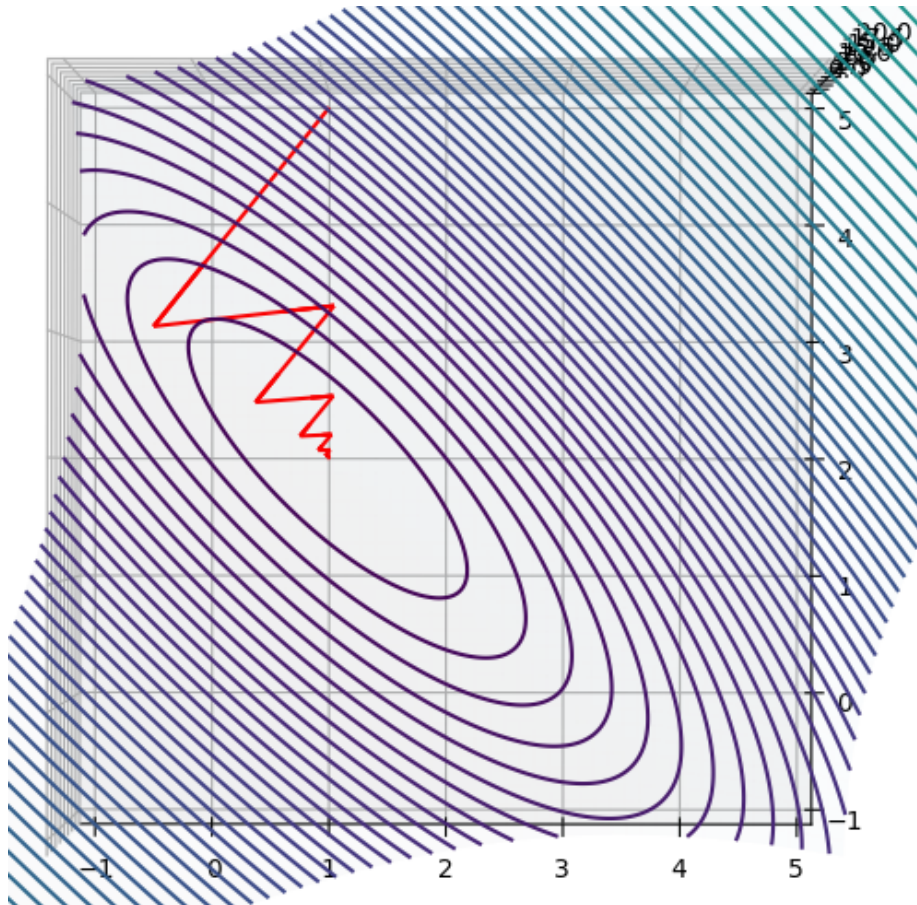
$$\mathbf{r} = \mathbf{Ax}_0 - \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 6 \\ 6 \end{pmatrix}$$

$$\gamma = -\frac{\mathbf{r}^\top \mathbf{r}}{2\mathbf{r}^\top \mathbf{M} \mathbf{r}} = -\frac{72}{1296} = -\frac{1}{18}$$

$$\nabla f = 2\mathbf{A}^\top \mathbf{r} = \begin{pmatrix} 36 \\ 36 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{x}_0 + \gamma \nabla f = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} + -\frac{1}{18} \begin{pmatrix} 36 \\ 36 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

Vilket är lösningen.



Ett 2-dimensionellt exempel med lösningen,  $x_1 = 1, x_2 = 2$ .

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \end{pmatrix}$$

```

import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# function definition to compute magnitude of a vector
def magnitude(vector):
    return np.sqrt(sum(pow(element, 2) for element in vector))

def fun(x, y):
    return 5*x**2 + 5*y**2 + 8*x*y - 26*x - 28 *y + 41

# function to calculate the gradient of f
def grad(a, r):
    return 2*np.matmul(np.transpose(a), r)

# function to calculate the multiplier gamma
def gamma(M, r):
    return -1/2.0*np.matmul(np.transpose(r),r)/
        np.matmul(np.transpose(r),np.matmul(M,r))

ax = plt.figure().add_subplot(projection='3d')
# Customize the axis.
ax.set_xlim(-1, 5)
ax.set_ylim(-1, 5)
ax.set_zlim(0, 20)
# Make data.
x = np.arange(-1, 5, 0.01)
y = np.arange(-1, 5, 0.01)
x, y = np.meshgrid(x, y)
z = fun(x, y)

# Plot the surface.
#surf = ax.plot_surface(x, y, z, cmap=cm.coolwarm,
#                        linewidth=0, antialiased=False)
surf = ax.plot_surface(x, y, z, alpha = 0.02)

CS = ax.contour(x, y, z, 100)
ax.clabel(CS, inline=True, fontsize=10)

a = 1.0*np.array([[2, 1],
                  [1, 2]])

b = 1.0*np.array([1, 5])

# initial guess
x = 1.0*np.array([0, 0])

```

```

M = np.matmul(a, np.transpose(a))

for i in range(16):
    r = np.matmul(a, x) - b

    gradienten = grad(a, r)
    gam = gamma(a, r)
    g = gam*gradienten

    # draw vectors
    ax.quiver(x[0], x[1], 0, g[0], g[1], 0,
              length=1, color = 'r')

    x += g

    print("x = ", x)

plt.show()

```

Output:

```

x = [-0.49663635  3.12920456]
x = [1.04269474  3.30591149]
x = [0.37358494  2.48134609]
x = [1.03538137  2.53560304]
x = [0.75340786  2.19281458]
x = [1.02054343  2.20571459]
x = [0.90924198  2.0721461 ]
x = [1.00984636  2.07354768]
x = [0.96895199  2.02506783]
x = [1.00408531  2.02433466]
x = [0.99018339  2.00804235]
x = [1.00149442  2.00741015]

```