

# Układy równań

Joanna Czarnowska<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Uniwersytet Gdański  
Instytut Informatyki

# Układ równań liniowych

Układ  $n$  równań liniowych o  $n$  niewiadomych  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , współczynnikach rzeczywistych  $a_{ij}$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, n$  oraz wyrazach wolnych  $b_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$

$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2$$

...

$$a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n,$$

możemy zapisać w postaci macierzowej

$$A \cdot x = b,$$

gdzie

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}, \quad x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \quad b = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T.$$

# LU (Lower-Upper) faktoryzacja

W metodzie *LU* rozwiązywania układów równań liniowych, macierz  $A = [a_{ij}]_{1 \leq i, j \leq n}$  zapisywana jest jako iloczyn macierzy

$$A = L \cdot U,$$

gdzie  $L$  jest dolną macierzą trójkątną, a  $U$  – górną macierzą trójkątną

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix}, \quad U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ 0 & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & u_{nn} \end{bmatrix}.$$

Układ równań przyjmuje wówczas postać

$$A \cdot x = L \cdot \underbrace{U \cdot x}_y = b.$$

Jego rozwiązanie, sprowadza się do rozwiązania dwóch układów równań z macierzami trójkątnymi

$$L \cdot y = b, \quad U \cdot x = y.$$

# Przykład

**Przykład 1.** (BF, Example 2, p.363, 404) Dla układu równań

$$x_1 - x_2 + 2x_3 - x_4 = -8,$$

$$2x_1 - 2x_2 + 3x_3 - 3x_4 = -20,$$

$$x_1 + x_2 + x_3 = -2,$$

$$x_1 - x_2 + 4x_3 + 3x_4 = 4,$$

mamy

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 \\ 2 & 1 & -1 & 1 \\ 3 & -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & 3 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 3 & 4 & 1 & 0 \\ -1 & -3 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & -1 & -1 & -5 \\ 0 & 0 & 3 & 13 \\ 0 & 0 & 0 & -13 \end{bmatrix} = LU.$$

Aby rozwiązać równanie

$$Ax = LUx = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 3 & 4 & 1 & 0 \\ -1 & -3 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & -1 & -1 & -5 \\ 0 & 0 & 3 & 13 \\ 0 & 0 & 0 & -13 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 \\ 7 \\ 14 \\ -7 \end{bmatrix}$$

podstawiamy  $y = Ux$  i rozwiązujemy równanie

$$Ly = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 3 & 4 & 1 & 0 \\ -1 & -3 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 \\ 7 \\ 14 \\ -7 \end{bmatrix}$$

Otrzymujemy:  $y_1 = 8$ ,  $y_2 = -9$ ,  $y_3 = 26$ ,  $y_4 = -26$ .

# Przykład 1 c.d.

Następnie rozwiązujemy równanie  $Ux = y$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & -1 & -1 & -5 \\ 0 & 0 & 3 & 13 \\ 0 & 0 & 0 & -13 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 \\ -9 \\ 26 \\ -26 \end{bmatrix}$$

Ostatecznie otrzymujemy:  $x_1 = 3$ ,  $x_2 = -1$ ,  $x_3 = 0$ ,  $x_4 = 2$ .

Zobacz Przykład 1 w skrypcie 09UkładyRównan.R

# Macierz dodatnio określona

W rozwiązywaniu liniowych układów równań wykorzystuje się też rozkład Choleskiego, dla macierzy dodatnio określonych.

## Definicja

Macierz  $A = [a_{ij}]_{1 \leq i, j \leq n}$  nazywamy dodatnio określoną, jeśli jest symetryczna oraz

$$x^T A x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j > 0.$$

dla każdego wektora  $x \neq 0$ .

# Macierz dodatnio określona – przykład

Przykład 2. Macierz

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

jest dodatnio określona.

Dla dowolnego wektora niezerowego  $x = (x_1, x_2, x_3)$  mamy

$$\begin{aligned} x^T A x &= [x_1, x_2, x_3] \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \\ &= [x_1, x_2, x_3] \begin{bmatrix} 2x_1 & - & x_2 \\ -x_1 & + & 2x_2 & - & x_3 \\ -x_2 & + & 2x_3 \end{bmatrix} \\ &= 2x_1^2 - 2x_1x_2 + 2x_2^2 - 2x_2x_3 + 2x_3^2. \end{aligned}$$

Po przekształceniu, otrzymujemy

$$x^T A x = x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 > 0$$

# Kryterium Sylwestera

Niech  $A$  będzie macierzą symetryczną

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

o minorach głównych

$$M_1 = a_{11}, \quad M_2 = \det \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}, \quad \dots, \quad M_n = \det \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{nn} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

**Kryterium Sylwestera.** Macierz  $A$  jest dodatnio określona wtedy i tylko wtedy, gdy jej wiodące minory główne są dodatnie:  $M_1 > 0, M_2 > 0, \dots, M_n > 0$ .



# Przykład 2 c.d.

Mamy

$$\det A_1 = \det[2] = 2 > 0,$$

$$\det A_2 = \det \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} = 4 - 1 = 3 > 0,$$

$$\begin{aligned} \det A_3 &= \det \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} = 2 \det \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} - (-1) \det \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \\ &= 2(4 - 1) + (-2 + 0) = 4 > 0. \end{aligned}$$

Zobacz Przykład 2 w skrypcie 09UkładyRównan.R

# Rozkład Choleskiego

Macierz  $A = [a_{ij}]_{1 \leq i, j \leq n}$  dodatnio określoną, można zapisać w postaci iloczynu macierzy

$$A = LL^T,$$

gdzie  $L$  jest dolną macierzą trójkątną, a  $L^T$  jej macierzą transponowaną macierzy  $L$ . Rozkład ten jest nazywany **rozkładem Choleskiego**.

# Rozkład Choleskiego

Rozpisując iloczyn  $A = LL^T$ , otrzymujemy

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{11} & l_{21} & \cdots & l_{n1} \\ 0 & l_{22} & \cdots & l_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix}$$

Skąd kolejno wyliczamy wyrazy macierzy L

$$a_{11} = l_{11}^2 \quad \rightarrow \quad l_{11} = \sqrt{a_{11}}$$

$$a_{21} = l_{21}l_{11} \quad \rightarrow \quad l_{21} = \frac{a_{21}}{l_{11}}$$

$$a_{22} = l_{21}^2 + l_{22}^2 \quad \rightarrow \quad l_{22} = \sqrt{a_{22} - l_{21}^2}$$

$$a_{32} = l_{31}l_{21} + l_{32}l_{22} \quad \rightarrow \quad l_{32} = \frac{a_{32} - l_{31}l_{21}}{l_{22}}$$

...

$$l_{ij} = \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}^2}, \quad l_{ji} = \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk}l_{ik}}{l_{ii}}.$$

# Rozkład Choleskiego – przykład

Przykład 3. Macierz

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 20 & 26 \\ 3 & 26 & 70 \end{bmatrix}$$

jest dodatnio określona. Rozkład Choleskiego tej macierzy

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 4 & 0 \\ 3 & 5 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 4 & 5 \\ 0 & 0 & 6 \end{bmatrix}$$

Zobacz Przykład 3 w skrypcie 09UkladyRownan.R

# Układ równań liniowych – faktoryzacja Choleskiego

Uwzględniając faktoryzację Choleskiego, układ równań liniowych

$$A \cdot x = b,$$

przyjmuje postać

$$L \cdot \underbrace{L^T \cdot x}_y = b.$$

Jego rozwiązanie sprowadza się podobnie jak w przypadku faktoryzacji LU do rozwiązania dwóch układów równań z macierzami trójkątnymi

$$L \cdot y = b, \quad L^T \cdot x = y.$$

# Generowanie z wielowymiarowego rozkładu normalnego

Rozkład Choleskiego wykorzystuje się do generowania z wielowymiarowego rozkładu normalnego.

**Przykład 4.** Algorytm generowania z rozkładu  $N_d(\mu, \Sigma)$ .

- ▶ Wyznaczamy rozkład Choleskiego macierzy kowariancji  $\Sigma = LL^T$ .
- ▶ Generujemy próbę  $Z$  z rozkładu normalnego standardowego  $N(0, I_d)$ .
- ▶ Próba  $X = \mu + LZ$  jest próbą z rozkładu  $N_d(\mu, \Sigma)$ .

Zobacz Przykład 4 w skrypcie 09UkładyRownan.R

# Układ równań nieliniowych

Układ równań nieliniowych ma postać

$$f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0,$$

$$f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0,$$

...

$$f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0,$$

gdzie  $f_1, f_2, \dots, f_n : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  są funkcjami przyporządkowującymi każdemu wektorowi  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  liczbę.

# Układ równań nieliniowych

Jeśli zdefiniujemy odwzorowanie  $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  następująco

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = (f_1(x_1, x_2, \dots, x_n), f_2(x_1, x_2, \dots, x_n), \dots, f_n(x_1, x_2, \dots, x_n)), \quad (1)$$

to rozwiązanie nieliniowego układu równań, możemy sprowadzić do problemu znalezienia miejsca zerowego  $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$  tego odwzorowania

$$F(x^*) = 0.$$

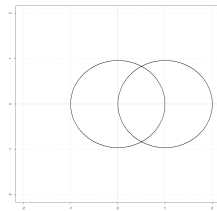
**Przykład.** Dla układu równań

$$x_1^2 + x_2^2 - 1 = 0,$$

$$(x_1 - 1)^2 + x_2^2 - 1 = 0,$$

odwzorowanie  $F$  dane jest wzorem

$$F(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2 - 1, (x_1 - 1)^2 + x_2^2 - 1).$$





# Równanie nieliniowe

Zagadnienie rozwiązania układu równań nieliniowych rozpoczniemy od rozwiązania równania nieliniowego, które ma postać:  $f(x) = 0$ , gdzie  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  jest funkcją nieliniową.

Jedną z metod rozwiązania takiego równania, jest **metoda Newtona-Raphsona** (metoda stycznych). Jest to algorytm iteracyjny wyznaczania przybliżonej wartości pierwiastka  $x^*$  funkcji  $f$ , na przedziale  $[a, b]$ .

# Metoda Newtona-Raphsona

**Algorytm.** Niech  $f \in C^2[a, b]$  ( $f$  posiada ciągłą drugą pochodną).

- a) W pierwszym kroku wybieramy punkt startowy  $x_0$  „bliski” szukanemu pierwiastkowi i taki, że  $f'(x_0) \neq 0$ .
- b) Aproksymujemy funkcję  $f$ , wokół punktu  $x_0$ , wielomianem Taylora pierwszego rzędu

$$f(x) \approx f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0).$$

Pierwiastek funkcji liniowej:  $f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) = 0$

$$x = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)}$$

jest pierwszym przybliżeniem ( $x_1 = x$ ) szukanej wartości  $x^*$ .

- c) Dalej powtarzamy krok b), biorąc w miejsce punktu  $x_0$  punkt  $x_1$ .  
Otrzymujemy

$$x_2 = x_1 - \frac{f(x_1)}{f'(x_1)}.$$

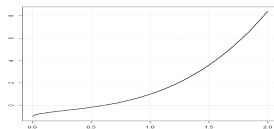
Analogicznie otrzymujemy kolejne przybliżenia  $(x_n)_{n \geq 1}$

$$x_n = x_{n-1} - \frac{f(x_{n-1})}{f'(x_{n-1})}. \quad (2)$$

# Metoda Newtona-Raphsona – przykład

Przykład 5. Rozwiązanie równania

$$x^3 + \sqrt{x} - 1 = 0$$



sprowadzamy do wyznaczenia pierwiastka funkcji

$$f(x) = x^3 + x^{1/2} - 1.$$

Wyznaczamy pochodną  $f'(x) = 3x^2 + \frac{1}{2}x^{-1/2}$ . Startując z punktu  $x_0 = 1$ , mamy

$$x_1 = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)} = 1 - \frac{1}{7/2} = \frac{5}{7} = 0,7142857,$$

$$x_2 = x_1 - \frac{f(x_1)}{f'(x_1)} = 0,6155279,$$

$$x_3 = x_2 - \frac{f(x_2)}{f'(x_2)} = 0,6055141$$

$$x_4 = x_3 - \frac{f(x_3)}{f'(x_3)} = 0,6054234.$$

Zobacz Przykład 5a.b w 09UkładyRownan.R

# Metoda Newtona-Raphsona – zbieżność

**Twierdzenie.** (BF: Th. 26, p.70) Jeśli funkcja  $f$  ma ciągłą drugą pochodną oraz  $x^* \in (a, b)$  jest takim punktem, że  $f(x^*) = 0$  i  $f'(x^*) \neq 0$ , to istnieje  $\delta > 0$  taka, że dla każdego punktu początkowego  $x_0 \in [x^* - \delta, x^* + \delta]$  metoda Newtona-Raphsona generuje ciąg punktów  $(x_n)_{n=0}^{\infty}$  zbieżny do  $x^*$ .

**Błąd metody.** Błąd  $k$ -tego przybliżenia można oszacować poprzez nierówność

$$|x^* - x_k| \leq \frac{f(x_k)}{m},$$

gdzie  $m = \min_{x \in [a, b]} |f'(x)|$ .

**Przykładowe warunki zakończenia obliczeń.** Dla przyjętego  $\varepsilon$  kończy się obliczenia, jeśli:

- ▶ wartość funkcji w wyznaczonym punkcie jest bliska zeru:  $|f(x_k)| \leq \varepsilon$ ,
- ▶ odległość pomiędzy kolejnymi przybliżeniami jest mała:  $|x_{k+1} - x_k| \leq \varepsilon$ ,
- ▶ szacowany błąd jest dostatecznie mały:  $|x^* - x_k| \leq \varepsilon$ .

# Układ równań nieliniowych – algorytm Newtona

W przypadku układu  $n$  równań nieliniowych z  $n$  niewiadomymi, podobnie jak dla przypadku jednowymiarowego, algorytm wyznaczania miejsca zerowego funkcji  $F$  (1), polega na wyborze wektora startowego  $x_0$ , a następnie rekurencyjnym przekształcaniu tego wektora do momentu, gdy kolejne przybliżenia będą zadawalające

$$x_{n+1} = x_n - J_F(x_n)^{-1}F(x_n),$$

gdzie  $J_F$  w powyższym równaniu macierzowym, jest macierzą Jacobiego pochodnych cząstkowych odwzorowania  $F$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}.$$

# Układ równań nieliniowych – przykład

## Przykład 6.

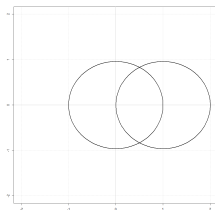
Rozwiązanie układu równań ( $x_1, x_2 > 0$ )

$$x_1^2 + x_2^2 - 1 = 0,$$

$$(x_1 - 1)^2 + x_2^2 - 1 = 0,$$

sprowadzamy do znalezienia miejsca zerowego odwzorowania

$$F(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2 - 1, (x_1 - 1)^2 + x_2^2 - 1).$$



Jako punkt startowy przyjmujemy  $x_0 = (\frac{1}{4}, \frac{1}{2})$ , dla którego:  $F(x_0) = (-\frac{11}{16}, -\frac{3}{16})$ .  
Macierz Jacobiego w punkcie  $x_0$  i macierz do niej odwrotna

$$J_F(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2x_1 & 2x_2 \\ 2(x_1 - 1) & 2x_2 \end{bmatrix}, \quad J_F(x_0) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 1 \\ -\frac{3}{2} & 1 \end{bmatrix}, \quad J_F^{-1}(x_0) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{3}{4} & \frac{1}{4} \end{bmatrix}$$

Stąd

$$x_1 = x_0 - J_F(x_0)^{-1} F(x_0) = \left( \frac{1}{2}, \frac{17}{16} \right).$$

# Optymalizacja, a układy równań

Problem znalezienia rozwiązania układu równań nieliniowych, można sprowadzić też do problemu wyznaczenia punktów, dla których funkcja

$$g(x) = \sum_{i=1}^n f_i^2(x)$$

osiąga najmniejszą wartość (równą zero).

**Przykład 6 cd.** Rozwiązanie układu równań

$$x_1^2 + x_2^2 - 1 = 0,$$

$$(x_1 - 1)^2 + x_2^2 - 1 = 0,$$

sprowadzamy do wyznaczenia punktów, dla których funkcja

$$g(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2 - 1)^2 + ((x_1 - 1)^2 + x_2^2 - 1)^2$$

osiąga najmniejszą wartość (równą zero) na domkniętym przedziale.

Zobacz Przykład 6b w skrypcie 09UkladyRownan.R