# Analiza numeryczna(M) - Pracownia 3 - Zadanie 17

# Wojciech Balik

# Styczeń 29, 2017

# Spis treści

1	Wstęp	1			
2	2 Algorytm Banachiewicza-Choleskiego				
3	Zastosowania Rozkładu Choleskiego 3.1 Problem najmniejszych kwadratów	<b>2</b> 3			
4	Testy numeryczne 4.1 Macierz Hilberta	<b>4</b> 4			
5	Wnioski	5			

# 1 Wstęp

W praktycznych zastosowaniach algebry liniowej dość popularny jest rozkład LU, gdzie dla danej macierzy  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  szukane są macierze  $L \in \mathbb{L}^{n \times n}$  oraz  $U \in \mathbb{U}^{n \times n}$  spełniające równanie:

$$A = LU$$

Rozkład który zostanie omówiony jest szczególnym przypadkiem rozkładu LU. Rozkład Choleskiego, gdzie o macierzy A zakładamy że jest symetryczna oraz dodatnio określona, jest postaci:

$$A = LL^T$$

#### $\mathbf{2}$ Algorytm Banachiewicza-Choleskiego

Załóżmy że mamy daną macierz  $M \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symetryczną oraz dodatnio określoną. Chcemy znaleźć rozkład M w postaci:

$$M = LL^T (1)$$

Gdzie L jest macierzą dolnotrójkątną stopnia n.

Zauważmy że korzystając z symetryczności M możemy rozpisać to równanie jako:

$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{2,1} & \dots & a_{n,1} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{n,2} \\ \vdots & & & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{1,1} & 0 & \dots & 0 \\ l_{2,1} & l_{2,2} & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ l_{n,1} & l_{n,2} & \dots & l_{n,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{1,1} & l_{2,1} & \dots & l_{n,1} \\ 0 & l_{2,2} & & l_{n,2} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & l_{n,n} \end{bmatrix}$$

Wówczas możemy wyznaczyć elemeny macierzy L idąc wiersz po wierszu, otrzymując:

$$l_{1,1}^{2} = a_{1,1} \Rightarrow l_{1,1} = \sqrt{a_{1,1}}$$

$$l_{2,1}l_{1,1} = a_{2,1} \Rightarrow l_{2,1} = \frac{a_{2,1}}{l_{1,1}}$$

$$\vdots$$

$$l_{i,i} = \sqrt{a_{i,i} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{i,k}^{2}}$$

$$l_{i,j} = \frac{1}{l_{j,j}} (a_{i,j} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{i,k} l_{j,k})$$

$$(3)$$

(3)

Dzięki dodatniej określoności macierzy M, wszystkie wartości pod pierwiastkiem we wzorze (2) są dodatnie, więc nie ma potrzeby używać liczb zespolonych (szczegóły można doczytać w [1]).

Koszt wyznaczenia takiego rozkładu to  $O(n^2)$ . Zauważmy również że nie potrzebujemy trzymać w pamięci komputera dwóch macierzy L oraz  $L^T$ , co pozwala zaoszczędzić nieco miejsca.

#### 3 Zastosowania Rozkładu Choleskiego

Najbardziej oczywistym zastosowaniem jest rozwiązywanie układów równań. Załóżmy że mamy układ równań:

$$Ax = b \tag{4}$$

Gdzie A posiada rozkład Choleskiego. Wówczas otrzymujemy:

$$LL^T x = b (5)$$

Zauważmy że rozwiązując równanie:

$$Ly = b (6)$$

oraz podstawiając do (3) a następnie mnożąc obustronnie przez  $L^{-1},$  otrzymujemy:

$$L^T x = y \tag{7}$$

Rozwiązanie równań (4) oraz (5) to koszt  $O(n^2)$ , gdzie dla porównania, zwykła eliminacja Gaussa kosztuje  $O(n^3)$ . Mogłoby się wydawać że powyższa metoda nie znajdzie swojego zastosowania przez to że wymagane jest aby macierz A była symetryczna oraz dodatnio określona. Okazuje się jednak że takie macierze występują we wielu problemach, m.in. w równaniach różniczkowych cząstkowych, statystyce.

### 3.1 Problem najmniejszych kwadratów

Załóżmy że mamy układ równań:

$$Ax = b (8)$$

Gdzie  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , m > n, rk(A) = n.

Taki układ zazwyczaj nie ma rozwiązań, ale można znaleźć wektor x który minimalizuje wartość:

$$||Ax - b||_2^2$$

Okazuje się że wektor x musi spełniać:

$$(A^T A)x = A^T b (9)$$

Zauważmy że:

$$(A^T A)^T = A^T A (10)$$

oraz dla dowolnego wektora  $u \in \mathbb{R}^n$ 

$$u^{T} A^{T} A u = (A u)^{T} (A u) = ||A u||_{2}^{2} > 0$$
(11)

Macierz jest więc symetryczna oraz dodatnio określona co umożliwia nam użycie rozkładu Choleskiego do rozwiązania tego problemu.

## 4 Testy numeryczne

Testy zostały przeprowadzone w następujący sposób:

Wybrana zostaje macierz A oraz wektor x który będzie prawdziwym rozwiązaniem, obliczany zostaje wektor b przez przemnożenie M oraz x. Następnie wyznaczany zostaje wektor  $\tilde{x}$  za pomocą rozkładu Choleskiego.

Do prezentacji błędów numerycznych posłużymy się błędem względnym:

$$\frac{||x-\tilde{x}||}{||x||}$$

oraz residuum:

$$||b - A\tilde{x}||$$

### 4.1 Macierz Hilberta

Macierzą Hilberta nazywamy macierz  $H = [h_{ij}]$ , gdzie  $h_{ij} = \frac{1}{i+j-1}$ . Cechą charakterystyczną tej macierzy jest to że jest bardzo źle uwarunkowana -  $cond(H_n) = O(\frac{e^{3.5n}}{\sqrt{n}})$ . Używanie jej w obliczeniach numerycznych, nawet dla niewielkich n może spowodować duże błędy numeryczne.

Poniższa tabelka prezentuje błąd względny oraz residuum, gdzie wektor b został tak dobrany że  $x=[1,2,...,n]^T$ 

n	b-Hx	$\frac{\ x-\tilde{x}\ }{\ x\ }$
3	0.000e+00	1.280e-14
6	4.441e-16	1.759e-10
9	1.662e-15	4.366e-06
11	2.391e-15	7.929e-03

Problemy związane z błędami numerycznymi wcale nie muszą dotyczyć tylko wyniku. Mimo że macierz Hilberta jest dodatnio określona dla każdego n, to dla  $n \geq 12$  wskutek zaokrągleń numerycznych wyrażenie pod pierwiastkiem we wzorze (2) jest ujemne. Wniosek z tego płynący jest taki że nawet jeśli macierz jest dodatnio określona w sensie matematycznym, wcale nie oznacza że w sensie numerycznym również tak będzie.

#### 4.2 Macierz Pei

Macierz Pei to macierz postaci:  $\mathbf{1} + \epsilon I_n$ , gdzie  $\mathbf{1}$  to macierz kwadratowa  $n \times n$  mająca jedynki na wszystkich współrzędnych. Gdy  $\epsilon \approx 0$  macierz jest źle uwarunkowana. Wektor b został dobrany tak aby  $x = [1, 1, ..., 1]^T$ , oraz  $\epsilon = 10e - 15$ 

n	b - Px	$\frac{\ x- ilde{x}\ }{\ x\ }$
3	4.441e-16	1.549e-01
6	1.986e-15	2.125e-01
9	3.553e-15	8.231e-01
12	7.324e-15	1.046e+00
15	3.077e-15	1.209e+00
18	3.553e-15	1.216e+00

### 5 Wnioski

Rozkład Choleskiego zdecydowanie nie nadaje się do rozwiązań ogólnych, gdzie o rozkładanych macierzach nie wiemy nic, ponieważ szansa że taka macierz będzie symetryczna oraz dodatnio określona jest bardzo mała. Rozkład ten znalazł jednak zastosowanie w pewnych szczególnych problemach, sprawdzając się całkiem dobrze. Dość dużym minusem jest to że macierze które formalnie są określone dodatnio, z punktu widzenia obliczeń numerycznych wcale takie nie muszą być, co zmusza nas do użycia innego rozkładu.

# Literatura

[1] David Kincaid, Ward Cheney, przekł. Stefan Paszkowski, *Analiza Numeryczna*, Warszawa, WNT, 2006.