

Wstęp do metod numerycznych

Uwarunkowanie

Eliminacja Gaussa

P. F. Góra

<http://th-www.if.uj.edu.pl/zfs/gora/>

2013

Uwarunkowanie zadania numerycznego

Niech $\varphi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ będzie pewną funkcją odpowiednio wiele razy różniczkowalną i niech $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$.

Definicja: Mówimy, że zagadnienie obliczenia $\varphi(\mathbf{x})$ jest *numerycznie dobrze uwarunkowane*, jeżeli niewielkie względne zmiany danych dają niewielkie względne zmiany rozwiązania. Zagadnienia, które nie są numerycznie dobrze uwarunkowane, nazywamy źle uwarunkowanymi.

Przykład

Rozważmy problem znalezienia rozwiązań równania

$$x^2 + bx + c = 0, \quad (1)$$

przy czym zakładamy, że $b^2 - 4c > 0$. Wiadomo, że rozwiązania mają w tym wypadku postać

$$x_{1,2} = \frac{1}{2} \left(-b \pm \sqrt{b^2 - 4c} \right). \quad (2)$$

Jak dobrze uwarunkowane jest zagadnienie obliczania (2)? *Danymi* są tu współczynniki trójmianu, b, c . Zaburzmy te współczynniki: $b \rightarrow b + \varepsilon_2$, $c \rightarrow c + \varepsilon_3$.

Rozwiązaniami są teraz

$$\begin{aligned}\bar{x}_{1,2} &= \frac{1}{2} \left(-b + \varepsilon_2 \pm \sqrt{(b + \varepsilon_2)^2 - 4(c + \varepsilon_3)} \right) \\ &\simeq \frac{1}{2} \left(-b \pm \sqrt{b^2 - 4c} + \varepsilon_2 \pm \frac{2b\varepsilon_2 - 4\varepsilon_3}{2\sqrt{b^2 - 4c}} \right),\end{aligned}\quad (3)$$

gdzie dokonaliśmy rozwinięcia Taylora do pierwszego rzędu w $\varepsilon_{1,2}$. Wiadujemy, że błąd względny

$$\left| \frac{\bar{x}_{1,2} - x_{1,2}}{x_{1,2}} \right| \quad (4)$$

rośnie nieograniczenie, gdy $b^2 - 4c \rightarrow 0^+$. Problem wyznaczania pierwiastków trójmianu (1) jest wówczas numerycznie źle uwarunkowany. Problem ten jest dobrze uwarunkowany, gdy $b^2 - 4c \gg 0$.

Współczynnik uwarunkowania

Niech $\varphi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ będzie pewną funkcją, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ dokładną wartością argumentu, a $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^n$ znanym numerycznym przybliżeniem \mathbf{x} .

Definicja: Jeżeli istnieje $\kappa \in \mathbb{R}$ taka, że

$$\forall \mathbf{x}, \bar{\mathbf{x}}: \frac{\|\varphi(\mathbf{x}) - \varphi(\bar{\mathbf{x}})\|_{\mathbb{R}^m}}{\|\varphi(\mathbf{x})\|_{\mathbb{R}^m}} \leq \kappa \cdot \frac{\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|_{\mathbb{R}^n}}{\|\mathbf{x}\|_{\mathbb{R}^n}} \quad (5)$$

nazywamy ją *współczynnikiem uwarunkowania* zagadnienia wyliczenia wartości $\varphi(\cdot)$ (względem zadanych norm).

Współczynnik uwarunkowania mówi jak bardzo błąd względny wyniku obliczeń “przekracza” błąd względny samej różnicy przybliżenia i wartości dokładnej. Spodziewamy się, że jeżeli przybliżenie znacznie różni się od wartości dokładnej, także wyniki obliczeń będą się znacznie różnić. W zagadnieniach numerycznie źle uwarunkowanych *może* się zdarzyć, że nawet **niewielkie** odchylenie przybliżenia od wartości dokładnej doprowadzi do **znacznej** różnicy wyników.

Układy równań liniowych

Niech $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ będzie macierzą, $\mathbf{x}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$. Rozpatrujemy równanie

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \quad (6)$$

Zakładamy, że macierz \mathbf{A} oraz wektor wyrazów wolnych \mathbf{b} są znane. Poszukujemy wektora \mathbf{x} . Równanie (6) jest równoważne następującemu układowi równań liniowych:

$$\left\{ \begin{array}{l} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 + \dots + a_{3n}x_n = b_3 \\ \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \ddots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + a_{n3}x_3 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{array} \right. \quad (7)$$

gdzie a_{ij} są elementami macierzy \mathbf{A} , natomiast x_j, b_j są elementami wektorów, odpowiednio, \mathbf{x}, \mathbf{b} .

Rozwiązywanie układów równań liniowych rzadko stanowi “samoistny” problem numeryczny. Zagadnienie to występuje jednak **bardzo często** jako pośredni etap wielu problemów obliczeniowych. Dlatego też dogłębna znajomość algorytmów numerycznego rozwiązywania układów równań liniowych jest niezwykle ważna.

Rozwiązywalność układów równań liniowych

Układ równań (6) ma jednoznaczne rozwiązanie wtedy i tylko wtedy, gdy

$$\det A \neq 0. \quad (8)$$

Z elementarnej algebry wiadomo, że rozwiązania można wówczas konstruować posługując się *wzorami Cramera*. Uwaga: **Numeryczne korzystanie ze wzorów Cramera jest koszmarnie drogie** i dlatego **w praktyce korzystamy z innych algorytmów**.

Jak dobrze uwarunkowane jest zagadnienie rozwiązania równania (6)?

Przykład

Rozważmy następujące układy równań:

$$\begin{cases} 2x + 6y = 8 \\ 2x + 6.00001y = 8.00001 \end{cases} \quad \begin{cases} 2x + 6y = 8 \\ 2x + 5.99999y = 8.00002 \end{cases}$$

Współczynniki tych układów równań różnią się co najwyżej o $0.00002 = 2 \cdot 10^{-5}$. Rozwiązaniem pierwszego są liczby $(1, 1)$, drugiego — liczby $(10, -2)$. Widzimy, że mała zmiana współczynników powoduje, że różnica rozwiązań jest $\sim 10^6$ razy większa, niż zaburzenie współczynników. Powyższe układy równań są źle uwarunkowane.

Normy wektorów

Niech $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ oraz $\|\mathbf{x}\|$ oznacza normę w przestrzeni \mathbb{R}^n . Najczęściej używa się jednej z trzech norm:

- Norma taksówkowa:

$$\|\mathbf{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| + \cdots + |x_n| \quad (9a)$$

- Norma Euklidesowa:

$$\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2} \quad (9b)$$

- Norma maximum (*worst offender*):

$$\|\mathbf{x}\|_\infty = \max_{i=1,\dots,n} |x_i| \quad (9c)$$

Jeżeli nie zaznaczymy inaczej, przez normę wektorową będziemy rozumieć normę Euklidesową.

Norma macierzy

Niech $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$. *Normą macierzy* (indukowaną) nazywam

$$\|\mathbf{A}\| = \max \left\{ \frac{\|\mathbf{Ax}\|}{\|\mathbf{x}\|} : \mathbf{x} \in \mathbb{R}^N, \mathbf{x} \neq 0 \right\} = \max_{\|\mathbf{x}\|=1} \{\|\mathbf{Ax}\|\} \quad (10)$$

Promieniem spektralnym macierzy $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ nazywam

$$\rho = \sqrt{\|\mathbf{AA}^T\|} \quad (11)$$

Współczynnik uwarunkowania układu równań liniowych

Rozwiązujemy układ równań ($\det \mathbf{A} \neq 0$)

$$\mathbf{A}\mathbf{y} = \mathbf{b} \quad (12a)$$

Przypuśćmy, że wyraz wolny \mathbf{b} jest obarczony jakimś błędem $\Delta\mathbf{b}$, czyli rozwiązujemy

$$\mathbf{A}\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{b} + \Delta\mathbf{b} \quad (12b)$$

Zauważmy, że $\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y} = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{b} + \Delta\mathbf{b}) - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b} = \mathbf{A}^{-1}\Delta\mathbf{b}$.

Jak błąd wyrazu wolnego wpływa na rozwiązanie? Obliczamy

$$\frac{\|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\|}{\|\mathbf{y}\|} = \frac{\|\mathbf{A}^{-1} \Delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{y}\|} \leq \frac{\|\mathbf{A}^{-1}\| \cdot \|\Delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{y}\|} \quad (13a)$$

Z drugiej strony

$$\|\mathbf{b}\| = \|\mathbf{A}\mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{y}\|$$

skąd wynika, że

$$\frac{1}{\|\mathbf{y}\|} \leq \frac{\|\mathbf{A}\|}{\|\mathbf{b}\|} \quad (13b)$$

Ostatecznie

$$\frac{\|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\|}{\|\mathbf{y}\|} \leq \underbrace{\|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{A}^{-1}\|}_{\kappa} \cdot \frac{\|\Delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|} \quad (13c)$$

Współczynnik uwarunkowania macierzy symetrycznej, rzeczywistej

Niech $A \in \mathbb{R}^N$ będzie odwracalną macierzą symetryczną, rzeczywistą. W takim wypadku jej wartości własne są rzeczywiste a jej unormowane wektory własne $\{e_i\}_{i=1}^n$ stanowią bazę ortogonalną w \mathbb{R}^n . Oznaczmy wartości własne tej macierzy przez $\{\lambda_i\}_{i=1}^n$. Weźmy dowolny $x \in \mathbb{R}^n$ taki, że $\|x\| = 1$. Wówczas

$$x = \sum_{i=1}^n \alpha_i e_i, \quad \sum_{i=1}^n \alpha_i^2 = 1. \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \|Ax\| &= \left\| A \sum_{i=1}^n \alpha_i e_i \right\| = \left\| \sum_{i=1}^n \alpha_i A e_i \right\| = \left\| \sum_{i=1}^n \alpha_i \lambda_i e_i \right\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha_i^2 \lambda_i^2} \\ &\leq \sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha_i^2 \max_i(\lambda_i^2)} = \max_i |\lambda_i| \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha_i^2} = \max_i |\lambda_i| \end{aligned} \quad (15)$$

Uwzględniając (10), widzimy, że $\|\mathbf{A}\| = \max_i |\lambda_i|$: norma odwracalnej macierzy symetrycznej, rzeczywistej jest równa największemu modułowi spośród jej wartości własnych.

Rozważmy teraz macierz \mathbf{A}^{-1} . Ma ona te same wektory własne, co \mathbf{A} , natomiast jej wartości własne są odwrotnościami wartości własnej macierzy nieodwróconej, $\mathbf{A}^{-1}\mathbf{e}_i = \frac{1}{\lambda_i}\mathbf{e}_i$. Postępując jak powyżej, łatwo możemy pokazać, że

$$\|\mathbf{A}^{-1}\| = \max_i \frac{1}{|\lambda_i|} = \frac{1}{\min_i |\lambda_i|}. \quad (16)$$

Uwzględniając (13c), (15) i (16), widzimy, że zachodzi następujące

Twierdzenie: Współczynnik uwarunkowania odwracalnej macierzy symetrycznej, rzeczywistej jest równy ilorazowi największego i najmniejszego modułu spośród jej wartości własnych.

$$\kappa = \frac{\max_i |\lambda_i|}{\min_i |\lambda_i|}. \quad (17)$$

Co można zrobić z układem równań

... tak, aby jego rozwiązania się nie zmieniły?

Rozważam układ równań (przykład 3×3 dla oszczędności miejsca):

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \end{cases} \quad (18)$$

1. Równania można zapisać w innej kolejności:

$$\begin{cases} a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \\ a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \end{cases} \quad (19)$$

Odpowiada to **permutacji wierszy macierzy układu równań, z jednocześnie permutacją kolumny wyrazów wolnych.**

2. Równania można dodać stronami, po pomnożeniu przez dowolną stałą różną od zera:

$$\left\{ \begin{array}{llllll} a_{11}x_1 & + & a_{12}x_2 & + & a_{13}x_3 & = & b_1 \\ a_{21}x_1 & + & a_{22}x_2 & + & a_{23}x_3 & = & b_2 \\ (z \cdot a_{11} + a_{31})x_1 & + & (z \cdot a_{12} + a_{32})x_2 & + & (z \cdot a_{13} + a_{33})x_3 & = & z \cdot b_1 + b_3 \end{array} \right. \quad (20)$$

Odpowiada to **zastąpieniu jednego wiersza macierzy układu równań przez dowolną kombinację liniową tego wiersza z innymi, z jednoczesną analogiczną operacją na kolumnie wyrazów wolnych.**

3. We wszystkich równaniach można przestawić kolejność, w jakiej pojawiają się zmienne:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{13}x_3 + a_{12}x_2 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{23}x_3 + a_{22}x_2 = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{33}x_3 + a_{32}x_2 = b_3 \end{cases} \quad (21)$$

Odpowiada to **permutacji *kolumn* macierzy układu równań, z jednoczesną permutacją kolumny niewiadomych.**

Eliminacja Gaussa

Rozpatrzmy jeszcze raz układ równań

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \end{cases} \quad (22)$$

Podzielmy pierwsze równanie stronami przez a_{11}

$$\begin{cases} x_1 + \frac{a_{12}}{a_{11}}x_2 + \frac{a_{13}}{a_{11}}x_3 = \frac{b_1}{a_{11}} \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \end{cases} \quad (23)$$

Teraz mnożymy pierwsze z równań (23) przez a_{21} i odejmijmy stronami od

drugiego, a następnie mnożymy pierwsze z równań (23) przez a_{31} i odejmijmy stronami od **trzeciego**. Otrzymujemy

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 + \frac{a_{12}}{a_{11}}x_2 + \frac{a_{13}}{a_{11}}x_3 = \frac{b_1}{a_{11}} \\ \left(a_{22} - \frac{a_{21}a_{12}}{a_{11}}\right)x_2 + \left(a_{23} - \frac{a_{21}a_{13}}{a_{11}}\right)x_3 = b_2 - \frac{a_{21}}{a_{11}}b_1 \\ \left(a_{32} - \frac{a_{31}a_{12}}{a_{11}}\right)x_2 + \left(a_{33} - \frac{a_{31}a_{13}}{a_{11}}\right)x_3 = b_3 - \frac{a_{31}}{a_{11}}b_1 \end{array} \right. \quad (24a)$$

Przepiszmy to w postaci (tylko zmiana oznaczeń!)

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 + a'_{12}x_2 + a'_{13}x_3 = b'_1 \\ a'_{22}x_2 + a'_{23}x_3 = b'_2 \\ a'_{32}x_2 + a'_{33}x_3 = b'_3 \end{array} \right. \quad (24b)$$

W układzie równań (24b) pierwsza zmienna, x_1 , występuje wyłącznie w pierwszym równaniu. Tego równania już nie przekształcamy, natomiast z pozo-

stałymi równaniami postępujemy analogicznie: dzielimy drugie stronami przez a'_{22} i odpowiednio mnożąc, odejmujemy od trzeciego. Otrzymujemy

$$\begin{cases} x_1 + a'_{12}x_2 + a'_{13}x_3 = b'_1 \\ x_2 + a''_{23}x_3 = b''_2 \\ a''_{33}x_3 = b''_3 \end{cases} \quad (25)$$

Teraz pierwsza zmienna występuje wyłącznie w pierwszym równaniu, druga — w pierwszym i w drugim. Gdyby równań było więcej, moglibyśmy to postępowanie kontynuować.

Ostatecznie otrzymalibyśmy równanie postaci

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 + \bullet x_2 + \bullet x_3 + \dots + \bullet x_N = \tilde{b}_1 \\ x_2 + \bullet x_3 + \dots + \bullet x_N = \tilde{b}_2 \\ x_3 + \dots + \bullet x_N = \tilde{b}_3 \\ \dots = \dots \\ x_N = \tilde{b}_N \end{array} \right. \quad (26)$$

gdzie symbole \bullet oznaczają *jakieś* współczynniki, dające się wyliczyć z pierwotnych współczynników równania, \tilde{b}_i są przekształconymi w toku całej procedury wyrazami wolnymi.

Równanie w postaci (26) nazywamy układem równań *z macierzą trójkątną górną*. Algorytm prowadzący od (22) do (26) nazywamy *eliminacją Gaussa*.

Dygresja: Złożoność obliczeniowa

Niech N oznacza liczbę danych wejściowych pewnego algorytmu. Niech $\mathcal{M}(N)$ oznacza liczbę operacji, jaką algorytm ten wykonuje dla N danych. Mówimy, że **algorytm ma złożoność obliczeniową $O(\mathcal{P}(N))$** jeżeli

$$\exists N_0 \in \mathbb{N}, A_1, A_2 > 0 \forall N > N_0: A_1 \cdot \mathcal{P}(N) \leq \mathcal{M}(N) \leq A_2 \cdot \mathcal{P}(N) \quad (27)$$

Złożoność obliczeniowa eliminacji Gaussa

Aby usunąć zmienną x_1 z jednego wiersza, należy wykonać $O(N)$ operacji. Ponieważ zmienną x_1 musimy usunąć z $N-1$ wierszy, musimy łącznie wykonać $O(N^2)$ operacji. Ponieważ musimy to samo zrobić ze zmiennymi x_2, x_3, \dots , ostatecznie musimy wykonać $O(N^3)$ operacji.

**Złożoność obliczeniowa eliminacji Gaussa
wynosi $O(N^3)$.**

Backsubstitution

Rozpatrzmy układ równań w postaci (26). Ostatnie równanie jest rozwiązane ze względu na x_N . Podstawiamy to rozwiązanie do wszystkich poprzednich równań. Teraz drugie od dołu równanie ma tylko jedną nieznaną zmienną — x_{N-1} , a coś takiego umiemy rozwiązać. Podstawiamy to rozwiązanie do równania trzeciego od dołu i do poprzednich. Teraz trzecie od dołu równanie zawiera tylko jedną zmienną, x_{N-2} . Rozwiązujemy, podstawiamy do poprzednich i tak dalej...

Ponieważ wyeliminowanie jednej zmiennej wymaga $O(N)$ operacji, a musimy wyeliminować N zmiennych, cały koszt rozwiązania układu z macierzą trójkątną górną za pomocą algorytmu *backsubstitution* wynosi $O(N^2)$. Jest to *niewiele* w porównaniu z kosztem eliminacji Gaussa.

Całkowity koszt rozwiązania układu N równań liniowych za pomocą eliminacji Gaussa z następującym *backsubstitution* wynosi $O(N^3)$.

Czy coś może pójść źle?

Cały algorytm zawali się, jeżeli w którymś momencie trzeba będzie wykonać dzielenie przez zero

$$a_{11} = 0 \text{ lub } a'_{22} = 0, \text{ lub } a''_{33} = 0 \text{ itd.}$$

Przykład

Układu równań

$$\begin{cases} y + z = 1 \\ x + y + z = 2 \\ 2x - z = 0 \end{cases} \quad (28)$$

nie da się doprowadzić do postaci trójkątnej górnej za pomocą eliminacji Gaussa. Jeśli jednak przestawimy pierwszy wiersz z drugim lub z trzecim, eliminacja Gaussa powiedzie się.

Ze względów numerycznych staramy się także unikać dzielenia przez liczby bardzo małe co do wartości bezwzględnej. *Formalnie*, w arytmetyce dokładnej, jest to wykonalne, ale *w praktyce* może to doprowadzić do bardzo znacznej utraty dokładności, tak, że ostateczny wynik będzie numerycznie bezwartościowy.

Wybór elementu podstawowego

Przypuśćmy, że na pewnym etapie eliminacji Gaussa mamy układ równań

$$\left\{ \begin{array}{ccccccc} x_1 & + & \dots & + & \dots & & \dots & = & b_1 \\ & & x_2 & + & \dots & & \dots & = & b_2 \\ & & & & \dots & & \dots & = & \dots \\ & & & & & a_{kk}x_k & + & a_{k,k+1}x_{k+1} & + & \dots & = & b_k \\ & & & & & a_{k+1,k}x_k & + & a_{k+1,k+1}x_{k+1} & + & \dots & = & b_{k+1} \\ & & & & & \dots & & \dots & & \dots & = & \dots \\ & & & & & a_{Nk}x_k & + & a_{N,k+1}x_{k+1} & + & \dots & = & b_N \end{array} \right. \quad (29)$$

“Powinniśmy” teraz dzielić przez a_{kk} . Zamiast tego wśród współczynników $a_{kk}, a_{k+1,k}, a_{k+2,k}, \dots, a_{Nk}$ **wyszukujemy największy co do modułu**, permutujemy wiersze tak, aby ten największy co do modułu znalazł się w pozycji diagonalnej i dzielimy przez niego. Współczynnik wypromowany do pozycji diagonalnej nazywa się **elementem podstawowym** (ang. pivot). Ten krok algorytmu nazywa się **częściowym wyborem elementu podstawowego**. Dalej postępujemy jak poprzednio.

Koszt wyszukania jednego elementu podstawowego wynosi $O(N)$. Jeżeli robimy to w każdym kroku, całkowity koszt jest rzędu $O(N^2)$, a więc jest mały w porównaniu ze złożonością obliczeniową samej eliminacji Gaussa. Wynika z tego, iż częściowego wyboru elementu podstawowego należy zawsze dokonywać, gdyż nie zwiększa to znacznie kosztu całej procedury, może natomiast zapewnić numeryczną stabilność algorytmu.

Zamiast szukać elementu podstawowego wyłącznie w jednej kolumnie, można szukać największego co do modułu współczynnika wśród wszystkich $a_{i,j}$, $k \leq i, j \leq N$. Po znalezieniu, należy tak spemutować wiersze i kolumny układu równań, aby element podstawowy znalazł się w pozycji diagonalnej. Nazywa się to *pełnym wyborem elementu podstawowego*. Zauważmy, że koszt numeryczny wynosi $O(N^3)$, a więc staje się porównywalny z kosztem całej eliminacji Gaussa, ponadto zaś permutacja kolumn wymaga późniejszego odwikłania permutacji elementów rozwiązania, co

jest kłopotliwe. Pełny wybór elementu podstawowego zapewnia większą stabilność numeryczną, niż wybór częściowy, ale w praktyce jest rzadko używany, ze wskazanych wyżej powodów.

Do skutecznego przeprowadzenia eliminacji Gaussa potrzebna jest znajomość kolumny wyrazów wolnych, gdyż wyrazy wolne także są przekształcane i permutowane w czasie eliminacji.