



# Laboratorium 2: Równania liniowe

Metody Obliczeniowe w Nauce i Technice

Wiktor Tarsa

## Zadanie 1

Zgodnie z instrukcją zaimplementowałem funkcje realizujące:

### dodawanie macierzy

```
// Addition of two matrices
template<typename T>
AGHMatrix<T> AGHMatrix<T>::operator+(const AGHMatrix<T>& rhs)
{
    AGHMatrix<T> result(rhs);
    for(int r = 0; r < rows; r++){
        for(int c = 0; c < cols; c++){
            result.matrix[r][c] += matrix[r][c];
        }
    }
    return result;
}
```

### mnożenie macierzy

```
// Left multiplication of this matrix and another
template<typename T>
AGHMatrix<T> AGHMatrix<T>::operator*(const AGHMatrix<T>& rhs)
{
    AGHMatrix<T> result(rows, rhs.cols, 0);
    for(int r = 0; r < rows; r++){
        for(int c = 0; c < rhs.cols; c++){
            for(int i = 0; i < rhs.rows; i++){
                result.matrix[r][c] += matrix[r][i]*rhs.matrix[i][c];
            }
        }
    }
    return result;
}
```

## Zadanie 2

Zgodnie z instrukcją zaimplementowałem funkcje:

### `symmetric`

Sprawdza, czy macierz jest symetryczna.

```
template<typename T>
bool AGHMatrix<T>::symmetric() {
    for(int r = 0; r < rows; r++){
        for(int c = 0; c < cols; c++){
            if(matrix[r][c] != matrix[c][r]) return false;
        }
    }
    return true;
}
```

### `complementary_cofactor`

Funkcja pomocnicza - wyznacza i zwraca minor macierzy głównej.

```
template<typename T>
AGHMatrix<T> AGHMatrix<T>::complementary_cofactor(unsigned col, unsigned
row) {
    AGHMatrix<T> result(this->rows-1, this->cols-1, 0);
    int r_shift = 0;
    int c_shift = 0;
    for(int r = 0; r < this->rows-1; r++){
        if(r == row) r_shift = 1;
        for(int c = 0; c < this->cols-1; c++){
            if(c == col) c_shift = 1;
            result.matrix[r][c] = this->matrix[r+r_shift][c+c_shift];
        }
        c_shift = 0;
    }
    return result;
}
```

### `find_determinant`

Funkcja zwracająca wyznacznik macierzy używając rozwinięcia Laplace'a.

```
template<typename T>
T AGHMatrix<T>::find_determinant(AGHMatrix<T> rhs, unsigned size) {
    T result = 0;
    if(size == 1) return rhs.matrix[0][0];
    if(size == 2) {
```

```

        return rhs.matrix[0][0]*rhs.matrix[1][1]-
               rhs.matrix[0][1]*rhs.matrix[1][0];
    }
    for(int col = 0; col < size; col++){
        result += pow(-1, col+2) * rhs.matrix[0][col] *
find_determinant(rhs.complementary_cofactor(col, 0), size-1);
    }
    return result;
}

```

### transpose

Zwraca macierz transponowaną.

```

template<typename T>
AGHMatrix<T> AGHMatrix<T>::transpose() {
    AGHMatrix<T> result(cols, rows, 0);
    for(int r = 0; r < cols; r++){
        for(int c = 0; c < rows; c++){
            result.matrix[r][c] = matrix[c][r];
        }
    }
    return result;
}

```

### Zadanie 3

Korzystając z kodu dostarczonego do laboratorium zaimplementowałem algorytm faktoryzacji macierzy LU. Algorytm został przetestowany na przykładzie z wikipedii ([https://pl.wikipedia.org/wiki/Metoda\\_LU](https://pl.wikipedia.org/wiki/Metoda_LU)). Otrzymane wyniki są zgodne z przewidywanymi.

```

template<typename T>
void AGHMatrix<T>::LU_decomposition(AGHMatrix<T> &L, AGHMatrix<T> &U) {
    for(int i = 0; i < rows; i++){
        L.matrix[i][i] = 1;
    }
    for(int i = rows; i > 0; i--){ // for each row and column
        for(int c = cols-i; c < cols; c++){ // row in U matrix
            U.matrix[rows-i][c] = 1;
            double tmp = 0;
            for(int j = 0; j < cols; j++){ // multiplication
                if(j == rows-i) U.matrix[rows-i][c] *= U.matrix[j][c];
                else tmp += L.matrix[rows-i][j]*U.matrix[j][c];
            }
        }
    }
}

```

```

    }
    U.matrix[rows-i][c]=(matrix[rows-i][c]-tmp)/U.matrix[rows-i][c];
}

for(int r = rows-i; r < rows; r++){ // col in L matrix
    L.matrix[r][cols-i] = 1;
    double tmp = 0;
    for(int j = 0; j < cols; j++){ // multiplication
        if(j == cols-i) L.matrix[r][cols-i] *= U.matrix[j][cols-i];
        else tmp += L.matrix[r][j]*U.matrix[j][cols-i];
    }
    L.matrix[r][cols-i]=(matrix[r][cols-i]-tmp)/L.matrix[r][cols-i];
}
}
}
}

```

#### Zadanie 4

Korzystając z kodu dostarczonego do laboratorium zaimplementowałem algorytm faktoryzacji Cholesky'ego macierzy. Algorytm przetestowałem na przykładzie z wikipedii.

([https://en.wikipedia.org/wiki/Cholesky\\_decomposition](https://en.wikipedia.org/wiki/Cholesky_decomposition)). Otrzymane wyniki są zgodne z przewidywanymi.

```

template<typename T>
void AGHMatrix<T>::cholesky_decomposition(AGHMatrix<T> &L, AGHMatrix<T>
&LT) {
    for(int i = 0; i < rows; i++){
        for(int j = 0; j <= i; j++){
            double tmp = 0;
            if(i == j){
                for(int k = 0; k < j; k++){
                    tmp += pow(L.matrix[j][k], 2);
                }
                L.matrix[j][j] = sqrt(matrix[j][i] - tmp);
            }
            else{
                for(int k = 0; k < j; k++){
                    tmp += (L.matrix[i][k]*L.matrix[j][k]);
                }
                L.matrix[i][j] = (matrix[i][j] - tmp)/L.matrix[j][j];
            }
        }
    }
}

```

```
    LT = L.transpose();  
}
```

Zarówno algorytm LU jak i algorytm Cholesky'ego służą do faktoryzacji macierzy. Jednak występują między nimi pewne różnice:

- algorytm Cholesky'ego można używać tylko do faktoryzacji macierzy symetrycznych
- algorytm faktoryzacji LU można używać do faktoryzacji każdej macierzy, jednak nieodpowiednia implementacja algorytmu może doprowadzić do sytuacji, w której algorytm dzieli przez zero.
- algorytm Cholesky'ego jest mniej więcej dwa razy bardziej wydajny od algorytmu faktoryzacji LU w rozwiązywaniu układów równań liniowych.

Główna idea metody LU to naprzemienne wyznaczanie kolejnych rzędów i kolumn odpowiednio w macierzach U i L. Macierz L jest macierzą trójkątną dolną, a macierz U - macierzą trójkątną górną, dlatego podczas wyznaczania kolejnych elementów zawsze otrzymujemy równanie z jedną niewiadomą. Porównując je z wartością w macierzy, w której dokonujemy faktoryzacji możemy wyznaczać kolejne wartości w macierzach L i U.

Główna idea metody Cholesky'ego to rozkład macierzy głównej na macierz L oraz macierz LT (transponowaną macierz L). Algorytm polega na wyznaczeniu macierzy L - wartości macierzy LT możemy uzyskać przedstawiając numer rzędu i kolumny w macierzy L. Wartości macierzy L wyznaczamy od rzędu o najmniejszym indeksie oraz od kolumny o najmniejszym indeksie. Sposób wyznaczenia konkretnej wartości to po prostu przemnożenie macierzy L przez macierz LT - kolejność wyznaczania wartości zapewnia otrzymanie równania z dokładnie jedną niewiadomą. Porównując je z wartością macierzy głównej wyznaczamy kolejne wartości w macierzy L.

Warto w tym miejscu przypomnieć, że macierz L jest macierzą trójkątną - niemal połowę jej wartości stanowią zera. Podczas rozkładu nie wyznaczamy wartości w miejscach, gdzie wartość macierzy jest równa 0. W związku z tym wykonujemy mniej operacji - mniej więcej o połowę. To tłumaczy, dlaczego algorytm faktoryzacji Cholesky'ego macierzy jest mniej więcej dwa razy bardziej wydajny od algorytmu faktoryzacji LU.

## Zadanie 5

Zgodnie z instrukcją, zaimplementowałem funkcję, która realizuje eliminację Gaussa. Funkcja zwraca macierz wyników rozwiązane układu równań.

```
template<typename T>  
AGHMatrix<T> AGHMatrix<T>::gauss_elimination() {  
    AGHMatrix result(rows, 1, 0);
```

Cała funkcja składa się z trzech głównych części, dlatego opiszę każdą z nich osobno.

### Układanie wierszy macierzy głównej w malejącej kolejności

```
for (int i = 0; i < rows; i++) {
    for (int k = i + 1; k < rows; k++) {
        if (abs(matrix[i][i]) < abs(matrix[k][i])) {
            for (int j = 0; j <= rows; j++) {
                double temp = matrix[i][j];
                matrix[i][j] = matrix[k][j];
                matrix[k][j] = temp;
            }
        }
    }
}
```

Wiersze w macierzy głównej układam w kolejności malejącej (porównuję wartości bezwzględne poszczególnych komórek macierzy). Takie ułożenie znacznie ułatwia sprowadzanie macierzy do postaci schodkowej.

### Sprowadzanie macierzy do postaci schodkowej

```
for (int i = 0; i < rows - 1; i++) {
    for (int k = i + 1; k < rows; k++) {
        double t = matrix[k][i] / matrix[i][i];
        for (int j = 0; j <= rows; j++)
            matrix[k][j] = matrix[k][j] - t*matrix[i][j];
    }
}
```

Sprowadzam macierz do postaci schodkowej. W tym celu wyznaczam iloraz współczynnika i-tego rzędu oraz i-tej kolumny macierzy do wszystkich współczynników znajdujących się w niższych rzędach tej samej kolumny. Wyznaczony iloraz umożliwia wyzerowanie współczynników niższych rzędów poprzez odjęcie odpowiedniej wielokrotności i-tego rzędu od niższych rzędów.

### Wyznaczenie rozwiązania

```
for (int i = rows - 1; i >= 0; i--) {
    result.matrix[i][0] = matrix[i][rows];
    for (int j = i + 1; j < rows; j++) {
        if (j != i) result.matrix[i][0] = result.matrix[i][0] - matrix[i][j]
* result.matrix[j][0];
    }
}
```

```

    result.matrix[i][0] = result.matrix[i][0] / matrix[i][i];
}

```

Wyznaczam rozwiązanie równania. W ostatnim rzędzie powinienem dostać równanie z jedną niewiadomą, co pozwala na natychmiastowe otrzymanie jej wartości.

Iterując od końca, w każdym kolejnym rzędzie powinienem otrzymać równanie z liczbą niewiadomych większą od 1 od liczby niewiadomych w poprzednim rzędzie. Jednak wartości niewiadomych w poprzednich rzędach zostały wyznaczone - dlatego za każdym razem mam do wyznaczenia wartość jednej niewiadomej.

### Testowanie rozwiązania

Do przetestowania rozwiązania użyłem kodu w języku python dołączonego do materiałów tego laboratorium. Otrzymałem następujące wyniki:

```

wiktork@wiktork-ThinkPad-T470s:~/studia/mownit/laborki/lab2$ python3 test.py
True
[[ 0.21602477]
 [-0.00791511]
 [ 0.63524333]
 [ 0.74617428]]

```

Wyniki zwrócone przez mój program są dokładnie takie same:

```

0.21602477,
-0.00791511,
0.63524333,
0.74617428,

```

dlatego uważam, że funkcja została zaimplementowana poprawnie.

### Zadanie 6

Zgodnie z instrukcją zaimplementowałem funkcję, która rozwiązuje układ równań korzystając z metody Jacobiego.

Funkcja zwraca macierz wyników rozwiązanego układu równań.

```

template<typename T>
AGHMatrix<T> AGHMatrix<T>::jacobi_method() {
    AGHMatrix result(rows, 1, 0);
    AGHMatrix tmp(rows, 1, 0);
    AGHMatrix N(rows, 1, 0);
    AGHMatrix LU(rows, rows, 0);

    for (int i = 0; i < rows; i++) {
        N.matrix[i][0] = 1 / matrix[i][i];
    }
}

```



```

for (int i = 0; i < rows; i++) {
    for (int j = 0; j < rows; j++) {
        if (i == j) {
            LU.matrix[i][j] = 0;
        } else {
            LU.matrix[i][j] = -(matrix[i][j] * N.matrix[i][0]);
        }
    }
}

for (int k = 0; k < 25; k++) {
    for (int i = 0; i < rows; i++) {
        tmp.matrix[i][0] = N.matrix[i][0] * matrix[i][rows];
        for (int j = 0; j < rows; j++)
            tmp.matrix[i][0] += LU.matrix[i][j] * result.matrix[j][0];
    }
    for (int i = 0; i < rows; i++)
        result.matrix[i][0] = tmp.matrix[i][0];
}

return result;
}

```

Przetestowałem rozwiązanie korzystając z tych samych danych wejściowych, co w zadaniu 5. Otrzymane wyniki są dokładnie takie same:

```

eliminacja Gaussa:
0.21602477,
-0.00791511,
0.63524333,
0.74617428,

metoda Jacobiego:
0.21602477,
-0.00791511,
0.63524333,
0.74617428,

```

Niewątpliwym plusem metody Jacobiego jest możliwość otrzymania dowolnie dużej dokładności rozwiązania. Każda dodatkowa iteracja w końcowej pętli funkcji `jacobi_method` zwiększa dokładność rozwiązania.