

Program do zadania Nr.5:

1. Generowanie macierzy, main oraz print

```
1  #include <iostream>
2  #include <vector>
3  #include <cmath>
4  #include <numeric>
5  #include <chrono>
6
7  using namespace std;
8  using vec = vector<double>;
9  const double NEARZERO = 1.0e-10;
10
11 vector<vec> genMatrix(int n) {
12     vector<vec> matrix(n, vec(n));
13     for (auto & i : matrix){
14         for (double & j : i){
15             j = 1;
16         }
17     }
18     matrix[0][0] = 5;
19     matrix[0][4] = 2;
20     matrix[1][0] = 2;
21     matrix[4][0] = 2;
22     matrix[n-2][n-1] = 2;
23     matrix[n-1][n-1] = 5;
24     for(int i = 1; i < n-1; i++){
25         matrix[i][i] = 5;
26         matrix[i][i+4] = 2;
27         matrix[i+1][i] = 2;
28         matrix[i-1][i] = 2;
29     }
30     for (int i = 1; i < n-4; i++) {
31         matrix[i+4][i] = 2;
32     }
33     matrix[n-1][0] = 1;
34     matrix[0][n-1] = 1;
35     return matrix;
36 }
37 vec genResults(int n){
38     vec res(n, value: 1.0);
39     return res;
40 }
41
114 void print(const vec &V){
115     cout.precision( prec: 10);
116     int n = V.size();
117     cout << "Solution: \n";
118     for (int i = 0; i < n; i++){
119         double x = V[i];
120         if (abs(x) < NEARZERO) x = 0.0;
121         cout << "x" << i+1 << "-->" << x << "\n";
122     }
123     cout << '\n';
124 }
125
126 int main() {
127     int i = 64;
128     vector<vector<double>> array = genMatrix(i);
129     vector<double> res0 = genResults(i);
130     auto begin = std::chrono::steady_clock::now();
131     print(ShermanMorrison( & array, & res0));
132     auto end = std::chrono::steady_clock::now();
133     auto elapsed_ms = std::chrono::duration_cast<std::chrono::milliseconds>(end - begin);
134     std::cout << "The time: " << elapsed_ms.count() << " ms\n";
135 }
```

2. Metoda gradientu sprzężonego

```
41  /** METODA GRADIENTOW SPRZĘŻONYCH **/  
42  // Iloczyn wewnętrzny U i V.  
43  double innerProduct(const vec &U, const vec &V){  
44      return inner_product(U.begin(), U.end(), V.begin(), init: 0.0);  
45  }  
46  // Norma wektora  
47  double vectorNorm(const vec &V){  
48      return sqrt(innerProduct(V, V));  
49  }  
50  vec matrixTimesVector(const vector<vec>& array, const vec &V){  
51      int n = array.size();  
52      vec C(n);  
53      for (int i = 0; i < n; i++)  
54          C[i] = innerProduct(array[i], V);  
55      return C;  
56  }  
57  // Liniowa kombinacja wektorów  
58  vec vectorCombination(double a, const vec &U, double b, const vec &V){  
59      int n = U.size();  
60      vec W(n);  
61      for (int j = 0; j < n; j++)  
62          W[j] = a * U[j] + b * V[j];  
63      return W;  
64  }  
65
```

```
66  vec conjugateGradientSolver(const vector<vec>& array, const vec& arr ){  
67      double MARGIN = 1.0e-10;  
68      int n = array.size();  
69      vec X(n, value: 0.0);  
70      vec R = arr;  
71      vec P = R;  
72      int k = 0;  
73      while (k < n){  
74          vec Rold = R;          // Przechowanie poprzednich pozostałości  
75          vec AP = matrixTimesVector(array,P);  
76          double alpha = innerProduct(R,R) / max(innerProduct(P,AP),NEARZERO);  
77          X = vectorCombination( a: 1.0,X,alpha,P);          // Następne oszacowanie rozwiązania  
78          R = vectorCombination( a: 1.0,R,-alpha,AP);          // Pozostała  
79          if (vectorNorm(R) < MARGIN)  
80              break;          // Test konwergencji  
81          double beta = innerProduct(R,R) / max(innerProduct(Rold,Rold),NEARZERO);  
82          P = vectorCombination( a: 1.0,R,beta,P);          // Następny gradient  
83          k++;  
84      }  
85      return X;  
86  }
```

3. Wzór Shermana-Morrissona

```
88  vec ShermanMorrison(vector<vec>& one,vec& two){
89      int n = one.size();
90      vec u(n);
91      vec v(n);
92      double gammaU = 1;
93      u[0] = gammaU;
94      for (int i = 1; i < n; i++) {
95          u[i] = 1.0;
96      }
97      for (int k = 0; k < n; k++) {
98          v[k] = 1.0;
99      }
100     for (int i = 0; i < n; i++) {
101         for (int j = 0; j < n; j++) {
102             one[i][j] -= 1.0;
103         }
104     }
105     vec y = conjugateGradientSolver(one,two);
106     vec z = conjugateGradientSolver(one,u);
107     vec result(n);
108     for (int i = 0; i < n; i++) {
109         result[i] = y[i] - (innerProduct(v,y))/((1 + innerProduct(v,z))) * z[i] ;
110     }
111     return result;
112 }
```

Wyniki do zadania Nr.5:

Wyniki znajdują się w pliku tekstowym: Wyniki.txt

Komentarze do zadania Nr.5:

W tym zadaniu dla obliczania układu równań $A \cdot x = e$, gdzie $e_i = 1$ ($i = 1, 2, \dots, 64$) macierzy $A \in \mathbb{R}^{64 \times 64}$ było skorzystano z metody gradientu sprzężonego, a następnie ze wzoru Shermana-Morrissona dla modyfikacji rozwiązania.

1. Metoda gradientu sprzężonego:

Opis metody:

Metoda gradientu sprzężonego jako metoda iteracyjna:

Jeśli właściwie dobierzemy sprzężone wektory p_k , możemy nie potrzebować ich wszystkich do dobrej aproksymacji rozwiązania x^* . Możemy więc spojrzeć na CG jak na metodę iteracyjną. Co więcej, pozwoli nam to rozwiązać układy równań, gdzie n jest tak duże, że bezpośrednia metoda zabrałaby zbyt dużo czasu. Oznaczmy punkt startowy przez x_0 . Bez starty ogólności możemy założyć, że $x_0 = 0$ (w przeciwnym przypadku, rozważymy układ $Az = b - Ax_0$). Zauważmy, że rozwiązanie x^* minimalizuje formę kwadratową:

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - x^T b, \quad x \in \mathbb{R}^n.$$

Co sugeruje, by jako pierwszy wektor bazowy p_1 wybrać gradient f w $x = x_0$, który wynosi $Ax_0 - b$, a ponieważ wybraliśmy $x_0 = 0$, otrzymujemy $-b$. Pozostałe wektory w bazie będą sprzężone do gradientu (stąd nazwa metoda gradientu sprzężonego).

Niech r_k oznacza rezyduum w k -tym kroku:

$$r_k = b - Ax_k.$$

Zauważmy, że r_k jest przeciwny do gradientu f w $x = x_k$, więc metoda gradientu prostego nakazywałaby ruch w kierunku r_k . Tutaj jednak założyliśmy wzajemną sprzężoność kierunków p_k , więc wybieramy kierunek najbliższy do r_k pod warunkiem sprzężoności. Co wyraża się wzorem:

$$p_{k+1} = r_k - \frac{p_k^T A r_k}{p_k^T A p_k} p_k.$$

Upraszczając, otrzymujemy poniższy algorytm rozwiązujący $Ax = b$, gdzie macierz A jest rzeczywista, symetryczna i dodatnio określona. x_0 jest punktem startowym.

```

 $r_0 := b - Ax_0$ 
 $p_0 := r_0$ 
 $k := 0$ 
repeat
   $\alpha_k := \frac{r_k^T r_k}{p_k^T A p_k}$ 
   $x_{k+1} := x_k + \alpha_k p_k$ 
   $r_{k+1} := r_k - \alpha_k A p_k$ 
  if  $r_{k+1}$  jest "wystarczająco mały" then exit loop end if
   $\beta_k := \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$ 
   $p_{k+1} := r_{k+1} + \beta_k p_k$ 
   $k := k + 1$ 
end repeat
Wynikiem jest  $x_{k+1}$ 

```

2. Wzór Shermana-Morrissona:

Używamy wzoru Shermana-Morrissona. W notacji równania:

$$(A + u \otimes v) \cdot x = b$$

zdefiniujmy wektory u i v , które mają być:

$$u = \begin{bmatrix} \gamma \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix} \quad v = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \beta/\gamma \end{bmatrix}$$

Tutaj y jest na razie dowolne. Wtedy macierz A jest ze zmodyfikowanymi dwoma współczynnikami:

$$b'_1 = b_1 - \gamma, \quad b'_N = b_N - \alpha\beta/\gamma$$

Teraz rozwiązujemy równania:

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

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{z} = \mathbf{u}$$

Gdzie \mathbf{y} i \mathbf{z} są wektorami.

za pomocą **metody gradientu sprzężonego**, a następnie uzyskujemy rozwiązanie z równania:

$$\mathbf{x} = \mathbf{y} - \left[\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{y}}{1 + (\mathbf{v} \cdot \mathbf{z})} \right] \mathbf{z}$$