Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана Факультет «Радиоэлектроника и лазерная техника (РЛ)» Кафедра «Технология приборостроения (РЛ6)»

Лабораторная работа №1
"Метод Гаусса решения СЛАУ. Оценка числа обусловленности матрицы."
по дисциплине "Численные методы"
Вариант №1

Выполнили студенты группы РЛ6-71 Филимонов С.В.

Преподаватель Чигирева О.Ю.

Исходные данные:

1. Хорошо обусловленная матрица:

$$(A,b) = \begin{pmatrix} 31.2000 & -1.3200 & -7.6800 & 4.0900 \\ 7.2300 & -126.0000 & 7.1400 & 3.0400 \\ 9.4900 & 6.4000 & 6.0000 & 8.4500 \\ 2.6800 & -3.2900 & 0.2800 & 13.4000 \\ \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -83.3200 \\ 38.9000 \\ -56.7000 \\ -504.0900 \end{pmatrix}$$

Вектор точного решения:
$$x = \begin{pmatrix} 10 \\ 1 \\ 30 \\ -40 \end{pmatrix}$$

2. Плохо обусловленная матрица:

$$(A,b) = \begin{pmatrix} 16.3820 & -2.0490 & -41.8290 & 16.3920 & 33.6130 \\ 307.6480 & -38.4660 & -840.3660 & 312.5280 & 710.3420 \\ 0.4560 & -0.0570 & -1.1770 & 0.4560 & 0.9490 \\ 23.2720 & -2.9090 & -66.3090 & 23.8720 & 57.6730 \end{pmatrix}$$

Вектор точного решения:
$$x = \begin{pmatrix} 2 \\ 60 \\ -1 \\ 5 \end{pmatrix}$$

Цель работы: изучение метода Гаусса численного решения квадратной СЛАУ с невырожденной матрицей; оценка числа обусловленности матрицы и исследование его влияния на погрешность приближенного решения.

Содержание работы:

- 1. Реализовать метод Гаусса решения СЛАУ (с выбором главного элемента по столбцу).
- 2. Провести решение двух заданных систем линейных алгебраических уравнений методом Гаусса, вычислить нормы невязок полученных приближенных решений, их абсолютные и относительные погрешности (при расчетах пользоваться 1-нормой и inf-нормой).
- 3. Для каждой из систем оценить порядок числа обусловленности ее матрицы и сделать вывод о его влиянии на точность полученного приближенного решения и отвечающую ему невязку.

Алгоритм метода Гаусса с выбором главного элемента по столбцу

Прямой ход (алгоритм):

Шаг 1: a_{11} ≠ 0 – главный элемент 1-го шага;

исключим неизвестное x_1 из уравнений с номерами $i = \overline{2, n}$, для этого разделим 1-е уравнение на $a_{11} \neq 0$ и вычтем из i-го $(i = \overline{2, n})$ уравнения 1-е уравнение, умноженное на $a_{i1}(i = \overline{2, n})$;

Шаг 2: $a_{22}^{(1)} \neq 0$ – главный элемент 2-го шага;

исключим неизвестное x_2 из уравнений с номерами $i = \overline{3, n}$, для этого разделим 2-е уравнение на $a_{22}^{(1)} \neq 0$ и вычтем из i-го $(i = \overline{3, n})$ уравнения 2-е уравнение, умноженное на $a_{i2}^{(1)}(i = \overline{3, n})$;

$$\underline{\mathit{Шаг}(n\text{-}1)}$$
: $a_{n-1,n-1}^{(n-2)} \neq 0$ – главный элемент $(n-1)$ -го шага;

исключим неизвестное x_{n-1} из уравнений с номером i=n, для этого разделим (n-1)-е уравнение на $a_{n-1,n-1}^{(n-2)} \neq 0$ и вычтем из n-го уравнения (n-1)-е уравнение, умноженное на $a_{n,n-1}^{(n-2)}$;

 $\underline{\mathit{Шаг}(n)}$: $a_{n,n}^{(n-1)} \neq 0$ — разделим n-е уравнение на $a_{n,n}^{(n-1)} \neq 0$;

Обратный ход (алгоритм):

из n-го уравнения находим неизвестное $x_n=y_n$, затем в (n-1)-е уравнение подставляем найденное значение x_n и вычисляем $x_{n-1}=y_{n-1}-c_{n-1,n}x_n$ и т.д.

Расчетные формулы обратного хода:

$$x_n = y_n$$
 $x_i = y_i - \sum_{j=i+1}^n c_{ij} x_j$ $i = (n-1), (n-2), \dots, 1$

<u>Метод Гаусса с выбором главного элемента по столбцу</u> эквивалентен применению метода Гаусса к системе, в которой на каждом шаге исключения неизвестного осуществляется перестановка уравнений.

На k-ом шаге исключения найдем наибольший по модулю коэффициент при неизвестном x_k :

$$a_{mk}^{(k-1)} = \max_{k \le i \le n} \left\{ \left| a_{ik}^{(k-1)} \right| \right\}$$

и осуществим перестановку уравнений с номерами k и m.

Затем выполним исключение неизвестного x_k согласно описанному выше алгоритму.

Результаты расчетов:

Хорошо обусловленная матрица:

$$(A,b) = \begin{pmatrix} 31.2000 & -1.3200 & -7.6800 & 4.0900 & -83.3200 \\ 7.2300 & -126.0000 & 7.1400 & 3.0400 & 38.9000 \\ 9.4900 & 6.4000 & 6.0000 & 8.4500 & -56.7000 \\ 2.6800 & -3.2900 & 0.2800 & 13.4000 & -504.0900 \end{pmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -0.0423 & -0.2461 & 0.1310 & -2.6705 \\ 0 & -125.6941 & 8.9196 & 2.0922 & 58.2078 \\ 0 & 6.8015 & 8.3360 & 7.2059 & -31.3568 \\ 0 & -3.1766 & 0.9396 & 13.0486 & -496.9330 \end{pmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -0.0423 & -0.2461 & 0.1310 & -2.6705 \\ 0 & 1 & -0.0709 & -0.0166 & -0.4630 \\ 0 & 0 & 8.8186 & 7.3191 & -28.2071 \\ 0 & 0 & 0.7142 & 12.9958 & -498.4040 \end{pmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -0.0423 & -0.2461 & 0.1310 & -2.6705 \\ 0 & 1 & -0.0709 & -0.0166 & -0.4630 \\ 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ 0 & 0 & 0 & 12.4029 & -496.1194 \end{pmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -0.0423 & -0.2461 & 0.1310 & -2.6705 \\ 0 & 1 & -0.0709 & -0.0166 \\ 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.8299 & -3.1985 \\ -40.0000 \end{pmatrix} \Rightarrow$$

Вектор точного и полученного решений, невязка:

$$x = \begin{pmatrix} 10 \\ 1 \\ 30 \\ -40 \end{pmatrix}, \quad x^* = \begin{pmatrix} 9.9999 \\ 0.9999 \\ 29.9999 \\ -39.9999 \end{pmatrix}, \quad r = b - Ax^* = 10^{-12} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ -0.7816 \\ -0.1421 \\ -0.5684 \end{pmatrix}$$

1-норма невязки: norm(r, 1) = 0.1492

inf-норма невязки: norm(r, inf) = 0.0782

Погрешности полученных приближенных решений:

Абсолютная (1-норма):
$$\Delta(x^*) = ||x - x^*||_1 = 0.2265$$

Абсолютная (inf-норма):
$$\Delta(x^*) = \|x - x^*\|_{inf} = 0.1066$$

Относительная (1-норма):
$$\delta(x^*) = \frac{\|x - x^*\|_1}{\|x\|_1} = 0.0028$$

Относительная (inf-норма):
$$\delta(x^*) = \frac{\|x - x^*\|_{inf}}{\|x\|_{inf}} = 0.0027$$

Порядок числа обусловленности матрицы: $||A^{-1}|| \cdot ||A|| = 0.2265$

Плохо обусловленная матрица:

Вектор точного и полученного решений, невязка:

$$x = \begin{pmatrix} 2 \\ 60 \\ -1 \\ 5 \end{pmatrix}, \quad x^* = \begin{pmatrix} 1.9999 \\ 59.9999 \\ -1 \\ 4.9999 \end{pmatrix}, \quad r = b - Ax^* = 10^{-12} \cdot \begin{pmatrix} -0.0071 \\ 0.4547 \\ -0.0001 \\ 0 \end{pmatrix}$$

1-норма невязки: norm(r, 1) = 0.4620

inf-норма невязки: norm(r, inf) = 0.4547

Погрешности полученных приближенных решений:

Абсолютная (1-норма): $\Delta(x^*) = ||x - x^*||_1 = 0.3596$

Абсолютная (inf-норма): $\Delta(x^*) = ||x - x^*||_{inf} = 0.3174$

Относительная (1-норма): $\delta(x^*) = \frac{\|x - x^*\|_1}{\|x\|_1} = 0.0053$

Относительная (inf-норма): $\delta(x^*) = \frac{\|x - x^*\|_{inf}}{\|x\|_{inf}} = 0.0053$

Порядок числа обусловленности матрицы: $||A^{-1}|| \cdot ||A|| = 7.2790e + 10$

Вывод:

Исследовав два вида матриц для СЛАУ (хорошо обусловленную и плохо обусловленную) мы подтвердили данную обусловленность матрицы, проведя расчет порядка числа обусловленности.

Чем меньше порядок числа обусловленности матрицы, тем меньше невязка и выше точность (значения абсолютной и относительной точности хорошо обусловленной матрицы меньше, чем эти же значения плохо обусловленной матрицы).

Применимость метода Гаусса можно оценить, вычислив порядок числа обусловленности до разработки алгоритма и выполнения вычислений, и, в случае большого порядка числа обусловленности (много больше единицы) следует выбрать другой метод для увеличения точности вычислений.

Текст программы:

```
void Matrix::rationingRow(size_t r, double elem) {
        for (size_t j = 0; j < cols; ++j)
       matrix[(j + (r * cols))] /= elem;
}
void Matrix::rationingCol(size_t c, double elem) {
        for (size t i = 0; i < rows; ++i)
       matrix[(c + (i * cols))] /= elem;
}
void Matrix::minusRowRow(size_t from_i, size_t i) {
   for (size_t j = 0; j < cols; ++j) {
                  matrix[(j + (from_i * cols))] -= matrix[(j + (i * cols))];
   }
}
Matrix Matrix::getExtendedMatrixOfTheSystem(Matrix B) const {
        Matrix AB(rows, (cols + B.cols));
   for (size_t i = 0; i < AB.rows; ++i)</pre>
                  for (size_t j = 0, ja = 0; j < cols; ++j, ++ja)
            AB(i, j) = matrix[(ja + (i * cols))];
   for (size_t i = 0; i < AB.rows; ++i)</pre>
                  for (size_t j = cols, jb = 0; j < AB.cols; ++j, ++jb)
            AB(i, j) = B(i, jb);
   return AB:
}
Matrix SLEmethodGauss(const Matrix& A, const Matrix& B) {
    if (A.det() == 0) // Проверка существует ли единственное решение
       throw SingularMatrix();
        if ((A.rows != B.rows) || (B.cols > 1) || (A.isNull()) || (B.isNull())) // проверка корректно ли вычисл.
       throw DimensionMismatch(A, B);
   Matrix AB = A.getExtendedMatrixOfTheSystem(B); // Расширенная матрица системы
   const size_t row = AB.getRows();
   const size t col = AB.getCols();
   for (size_t i = 0; i < row; ++i) { // Выбор главного элемента по столбцу
       for (size_t j = i; j < row; ++j)</pre>
            AB.rationingRow(j, AB(j, i)); // Деление строки, на элемент
       for (size_t j = (i + 1); j < row; ++j)
            AB.minusRowRow(j, i); // Вычитание строки
   }
   Matrix x(row, 1); // Вычисление ответа путем обратного хода
   for (size_t i = (row - 1), k = (col - 2); ((i < row) && (col)); --i, --k) {
       x(i, 0) = AB(i, (col - 1));
       for (size_t j = (i - 1); j < row; --j)
            AB(j, (col - 1)) = (AB(j, k) * x(i, 0));
   }
   return x;
}
```