

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Национальный исследовательский  
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского»  
(ННГУ)

**Институт информационных технологий, математики и механики**  
**Кафедра математического обеспечения и суперкомпьютерных технологий**

Направление подготовки: «Прикладная математика и информатика»  
Профиль подготовки: «Вычислительная математика и суперкомпьютерные  
технологии»

Отчет по лабораторной работе №2  
«Метод сопряженных градиентов для решения СЛАУ с разреженной  
матрицей»

**Выполнил:** студент группы 381903-3м  
\_\_\_\_\_ Панов А.А.  
Подпись

**Проверил:**  
к.ф.-м. н., доц., доцент каф. МОСТ  
\_\_\_\_\_ Баркалов К.А.  
Подпись

Нижний Новгород  
2020

# Содержание

Введение.....	3
1. Постановка задачи.....	4
2. Разреженные матрицы.....	5
2.1 CRS. Сжатое хранение строкой .....	5
2.2 Умножение разреженной матрицы в формате CRS на плотный вектор .....	6
2.2.1 Особенности умножения для симметричной матрицы в формате CRS .....	7
2.2.2 Особенности умножения для параллельной версии.....	7
3. Метод сопряженных градиентов .....	9
3.1 Реализация .....	9
3.2 Структуры данных.....	10
3.3 Основной алгоритм .....	10
4. Вычислительные эксперименты .....	11
5. Заключение .....	14
Список литературы .....	15

## Введение

Для решения некоторых задач необходимо решать системы  $Ax = b$ , где  $A$  разреженная матрица (значительная часть элементов этой матрицы равны нулю, количество ненулевых элементов в таком случае обычно пропорционально  $O(n)$ , где  $n$  – размер матрицы). Для хранения разреженных матриц используют специальные форматы хранения (позволяющих не хранить нулевые элементы матрицы) и специальные алгоритмы. В данной лабораторной будет рассмотрен один из форматов хранения разреженных матриц (сжатое хранение строкой CSR - compressed sparse row, CRS - compressed row storage) и один из алгоритмов решения СЛАУ (метод сопряженных градиентов).

# 1. Постановка задачи

Реализовать метод сопряженных градиентов для решения СЛАУ с разреженной матрицей, используя технологию OpenMP:  $Ax = b$ , где  $A$  – разреженная квадратная симметричная положительно определённая матрица,  $x$ ,  $b$  – плотные векторы.

Программа на языке C++ должна реализовывать функцию со следующим заголовком:

```
void SLE_Solver_CRS(CRSMatrix & A, double * b, double eps, int
                    max_iter, double * x, int & count);
struct CRSMatrix
{
    int n; // Число строк в матрице
    int m; // Число столбцов в матрице
    int nz; // Число ненулевых элементов в разреженной симметричной
            матрице, лежащих не ниже главной диагонали
    vector<double> val; // Массив значений матрицы по строкам
    vector<int> colIndex; // Массив номеров столбцов
    vector<int> rowPtr; // Массив индексов начала строк
};
```

Функция получает в аргументах следующие переменные:  
**A** – указатель на структуру CRSMatrix, в которой хранится симметричная матрица  $A$  размера  $n \times n$  в симметричном CRS формате (хранятся только элементы не ниже главной диагонали)  
**b** – указатель на массив, в котором по строкам хранится столбец  $b$  размера  $n \times 1$   
**eps** – критерий остановки:

$$\frac{\|x_k - x_{k+1}\|_2}{\|b\|_2} < \text{eps}$$

**max\_iter** – критерий остановки: число итераций больше max\_iter

**count** – число выполненных итераций алгоритмом.

Ответ считается корректным, если:

$$\frac{\|Ax - b\|_2}{\|A\|_2} < 10^{-8}$$

Размерность матрицы  $n \leq 100000$ , число ненулевых элементов  $nz \leq 10^7$ .

## 2. Разреженные матрицы

Обычно матрицу размера  $N \times N$  называют разреженной, если количество её ненулевых элементов  $O(N)$ . Но классификации матрицы в первую очередь зависит от её реализации. Например, трех диагональная матрица имеет всего  $3N$  элементов, но для нее выгодней использовать собственную структуру данных, а не одно из представлений разреженной матрицы. Если же матрицы не имеет четкой структуры, то для нее имеет смысл использовать одно из представлений разреженной матрицы.

### 2.1 CRS. Сжатое хранение строк

Разреженная матрица  $A$  размера  $n$  на  $n$ , с  $nz$  ненулевыми элементами хранится в трех массивах:

1. Массив `val` – «построчно» хранит значения ненулевых элементов, размер массива  $nz$ .
2. Массив `colIndexes` – хранит номера столбцов для каждого элемента, размер массива  $nz$ .
3. Массив `rowPtr` – хранит индексы, указывающие с какого элемента в массиве `val` начинается каждая строка. Например, в матрице нулевая строка «пустая», а в первой строке есть 3 ненулевых элемента. Тогда первые три элемента массива `row` равны 0; 0; 3. Размер массива  $n + 1$ , первый элемент всегда равен 0, последний равен  $nz$ .

## 2.2 Умножение разреженной матрицы в формате CRS на плотный вектор

Данная операция понадобится в дальнейшем при реализации метода сопряженных градиентов.

Рассмотрим умножение разреженной матрицы  $A$  размера  $n$  на  $n$ , с  $nz$  ненулевыми элементами, в формате CRS, на плотный вектор  $b$  длины  $n$ .

```
void mul(const double* vec, double* res) const
{
    int curIndx = 0;
    for (int i = 0; i < n; i++)
    {
        const int rowElements = rowPtr[i + 1] - rowPtr[i];
        const int endRow = curIndx + rowElements;
        for (curIndx; curIndx < endRow; curIndx++)
        {
            const int j = colIndex[curIndx];
            const double vv = val[curIndx];
            res[i] += vv * vec[j];
        }
    }
    return res;
}
```

### 2.2.1 Особенности умножения для симметричной матрицы в формате CRS

Если разреженная матрица  $A$  размера  $n$  на  $n$ , с  $nz$  ненулевыми элементами, является симметричной, то появляется возможность хранить в два раза меньше элементов. Но появляется проблема корректного умножения такой матрицы на вектор. Существует несколько способов корректно выполнить умножение:

1. Дополнить «половину» симметричной матрицы до полного представления. Данный способ требует выделения дополнительной памяти. В итоге матрица будет занимать  $(2*nz+n)*sizeof(elementOfMatrix)$  байт.
2. Создать транспонированную копию «половинки» симметричной матрицы без главной диагонали. Умножить вектор на транспонированную копию, умножить вектор на оригинал, результаты умножений сложить. Данный способ требует выделения дополнительной памяти. В итоге две половинки матрицы будут занимать  $(2*nz + n)*sizeof(elementOfMatrix)$  байт.
3. Выполнить корректное умножение «половинки» матрицы на вектор можно добавив к последовательной версии после строки `res[i] += vv * vec[j];` следующий код:

```
if (j != i)
    res[j] += vv * vec[i]
```

Данный способ не требует выделения дополнительной памяти (в последовательной версии).

### 2.2.2 Особенности умножения для параллельной версии

При распараллеливании внешнего цикла (по  $i$ ) возможна ситуация, когда несколько потоков одновременно обратятся к `res[j]` и некорректно выполнят сложение. Чтобы этого избежать достаточно в каждом потоке выделить дополнительный массив `tmp` длины  $n$  и выполнять сложение по  $j$  в него. После того, как внешний цикл будет выполнен, нужно прибавить к `res` элементы из вспомогательных массивов `tmp`. Данная реализация потребует выделения дополнительной памяти в размере  $n*$ число потоков.

```

void mul(const double* vec, double* res, double* t) const
{
    const int numThreads = omp_get_max_threads();
    #pragma omp parallel
    {
        const int indxThread = omp_get_thread_num();
        const int size = n / numThreads;
        const int start = indxThread * size;
        int ostatok = 0;
        if (indxThread == numThreads - 1)
            ostatok = n % numThreads;
        const int end = start + size + ostatok;
        double *tmp = t + indxThread * n;
        int elIndx = rowPtr[start];
        for (int i = start; i < end; i++)
        {
            const int endRow = elIndx + (rowPtr[i + 1] - rowPtr[i]);
            res[i] = 0.0;
            for (elIndx; elIndx < endRow; elIndx++)
            {
                const int j = colIndexes[elIndx];
                const double vv = val[elIndx];
                res[i] += vv * vec[j];
                if (j != i)
                    tmp[j] += vv * vec[i];
            }
        }
    }
    //редукция в res[i]
    for (int thr = numThreads - 1; thr >= 0; thr--)
    {
        double *tmp = t + thr * n;
        #pragma omp parallel for
        #pragma ivdep
        for (int i = 0; i < n; i++)
        {
            res[i] += tmp[i];
            tmp[i] = 0.0;
        }
    }
};

```



### 3. Метод сопряженных градиентов

Идея метода сопряженных градиентов: решение системы линейных уравнений:

$Ax = b$ , где  $A$  – SPD (симметричная, положительно определенная), эквивалентно решению задачи минимизации функции.

$$F(x) = \frac{1}{2}(Ax, x) - (b, x)$$

Минимум находится из условия:

$$\nabla F(x) = Ax - b = 0$$

Предварительный шаг: вычисляются начальный вектор невязки  $r_0$  и вектор направления  $p_0$ :

$$r_0 = p_0 = b - Ax_0$$

Основные шаги:

for  $i=0, \dots, n$  do

$$\alpha_i = \frac{(r_i, r_i)}{(Ap_i, p_i)}$$

$$x_{i+1} = x_i + \alpha_i p_i$$

$$r_{i+1} = r_i - \alpha_i Ap_i$$

$$\beta_i = \frac{(r_{i+1}, r_{i+1})}{(r_i, r_i)}$$

$$p_{i+1} = r_{i+1} + \beta_i p_i$$

За критерий «досрочной» остановки можно принять условие:

$$\frac{\|x_i - x_{i+1}\|_2}{\|b\|_2} < eps$$

#### 3.1 Реализация

Самая трудоемкая операция в методе сопряженных градиентов это скалярное умножение. Его реализация для разреженных матриц описана выше. Остальные этапы алгоритма несложно реализовать. Для удобства поверх структуры `CRSMatrix` была добавлена структура `SLECRSMatrix`.

## 3.2 Структуры данных

```
struct SLECRSMatrix
{
    const int &n; // Число строк в матрице
    const int &m; // Число столбцов в матрице
    const int &nz; // Число ненулевых элементов в разреженной симметричной матрице, лежа-
ших не ниже главной диагонали
    const vector<double> &val; // Массив значений матрицы по строкам
    const vector<int> &colIndexes; // Массив номеров столбцов
    const vector<int> &rowPtr; // Массив индексов начала строк
    SLECRSMatrix(const CRSMatrix &matr);
    void mul(const double* vec, double* res, double* t) const
}
```

Код функции mul приведен выше.

## 3.3 Основной алгоритм

Основной этап выглядит довольно просто в соответствии с формулами метода сопряженных градиентов.

```
for (count = 0; count < max_iter; count++)
{
    // alpha_i
    mA.mul(&p[0], &Ap[0], &tmp[0]);
    alpha = scalar(&r0[0], &r0[0], n) / scalar(&Ap[0], &p[0], n);

    // копируем в x0 "предыдущий" ответ
    // x_i = x_{i+1}
    copy_ar(&x[0], &x0[0], n);

    // x_{i+1} = ...
    addVector(&x[0], &p[0], alpha, &x[0], n);

    // r_{i+1} = ...
    subtractVector(&r0[0], &Ap[0], alpha, &r1[0], n);

    // beta_i = ...
    beta = scalar(&r1[0], &r1[0], n) / scalar(&r0[0], &r0[0], n);

    // p_{i+1} = ...
    addVector(&r1[0], &p[0], beta, &p[0], n);

    // r_0 = r_i
    copy_ar(&r1[0], &r0[0], n);

    double error = genError(&x0[0], x, b, n);
    if (error < eps)
    {
        count++;
        return;
    }
}
```

## 4. Вычислительные эксперименты

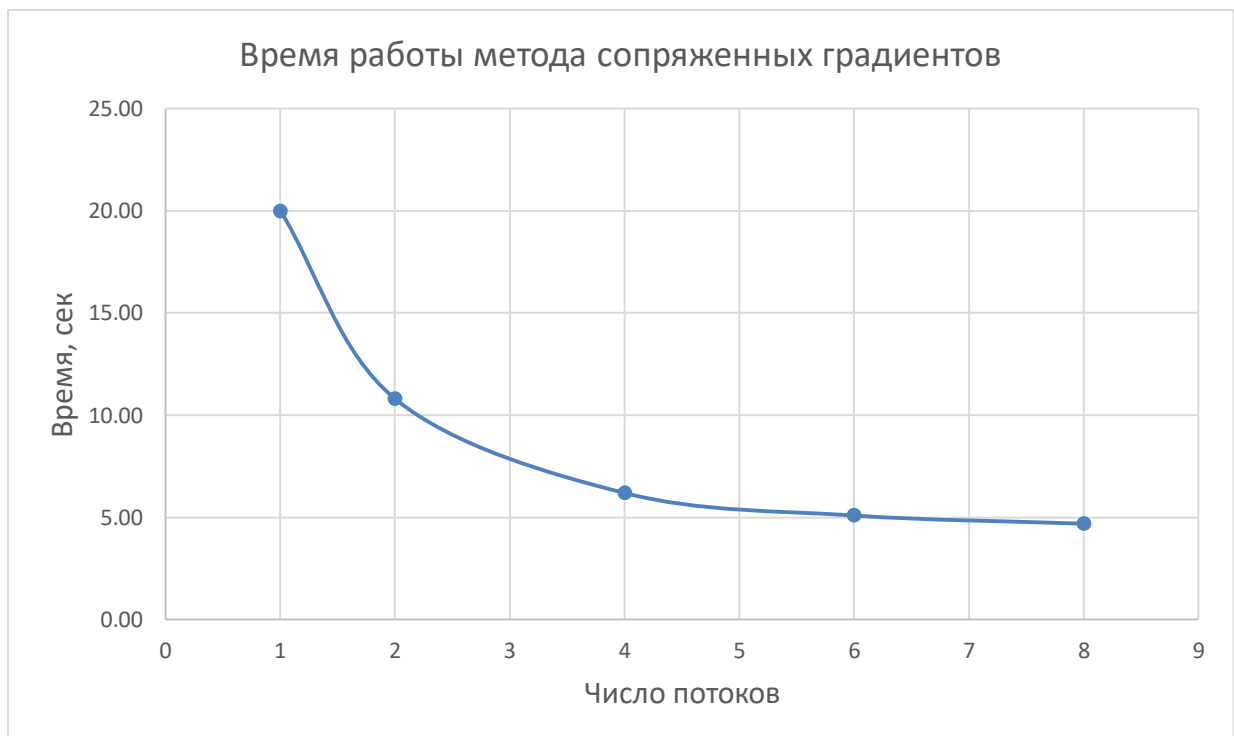
Метод сопряженных градиентов выполнялся для симметричной, положительно определенной пяти диагональной матрицы  $A$  размера  $n * n$  (итого  $5n$  ненулевых элементов). Так как матрица симметричная хранились только элементы не ниже главной диагонали. Благодаря использованию формата CRS всего хранилось  $3n+3n+n=7n$  элементов. Для проверки корректности выполнялось вычисление невязки  $(Ax-b)$ .

Запуск производился на восьми ядерном процессоре Intel core i7 9700K, 16 gb ОЗУ. Использовался Intel® C++ Compiler 19.0 for Windows\* с оптимизацией O2.

Размер пяти диагональной матрицы  $n=18000$ , число итераций 80000.

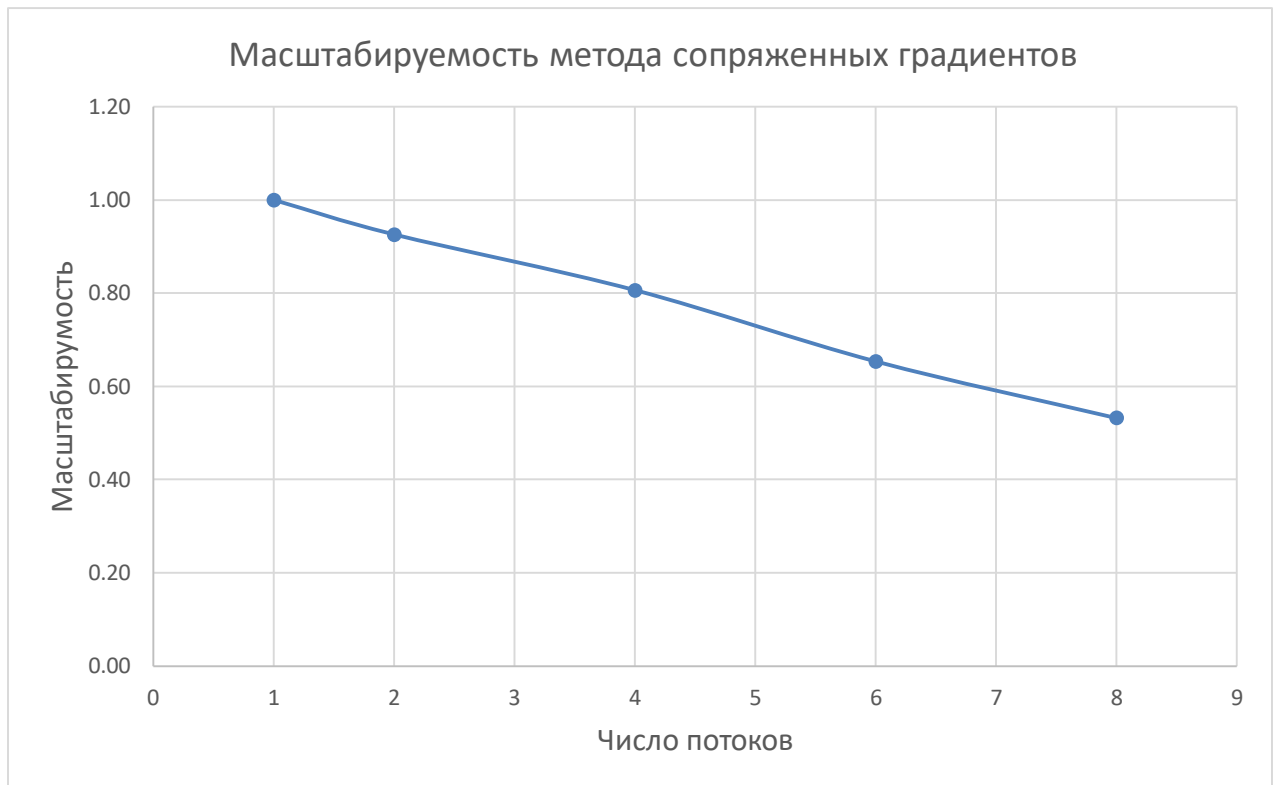
Время, сек.	1 core	2 core	4 core	6 core	8 core
n = 18000 num_it=80000	20	10.8	6.2	5.1	4.7

Таблица 1. Время работы метода сопряженных градиентов.



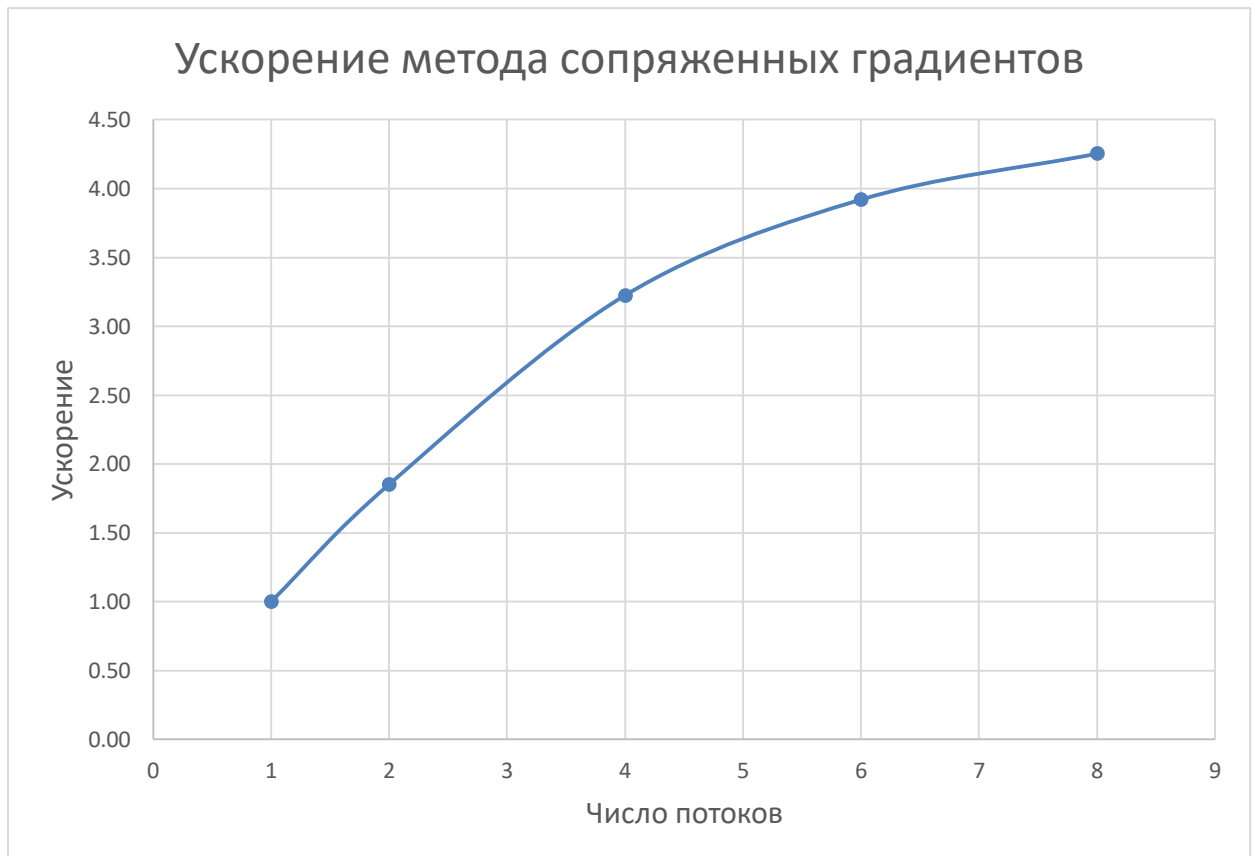
Время, сек.	1 core	2 core	4 core	6 core	8 core
n = 18000 num_it=80000	1	0,93	0,81	0,65	0,53

**Таблица 2. Масштабируемость метода сопряженных градиентов.**



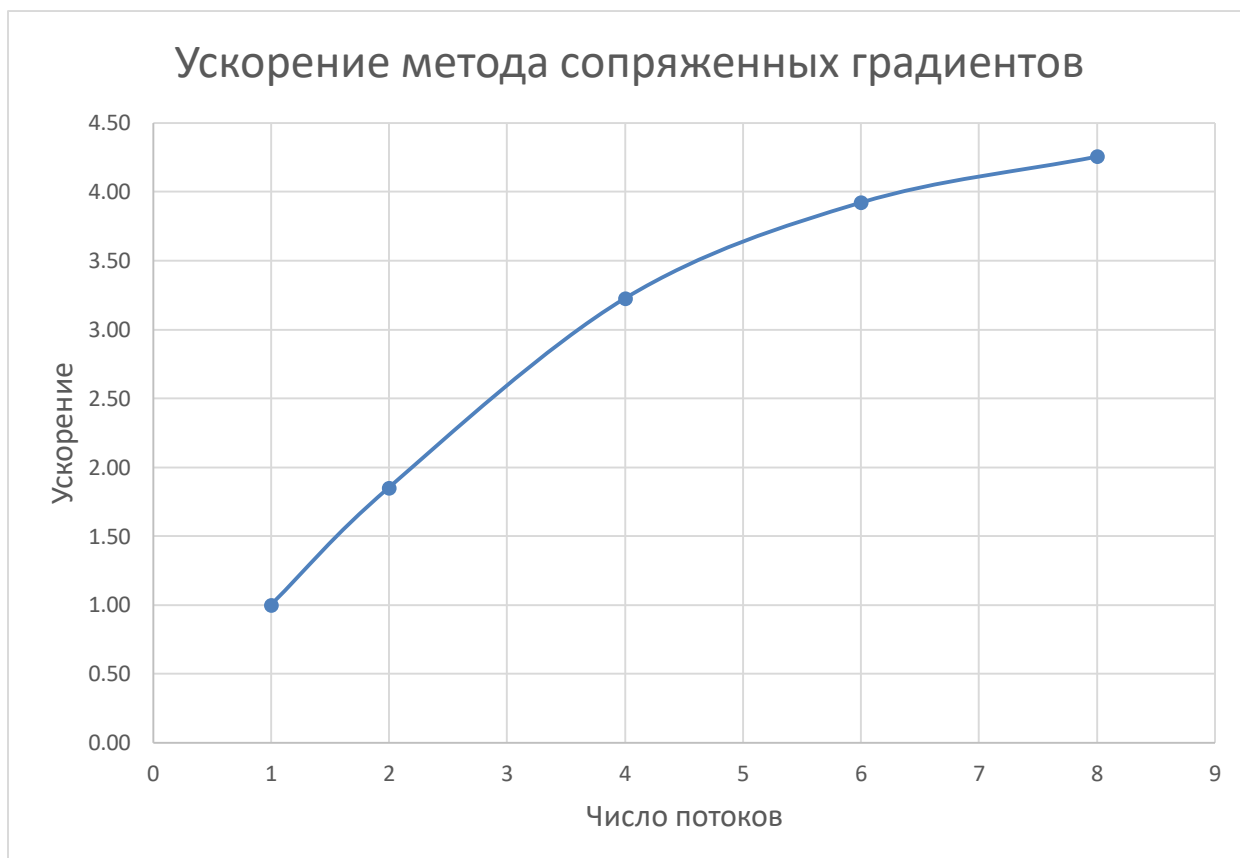
Время, сек.	1 core	2 core	4 core	6 core	8 core
n = 18000 num_it=80000	1	1,85	3,23	3,92	4,26

**Таблица 3. Ускорение метода сопряженных градиентов.**



## 5. Заключение

Численный эксперимент показал, что на 4 ядрах алгоритм имеет неплохую масштабируемость в 81%. При увеличении числа ядер ускорение продолжает расти (4.26 на 8 ядрах), но масштабируемость падает до 53%. В целом, распараллеливание алгоритма сопряженных градиентов может принести значительное ускорение.



## **Список литературы**

1. Баркалов К.А. Параллельные численные методы.
2. Самарский А. А. Введение в численные методы. – Лань, 2009.