Лабораторная работа №8 по курсу "Численные методы"

Тема ЛР - "Двумерные начально-краевые задачи для дифференциального уравнения параболического типа"

Студент - Письменский Данила Владимирович

Группа - М8О-406Б-19

Задание

Используя схемы переменных направлений и дробных шагов, решить двумерную начально-краевую задачу для дифференциального уравнения параболического типа. В различные моменты времени вычислить погрешность численного решения путем сравнения результатов с приведенным в задании аналитическим решением U(x, y, t).

Вариант 1

```
\begin{array}{l} \frac{\partial u}{\partial t}=a\frac{\partial^2 u}{\partial x^2}+a\frac{\partial^2 u}{\partial y^2},\quad a>0\\ u(0,y,t)=cos(\mu_2 y)exp(-(\mu_1^2+\mu_2^2)at)\\ u(\pi,y,t)=(-1)^{\mu_1}cos(\mu_2 y)exp(-(\mu_1^2+\mu_2^2)at)\\ u(x,0,t)=cos(\mu_1 x)exp(-(\mu_1^2+\mu_2^2)at)\\ u(x,\pi,t)=(-1)^{\mu_2}cos(\mu_1 x)exp(-(\mu_1^2+\mu_2^2)at)\\ u(x,y,0)=cos(\mu_1 x)cos(\mu_2 y)\\ \text{Аналитическое решение: }U(x,y,t)=cos(\mu_1 x)cos(\mu_2 y)exp(-(\mu_1^2+\mu_2^2)at) \end{array}
```

```
In [1]: # импортируем библиотеки import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt
```

Константы

Начальные условия

```
In [3]: # граничные условия
def phi_0(y, t, a, mu1, mu2):
    return np.cos(mu2 * y) * np.exp(-(mu1**2 + mu2**2) * a * t)

def phi_1(y, t, a, mu1, mu2):
    return (-1)**mu1 * np.cos(mu2 * y) * np.exp(-(mu1**2 + mu2**2) * a * t)

def phi_2(x, t, a, mu1, mu2):
    return np.cos(mu1 * x) * np.exp(-(mu1**2 + mu2**2) * a * t)

def phi_3(x, t, a, mu1, mu2):
    return (-1)**mu2 * np.cos(mu1*x) * np.exp(-(mu1**2 + mu2**2) * a * t)

def psi(x, y, mu1, mu2):
    return np.cos(mu1 * x) * np.cos(mu2 * y)

def exact_sol(x, y, t, a, mu1, mu2):
    return np.cos(mu1 * x) * np.cos(mu2 * y) * np.exp(-(mu1**2 + mu2 ** 2) * a * t)
```

Аналитическое решение

Найдем аналитическое решение двумерной начально-краевой задачи для дифференциального уравнения параболического типа, затем будем сравнивать его с численными методами для того. Это нам пригодится, чтобы визуализировать зависимость максимального модуля ошибки от координаты у. Для этого реализовал функцию, которая возвращает матрицу U со значениями функции для аналитического решения.

```
In [5]: anal_solution = analytical_solve(x_start, x_end, y_start, y_end, t_start, t_end, h_x, h_
In [6]: anal_solution.shape
Out[6]: (100, 315, 315)
```

Погрешность

В качестве погрешности буду использовать максимальный модуль ошибки.

```
In [7]: def max_abs_error(U_num, U_anal):
    return abs(U_num - U_anal).max()
```

Реализация функций построения графиков

Для того, чтобы визуализировать решение ДУ численными методами, реализую функцию построения проекции плоскости на ось x в заданнй момент временеи t при заданной координате y.

```
In [17]:

def build_numerical_results_graphic(solution, method_name, time, coord_y, x_start, x_end
    x = np.arange(x_start, x_end, h_x)
    y = np.arange(y_start, y_end, h_y)
    t = np.arange(t_start, t_end, tau)
    cur_y_id = abs(y - coord_y).argmin()
    cur_t_id = abs(t - time).argmin()

plt.figure(figsize=(15, 9))
    plt.plot(x, anal_solution[cur_t_id][:, cur_y_id], label='Аналитическое решение')
    plt.plot(x, solution[cur_t_id][:, cur_y_id], label=method_name, color='r')

plt.xlabel('x')
    plt.ylabel('U(x)')
    plt.legend()
    plt.grid()
    plt.show()
```

Чтобы проверить, наскольно точно решение ДУ численными методами, необходимо реализовать функцию построения графика зависимости погрешности (максимального модуля ошибки) от времени.

```
In [21]: def build_errors_graphic(solution, method_name, t_start, t_end, tau):
    t = np.arange(t_start, t_end, tau)

plt.figure(figsize=(15, 9))
    max_abs_errors = np.array([max_abs_error(solution[i], anal_solution[i]) for i in ran
    plt.plot(t, max_abs_errors, label=method_name, color='g')

plt.xlabel('t')
    plt.ylabel('Makcumaльный модуль ошибки')

plt.legend()
    plt.grid()
    plt.show()
```

Численные методы

Метод переменных направлений

В двумерном случае схема метода переменных направлений имеет вид:

Подсхема 1 (1-ый шаг).

$$rac{u_{ij}^{k+rac{1}{2}}-u_{ij}^k}{ au/2}=rac{a}{h_1^2}(u_{i+1j}^{k+rac{1}{2}}-2u_{ij}^{k+rac{1}{2}}+u_{i-1j}^{k+rac{1}{2}})+rac{a}{h_2^2}(u_{ij+1}^k-2u_{ij}^k+u_{ij-1}^k)$$

Подсхема 1 (2-ой шаг)

$$rac{u_{ij}^{k+1}-u_{ij}^{k+rac{1}{2}}}{ au/2}=rac{a}{h_1^2}(u_{i+1j}^{k+rac{1}{2}}-2u_{ij}^{k+rac{1}{2}}+u_{i-1j}^{k+rac{1}{2}})+rac{a}{h_2^2}(u_{ij+1}^{k+1}-2u_{ij}^{k+1}+u_{ij-1}^{k+1})$$

Метод прогонки

Будем решать системы уравнений методом прогонки

```
In [10]: def run through method(A, b):
             n = len(A)
             v = [0 \text{ for } \_in \text{ range(n)}]
             u = [0 \text{ for } in \text{ range(n)}]
             v[0] = A[0][1] / -A[0][0]
             u[0] = b[0] / A[0][0]
             for i in range (1, n - 1):
                 v[i] = A[i][i + 1] / (-A[i][i] - A[i][i - 1] * v[i - 1])
                 u[i] = (A[i][i-1] * u[i-1] - b[i]) / (-A[i][i] - A[i][i-1] * v[i-1])
             v[n - 1] = 0
             u[n-1] = (A[n-1][n-2] * u[n-2] - b[n-1]) / (-A[n-1][n-1] - A[n-1][n
             x = [0 \text{ for } in \text{ range(n)}]
             x[n - 1] = u[n - 1]
             for i in range(n - 1, 0, -1):
                 x[i - 1] = v[i - 1] * x[i] + u[i - 1]
             return np.array(x)
In [44]: def variable directions method(x start, x end, y start, y end, t start, t end, h x, h y,
             x = np.arange(x start, x end, h x)
             y = np.arange(y start, y end, h y)
             t = np.arange(t start, t end, tau)
             U = np.zeros((len(t), len(x), len(y)))
             # начальное условие
             for x i in range(len(x)):
                 for y i in range(len(y)):
                     U[0][x i][y i] = psi(x[x i], y[y i], mu1, mu2)
             for t i in range(1, len(t)):
                 U ht = np.zeros((len(x), len(y)))
                 # Граничные условия
                 for x i in range(len(x)):
                     U[t i][x i][0] = phi 2(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U[t i][x i][-1] = phi 3(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U_ht[x_i][0] = phi_2(x[x_i], t[t_i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                     U ht[x i][-1] = phi 3(x[x i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                 for y i in range(len(y)):
                     U[t i][0][y i] = phi 0(y[y i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U[t i][-1][y i] = phi 1(y[y i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U ht[0][y i] = phi 0(y[y i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                     U ht[-1][y i] = phi 1(y[y i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                 # Решаем систему 1 (1-ый шаг метода)
                 for y i in range (1, len(y) - 1):
                     A = np.zeros((len(x) - 2, len(x) - 2))
                     b = np.zeros((len(x) - 2))
                     A[0][0] = 2 * h x**2 * h y**2 + 2 * a * tau * h y**2
                     A[0][1] = -a * tau * h y**2
                     for i in range(1, len(A) - 1):
                         A[i][i - 1] = -a * tau * h y**2
                         A[i][i] = 2 * h x**2 * h y**2 + 2 * a * tau * h y**2
                         A[i][i + 1] = -a * tau * h y**2
                     A[-1][-2] = -a * tau * h y**2
                     A[-1][-1] = 2 * h x**2 * h y**2 + 2 * a * tau * h y**2
                     for x i in range (1, len(x) - 1):
                         b[x i - 1] = U[t i - 1][x i][y i - 1] * a * tau * h x**2 + U[t i - 1][x]
                     b[0] -= (-a * tau * h y**2) * phi 0(y[y i], t[t i] - tau / 2, a, mul, mu2)
                     b[-1] = (-a * tau * h_y**2) * phi_1(y[y_i], t[t_i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
```

```
# Решаем систему 2 (2-ой шаг метода)
                 for x i in range(1, len(x) - 1):
                    A = np.zeros((len(y) - 2, len(y) - 2))
                     b = np.zeros((len(y) - 2))
                     A[0][0] = 2 * h x**2 * h y**2 + 2 * a * tau * h x**2
                     A[0][1] = -a * tau * h x**2
                     for i in range(1, len(A) - 1):
                         A[i][i - 1] = -a * tau * h x**2
                         A[i][i] = 2 * h x**2 * h y**2 + 2 * a * tau * h x**2
                         A[i][i + 1] = -a * tau * h x**2
                     A[-1][-2] = -a * tau * h x**2
                     A[-1][-1] = 2 * h x**2 * h y**2 + 2 * a * tau * h x**2
                     for y i in range (1, len(y) - 1):
                         b[y i - 1] = U ht[x i - 1][y i] * a * tau * h y**2 + U ht[x i][y i] * (2)
                     b[0] = (-a * tau * h x**2) * phi 2(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     b[-1] = (-a * tau * h x**2) * phi 3(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U[t i][x i][1:-1] = run through method(A, b)
             return U
In [12]: variable directions solution = variable directions method(x start, x end, y start, y end
        variable directions solution.shape
In [13]:
         (100, 315, 315)
Out[13]:
```

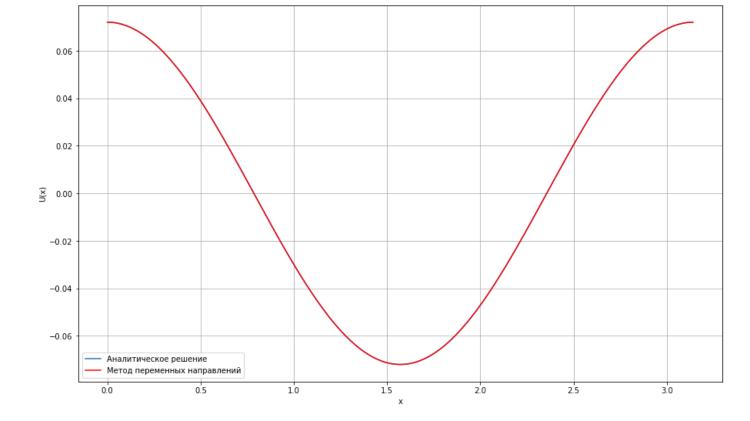
U ht[1:-1, y i] = np.array(run through method(A, b))

Максимальный модуль ошибки для метода переменных направлений

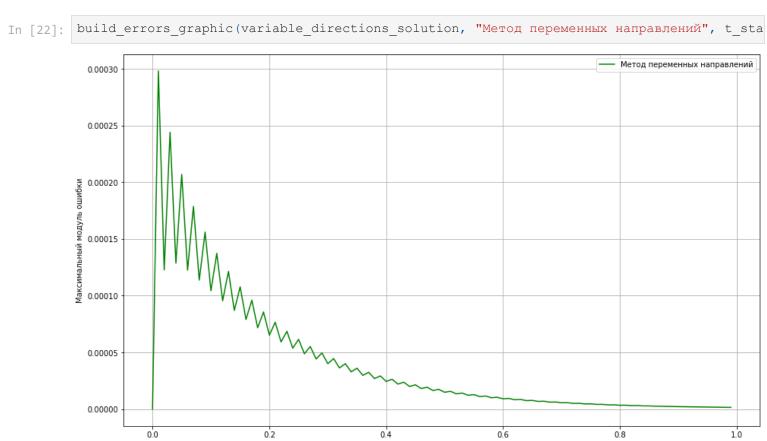
```
In [14]: print(f'Максимальный модуль ошибки для метода переменных направлений = {max_abs_error(va Максимальный модуль ошибки для метода переменных направлений = 0.0002980949702586777
```

Визуализация решения ДУ с помощью метода переменных направлений

In [19]: build_numerical_results_graphic(variable_directions_solution, "Метод переменных направле



Визуализация погрешности метода переменных направлений



К достоинствам метода переменных направлений можно отнести высокую точность, поскольку метод имеет второй порядок точности по времени. К недостаткам можно отнести условную устойчивость при числе пространственных переменных больше двух. Кроме этого, МПН условно устойчив взадачах со смешанными производными уже в двумерном случае.

Метод дробных шагов

Метод дробных шагов использует только неявные схемы, что делает его абсолютно устойчивым в задачах, не содержащих смешанные производные.

Подсхема 1 (1-ый шаг).

$$rac{u_{ij}^{k+rac{1}{2}}-u_{ij}^{k}}{ au}=rac{a}{h_{1}^{2}}(u_{i+1j}^{k+rac{1}{2}}-2u_{ij}^{k+rac{1}{2}}+u_{i-1j}^{k+rac{1}{2}})$$

Подсхема 2 (2-ой шаг).

$$rac{u_{ij}^{k+1}-u_{ij}^{k+rac{1}{2}}}{ au}=rac{a}{h_2^2}(u_{ij+1}^{k+1}-2u_{ij}^{k+1}+u_{ij-1}^{k+1})$$

Схема МДШ имеет порядок $O(\tau + |h|^2)$, т.е. первый порядок по времени и второй по переменным x и y.

```
In [28]: def fractional steps method(x start, x end, y start, y end, t start, t end, h x, h y, ta
             x = np.arange(x start, x end, h x)
             y = np.arange(y_start, y_end, h_y)
             t = np.arange(t start, t end, tau)
             U = np.zeros((len(t), len(x), len(y)))
             # начальное условие
             for x i in range(len(x)):
                 for y i in range(len(y)):
                     U[0][x i][y i] = psi(x[x i], y[y i], mu1, mu2)
             for t i in range(1, len(t)):
                 U ht = np.zeros((len(x), len(y)))
                 # граничные условия
                 for x i in range(len(x)):
                     U[t_i][x_i][0] = phi_2(x[x_i], t[t_i], a, mu1, mu2)
                     U[t i][x i][-1] = phi 3(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U_ht[x_i][0] = phi_2(x[x_i], t[t_i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                     U ht[x i][-1] = phi 3(x[x i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                 for y i in range(len(y)):
                     U[t i][0][y i] = phi 0(y[y i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U[t i][-1][y i] = phi 1(y[y i], t[t i], a, mu1, mu2)
                     U_ht[0][y_i] = phi_0(y[y_i], t[t_i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                     U ht[-1][y i] = phi 1(y[y i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
                 # Решаем систему 1 (1-ый шаг метода)
                 for y i in range (1, len(y) - 1):
                     A = np.zeros((len(x) - 2, len(x) - 2))
                     b = np.zeros((len(x) - 2))
                     A[0][0] = h x**2 + 2 * a * tau
                     A[0][1] = -a * tau
                     for i in range(1, len(A) - 1):
                         A[i][i - 1] = -a * tau
                         A[i][i] = h x**2 + 2 * a * tau
                         A[i][i + 1] = -a * tau
                     A[-1][-2] = -a * tau
                     A[-1][-1] = h x**2 + 2 * a * tau
                     for x i in range(1, len(x) - 1):
```

```
b[x i - 1] = U[t i - 1][x i][y i] * h x**2
       b[0] = (-a * tau) * phi 0(y[y i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
       b[-1] -= (-a * tau) * phi 1(y[y i], t[t i] - tau / 2, a, mu1, mu2)
        U ht[1:-1, y i] = np.array(run through method(A, b))
    # Решаем систему 2 (2-ой шаг метода)
   for x i in range(1, len(x) - 1):
       A = np.zeros((len(y) - 2, len(y) - 2))
       b = np.zeros((len(y) - 2))
       A[0][0] = h y**2 + 2 * a * tau
       A[0][1] = -a * tau
       for i in range(1, len(A) - 1):
           A[i][i - 1] = -a * tau
           A[i][i] = h y**2 + 2 * a * tau
           A[i][i + 1] = -a * tau
       A[-1][-2] = -a * tau
       A[-1][-1] = h y**2 + 2 * a * tau
       for y i in range (1, len(y) - 1):
           b[y i - 1] = U ht[x i][y i] * h y**2
       b[0] = (-a * tau) * phi 2(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
       b[-1] -= (-a * tau) * phi 3(x[x i], t[t i], a, mu1, mu2)
       U[t i][x i][1:-1] = run through method(A, b)
return U
```

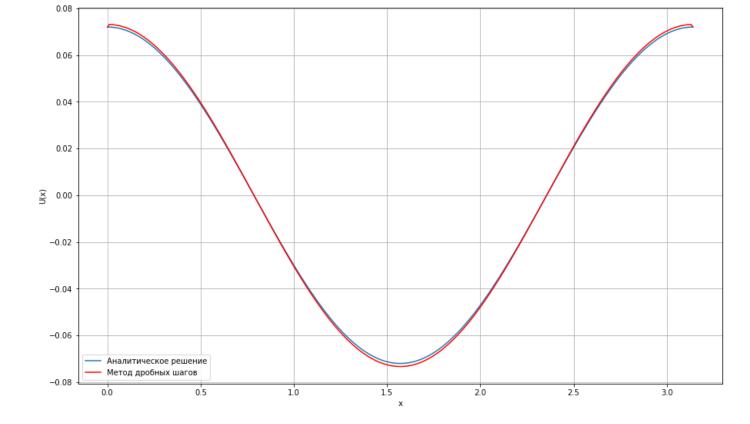
```
In [29]: fractional_steps_solution = fractional_steps_method(x_start, x_end ,y_start, y_end, t_st
In [30]: fractional_steps_solution.shape
Out[30]: (100, 315, 315)
```

Максимальный модуль ошибки для метода дробных шагов

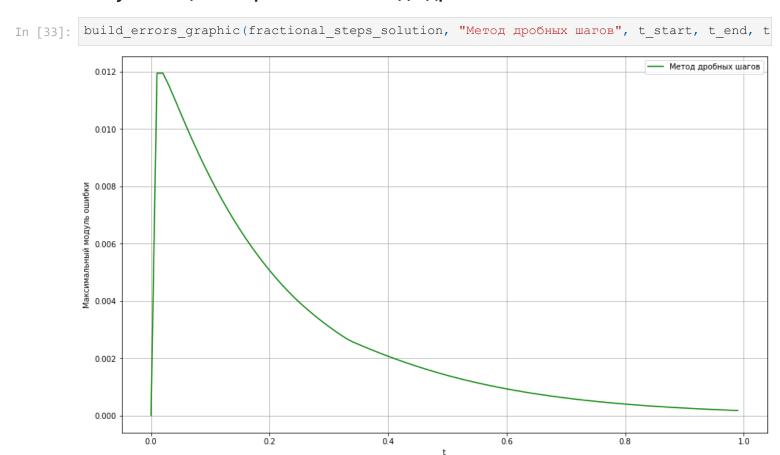
```
In [31]: print(f'Максимальный модуль ошибки для метода дробных шагов = {max_abs_error(fractional_
Максимальный модуль ошибки для метода дробных шагов = 0.01194071163538346
```

Визуализация решения ДУ с помощью метода дробных шагов

```
In [32]: build_numerical_results_graphic(fractional_steps_solution, "Метод дробных шагов", 0.5, 0
```



Визуализация погрешности метода дробных шагов



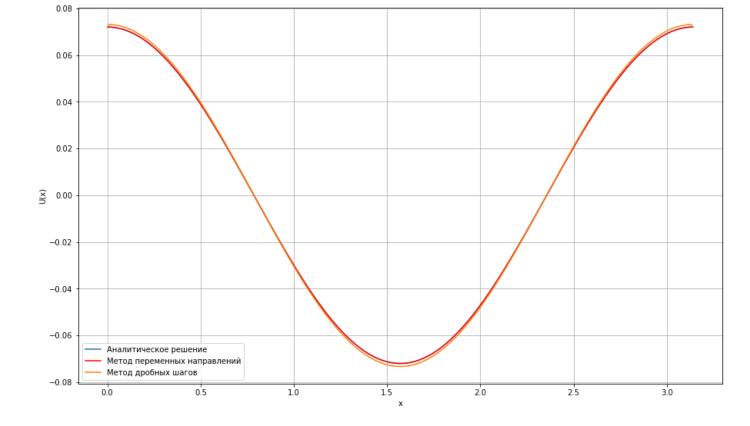
К достоинствам схемы МДШ можно отнести простоту в алгоритмизации и программировании и абсолютную устойчивость. К недостаткам МДШ относятся частичная аппроксимация на каждом дробном шаге и полная аппроксимация на последнем дробном шаге.

Сравнение численных методов с аналитическим решением

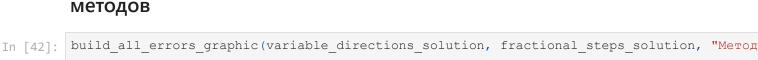
```
In [37]: def build_all_numerical_results_graphic(sol1, sol2, m n1, m n2, time, coord y, x start,
            x = np.arange(x start, x end, h x)
             y = np.arange(y start, y end, h y)
             t = np.arange(t start, t end, tau)
             cur y id = abs(y - coord y).argmin()
             cur t id = abs(t - time).argmin()
             plt.figure(figsize=(15, 9))
            plt.plot(x, anal solution[cur t id][:, cur y id], label='Аналитическое решение')
            plt.plot(x, sol1[cur t id][:, cur y id], label=m n1, color='r')
            plt.plot(x, sol2[cur t id][:, cur y id], label=m n2)
            plt.xlabel('x')
            plt.ylabel('U(x)')
             plt.legend()
             plt.grid()
             plt.show()
In [40]: def build all errors graphic(sol1, sol2, m n1, m n2, t start, t end, tau):
             t = np.arange(t start, t end, tau)
            plt.figure(figsize=(15, 9))
             max abs errors1 = np.array([max abs error(sol1[i], anal solution[i]) for i in range(
            max abs errors2 = np.array([max abs error(sol2[i], anal solution[i]) for i in range(
            plt.plot(t, max abs errors1, label=m n1, color='g')
            plt.plot(t, max abs errors2, label=m n2, color='m')
            plt.xlabel('t')
            plt.ylabel('Максимальный модуль ошибки')
            plt.legend()
            plt.grid()
             plt.show()
```

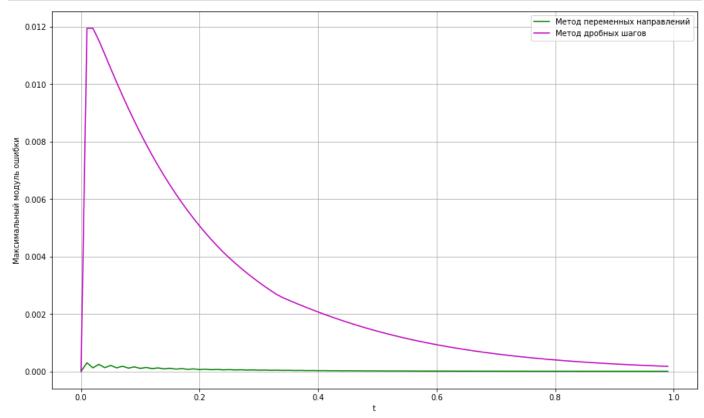
Визуализация результатов работы численных методов

In [41]: build_all_numerical_results_graphic(variable_directions_solution, fractional_steps_solut



Визуализация зависимости погрешности от времени для численных методов





In [43]: print(f'Максимальный модуль ошибки для метода переменных направлений = {max_abs_error(vaprint(f'Максимальный модуль ошибки для метода дробных шагов = {max_abs_error(fractional_

Вывод

В ходе данной лабораторной работы изучил два метода для решения двумерных начально-краевых задач параболического типа:

- метод переменных направлений
- метод дробных шагов

Выяснил преимущества и недостатки каждого метода.

Из общего графика зависимости погрешности численного метода от времени можно сделать вывод, что с помощью метода переменных направлений получили более точное решение, чем с помощью метода дробных шагов.