

# 1. Теоретическая часть

## 1.1 Функция и поиск направления:

Минимизируемая функция:

$$f_t = t \left( \frac{1}{2} \|Ax - b\|^2 + \lambda \langle 1_n, u \rangle \right) - \sum_{i=1}^n (\ln(u_i + x_i) + \ln(u_i - x_i))$$

Градиент:

$$\frac{\partial f_t}{\partial x} = t (A^T Ax - \langle b, A \rangle) - \left( \frac{1}{u+x} - \frac{1}{u-x} \right)$$

$$\frac{\partial f_t}{\partial u} = t\lambda - \left( \frac{1}{u+x} + \frac{1}{u-x} \right)$$

Гессиан:

$$\frac{\partial^2 f_t}{\partial x^2} = tA^T A + \text{diag} \left( \frac{1}{(u+x)^2} + \frac{1}{(u-x)^2} \right)$$

$$\frac{\partial^2 f_t}{\partial x \partial u} = \frac{\partial^2 f_t}{\partial u \partial x} = \text{diag} \left( \frac{1}{(u+x)^2} - \frac{1}{(u-x)^2} \right)$$

$$\frac{\partial^2 f_t}{\partial u^2} = \text{diag} \left( \frac{1}{(u+x)^2} + \frac{1}{(u-x)^2} \right)$$

Будем искать направление, решая систему уравнений:

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f_t}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f_t}{\partial u \partial x} \\ \frac{\partial^2 f_t}{\partial x \partial u} & \frac{\partial^2 f_t}{\partial u^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d^x \\ d^u \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \frac{\partial f_t}{\partial x} \\ \frac{\partial f_t}{\partial u} \end{pmatrix}$$

С помощью разложения Холецкого.

## 1.2 Максимальная длина шага $\alpha$

Вывод полностью повторяет вывод, приведенный в условии задания. Остается подставить в него границы, возникающие в задаче:

$$g_i(x) = -\langle e_i + e_{n+i}, x \rangle$$

$$g_{n+i}(x) = \langle e_i - e_{n+i}, x \rangle$$

при всех  $i = 1 \dots n$ . Здесь  $e_j$  - вектор длины  $2n$ , состоящий из 0 с 1 на  $j$ -ой позиции. Таким образом:

$$\alpha_1^{\max} = \min_{i \in I_1} \frac{-x_i - u_i}{d_i^x + d_i^u}, I_1 = \{1 \leq i \leq n : -d_i^x - d_i^u > 0\}$$

$$\alpha_2^{\max} = \min_{i \in I_2} -\frac{x_i - u_i}{d_i^x - d_i^u}, I_2 = \{1 \leq i \leq n : d_i^x - d_i^u > 0\}$$

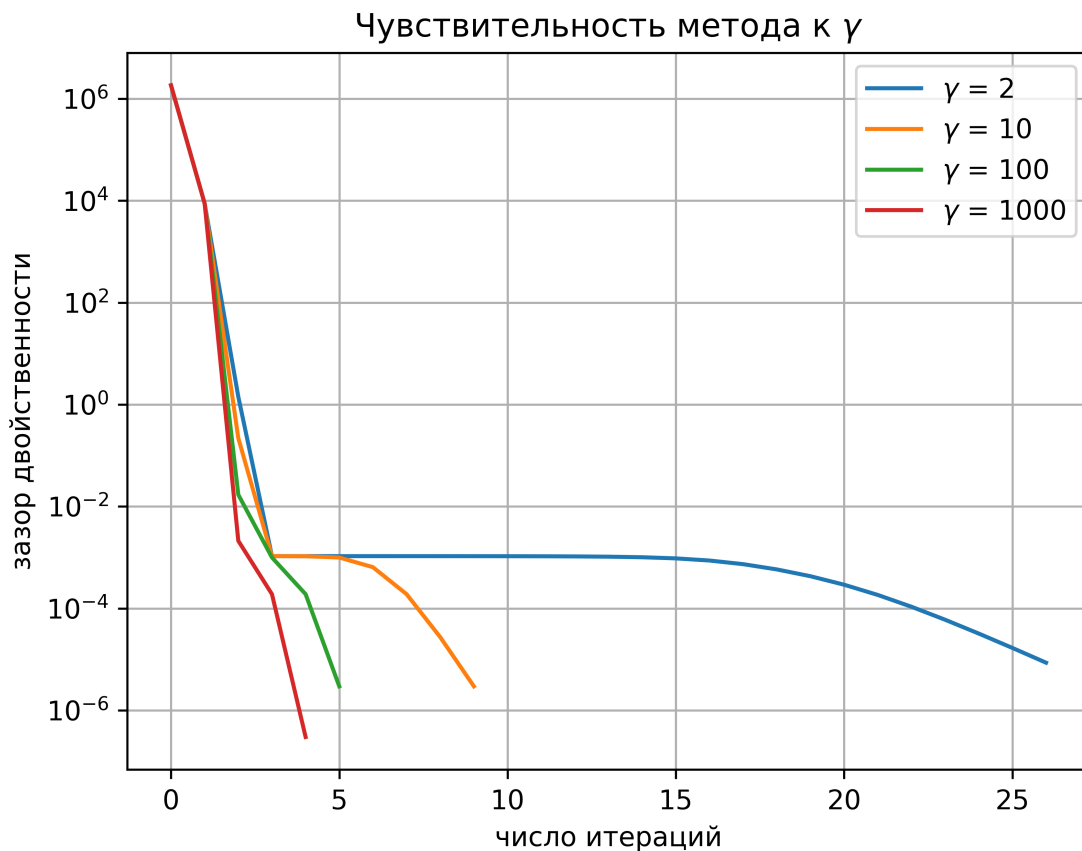
$$\alpha_0 = \min \{1, \theta \alpha_1^{\max}, \theta \alpha_2^{\max}\}$$

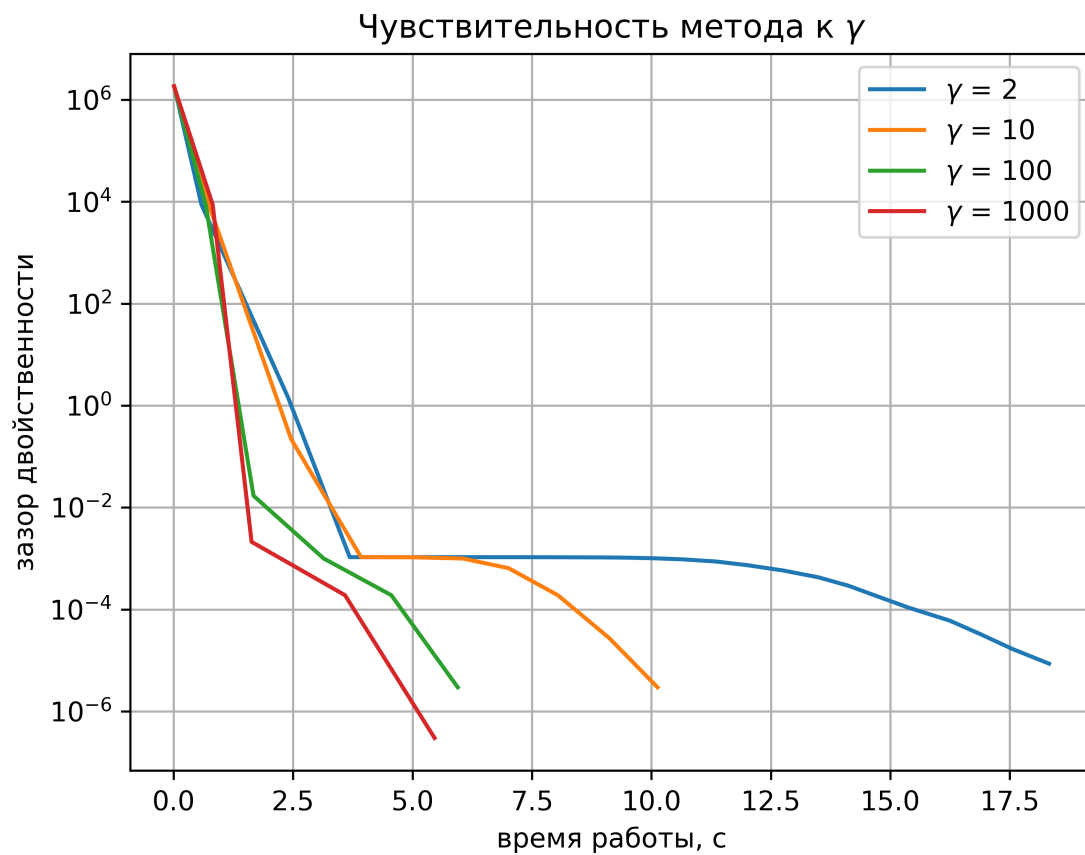
## 2. Эксперименты

### 2.1 Исследование чувствительности метода к выбору $\gamma$ и $\epsilon_{inner}$

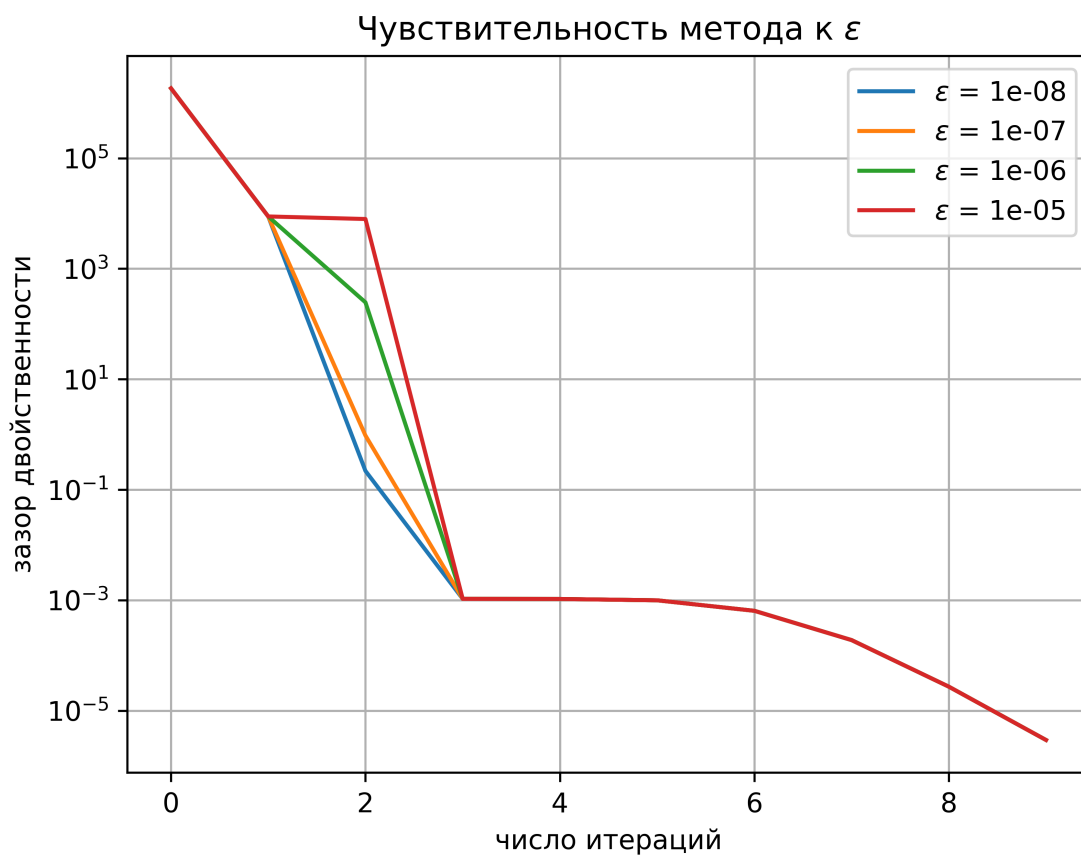
Матрица  $A$  и вектор  $b$  берутся из датасета **w8a**. Начальный вектор  $x_0$  выбирается случайно из равномерного распределения на  $[0; 1]$ , так как смысл LASSO в том, чтобы уменьшить координаты вектора  $x$ . А вектор  $u_0$  выбирается равным  $1_n$ , чтобы выполнить условия на границу в методе барьеров. Коэффициент регуляризации  $\lambda = 1/m$

Полученные графики:

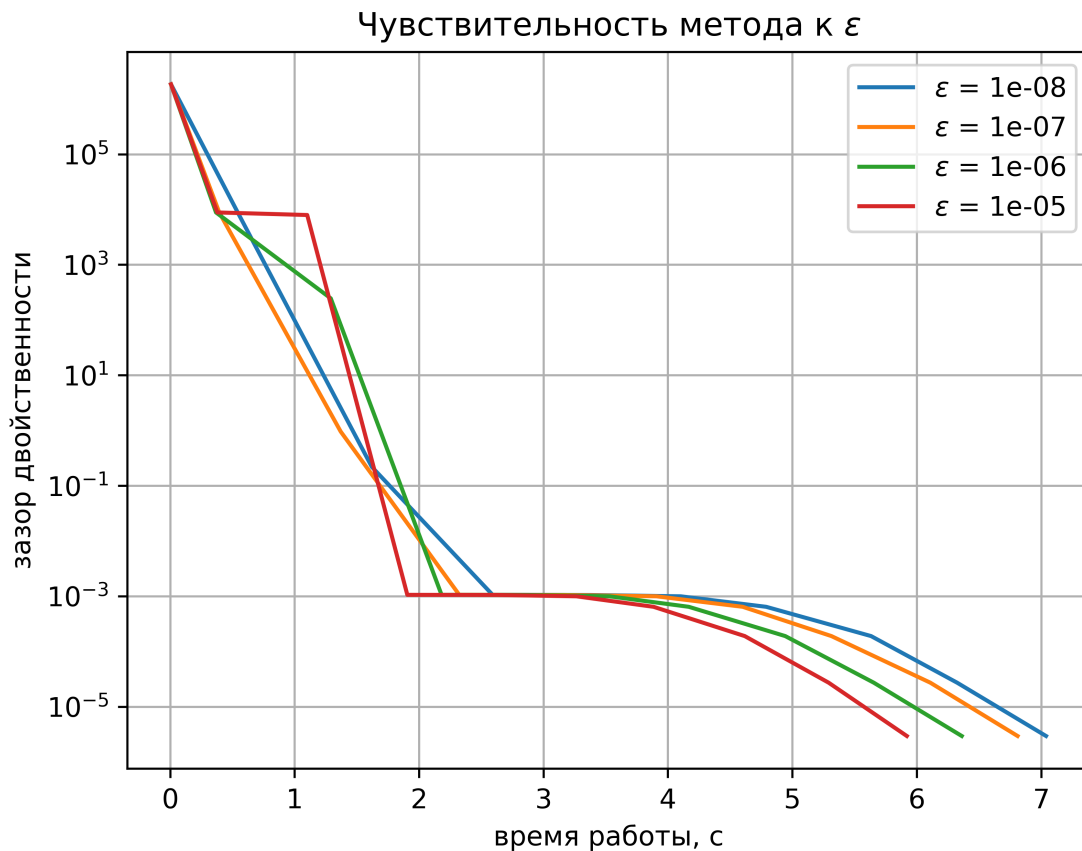




2.



3.

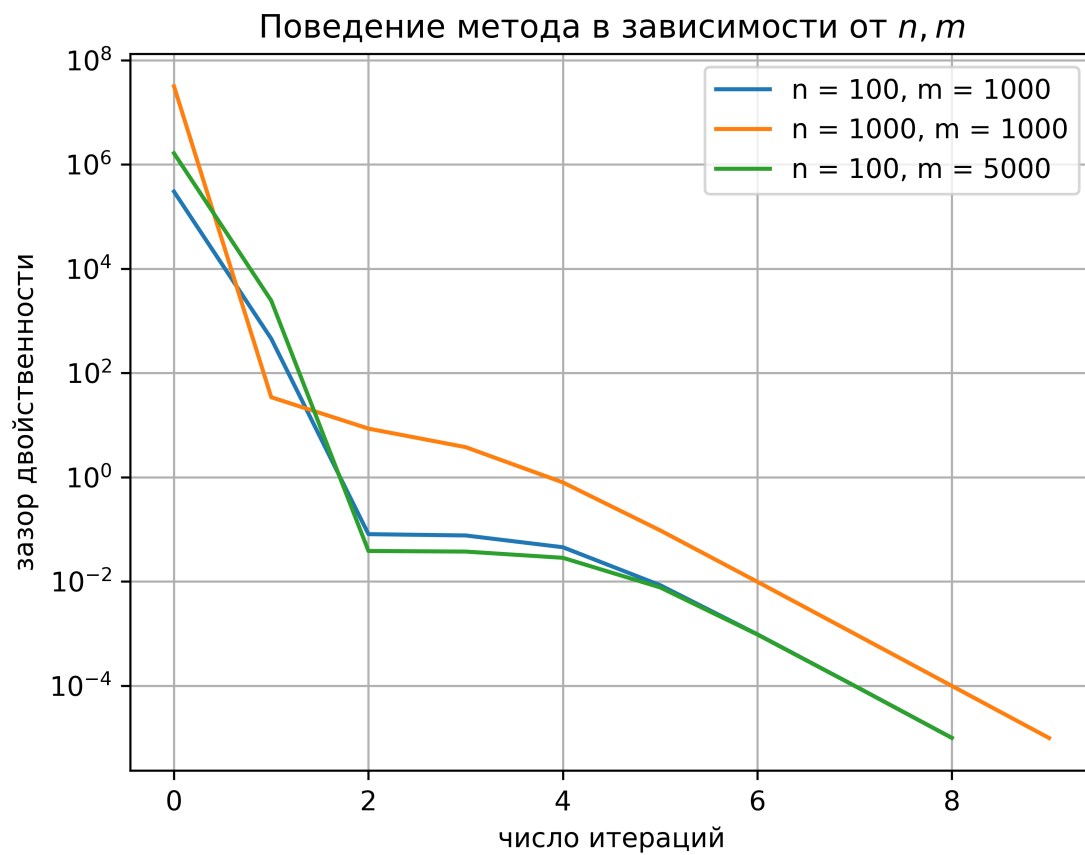


4.

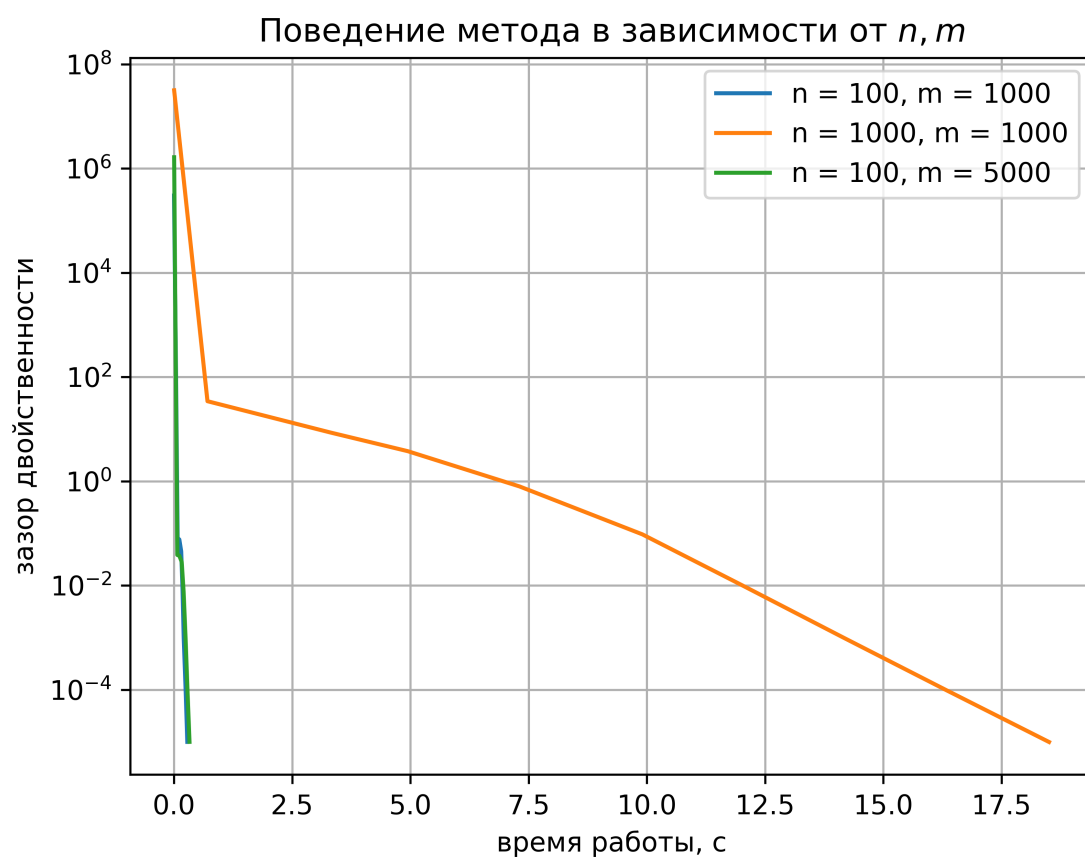
**Вывод:** при больших  $\gamma$  метод сходится быстрее как по итерациям, так и по времени работы. При высокой внутренней точности методу требуется меньше итераций для схождения, но это увеличивает временные затраты на внутренние итерации и не гарантирует ускорения сходимости всего метода.

## 2.2 Исследование поведения метода для различных значений размера выборки, размерности пространства и коэффициента регуляризации.

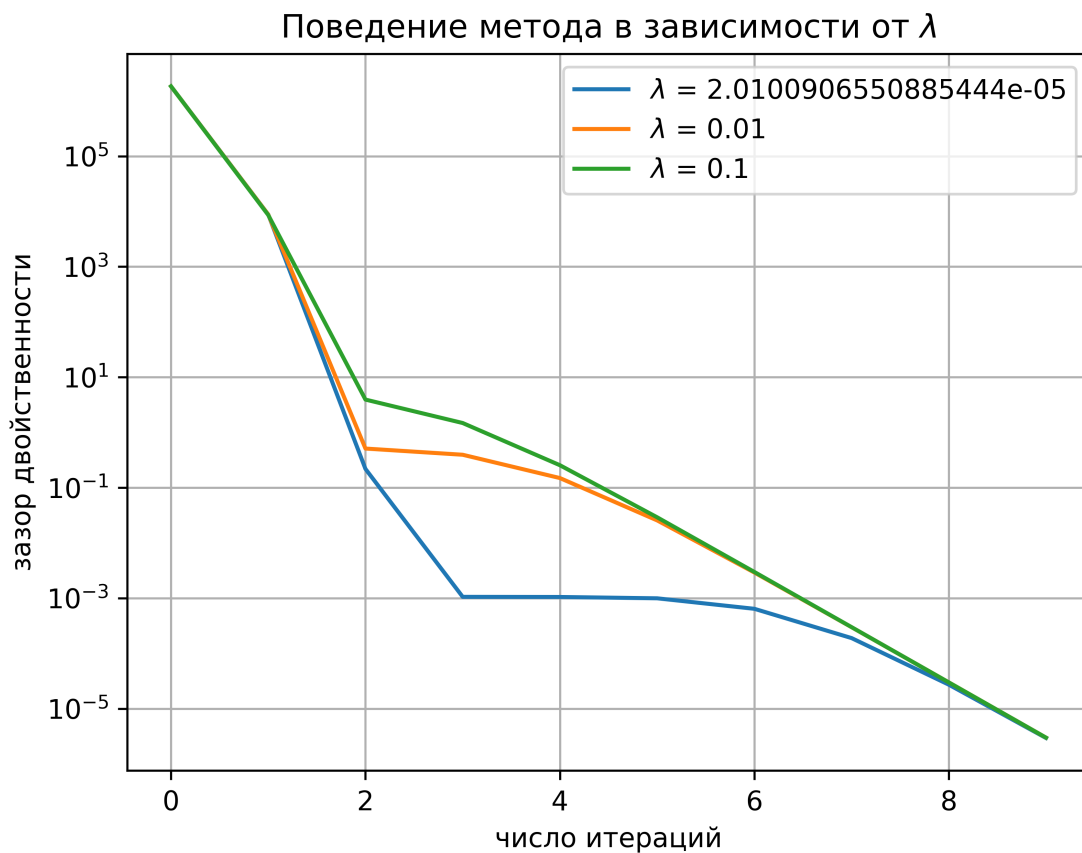
Для исследования зависимости поведения метода от  $\lambda$  использован датасет **w8a**. Для исследования зависимости от  $n, m$  использованы случайно сгенерированные данные. Полученные графики:



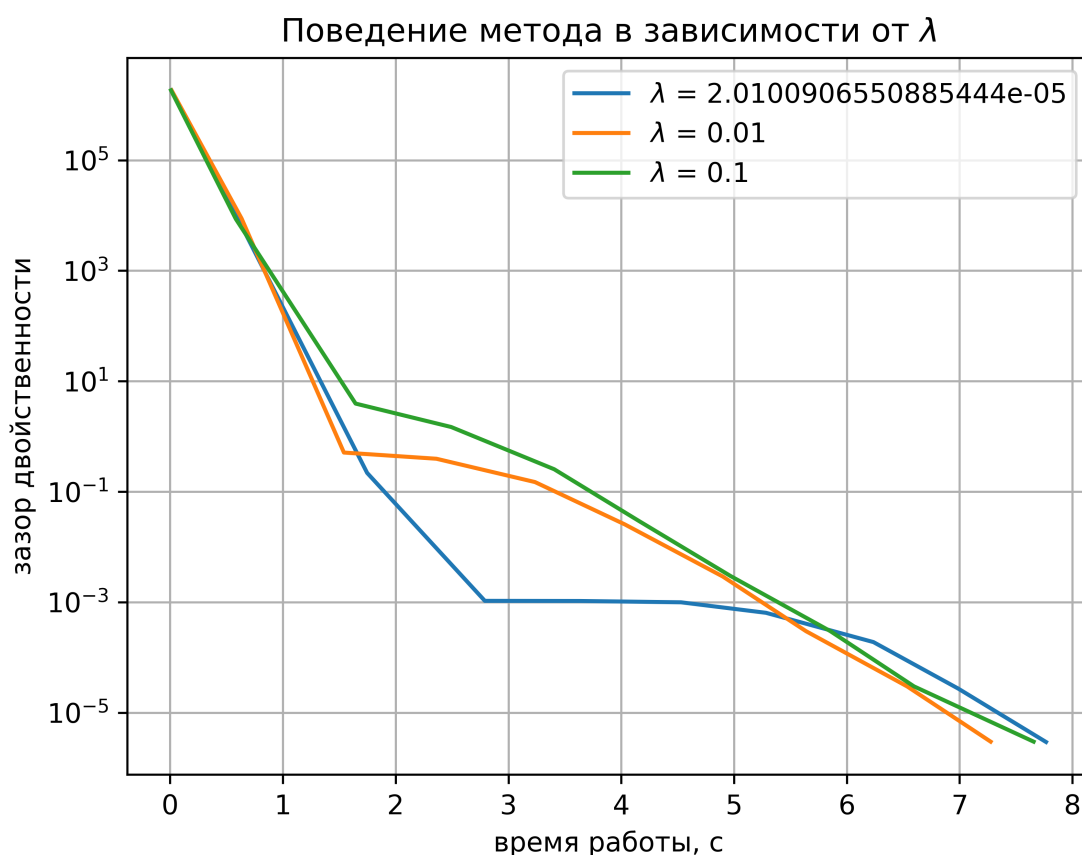
1.



2.



3.



4.

**Вывод:** скорость сходимости метода сильно зависит от размерности пространства и мало от числа обучающих примеров. По графику зависимости от  $\lambda$  видно, что при маленьких  $\lambda$  метод быстро достигает точности  $10^{-3}$ , а потом медленно доходит до желаемой точности. При больших же  $\lambda$  метод сходится

почти с одинаковой скоростью. При этом время достижения желаемой точности  $10^{-5}$  практически не различается для всех рассмотренных  $\lambda$ .