

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ_	«Информатика и системы управления»
КАФЕДРА	«Теоретическая информатика и компьютерные технологии»

Лабораторная работа № 5 по курсу «Численные методы»

Студент группы ИУ9-62Б Нащёкин Н.Д.

Преподаватель: Домрачева А.Б.

1 Задача

- 1. Найти минимум функции двух переменных с точностью $\varepsilon = 0.001,$ начиная итерации из точки $X^0.$
- 2. Найти минимум аналитически.
- 3. Сравнить полученные результаты.

2 Основная теория

Метод наискорейшего спуска

Метод наискорейшего спуска – итерационный метод, позволяющий найти точку минимума заданной функции. Пусть для функции $f(x_1,...,x_n)$ на k-ом шаге имеем приближение к минимуму $X^k \approx (x_1^k,...,x_n^k)$. Рассмотрим функцию $\varphi_k(t) = f(x_1^k - t \frac{\partial f}{\partial x_1}(X^k),...,x_n^k - t \frac{\partial f}{\partial x_n}(X^k)) = f(X^k - t * grad(f(X^k)))$.

Функция $\varphi_k(t)$ – это ограничение функции f(X) на прямую градиентного (наискорейшего) спуска, проходящую через точку k-го приближения X^k . Пусть t^* – точка минимума этой функции. Тогда следующее приближение к точке минимума: $X^{k+1} = X^k - t^* * grad(f(X^k)) = x_1^k - t^* \frac{\partial f}{\partial x_1}(X^k), ..., x_n^k - t^* \frac{\partial f}{\partial x_n}(X^k)$.

Итерации продолжаются, пока не будет выполнено условие завершения счёта:

$$||grad(f(X^k))|| = \max_{1 \le i \le n} |\frac{\partial f}{\partial x_i}(X^k)| < \varepsilon$$

Чаще всего точно искать минимум функции $\varphi(t)$ не нужно и достаточно ограничиться лишь одним приближением и поиском t^k , например, по методу парабол. Тогда в двумерном случае приближения будут особенно простыми:

$$(x_{k+1}, y_{k+1}) = (x_k - t^k \frac{\partial f}{\partial x}, y_k - t^k \frac{\partial f}{\partial y}).$$

Здесь $t^k = -\frac{\varphi_k'(0)}{\varphi_k''(0)}$, где $\varphi_k'(0) = -(\frac{\partial f}{\partial x})^2 - (\frac{\partial f}{\partial y})^2$, $\varphi_k''(0) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + 2\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}\frac{\partial f}{\partial x}\frac{\partial f}{\partial y} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(\frac{\partial f}{\partial y})^2$, все частные производные здесь берутся в точке (x_k, y_k) .

3 Практическая реализация

Листинг 1 — реализация программы

```
1 from sympy import *
4 # f(x) = 2 * x_1^2 + 3 * x_2^2 - 2 * \sin((x_1 - x_2) / 2) + x_2
5 \# x0 = (0, 0)
6
s eps = 0.001
11 x 1 = \text{Symbol}("x 1")
12 \times 2 = Symbol("x 2")
13 f = 2 * x_1 ** 2 + 3 * x_2 ** 2 - 2 * sin((x_1 - x_2) / 2) + x_2
15
16 def norm(point: dict):
      df x1 = diff(f, x 1).subs(point).evalf()
17
      df x2 = diff(f, x 2).subs(point).evalf()
      return \max(abs(df x1), abs(df x2))
19
20
21
  def phi k first(x k):
      \operatorname{return} - (\operatorname{diff}(f, x_1).\operatorname{subs}(x_k) ** 2).\operatorname{evalf}() - (\operatorname{diff}(f, x_2).\operatorname{subs}(x_k) ** 2).\operatorname{evalf}()
23
24
25
  def phi_k_second(x_k):
      return (
27
          diff(f, x = 1, 2).subs(x = k).evalf() * diff(f, x = 1).subs(x = k).evalf() ** 2
          * diff(f, x_1, x_2).subs(x_k).evalf()
30
          * diff(f, x 1).subs(x k).evalf()
31
          * diff(f, x 2).subs(x k).evalf()
32
          + \ diff(f, x\_2, 2).subs(x\_k).evalf() * \ diff(f, x\_2).subs(x\_k).evalf() ** 2
33
      )
34
35
37 \operatorname{def} t k(x k):
      return - phi_k_first(x_k) / phi_k_second(x_k)
38
39
40
41 def grad down():
      x_k = \{x_1: 0, x_2: 0\}
42
      x k1 = \{x 1: 0, x 2: 0\}
      while norm(x | k) >= eps:
         x_k = x_k1
45
         x k1 = {
46
```

```
x_1: x_k[x_1] - t_k(x_k) * diff(f, x_1).subs(x_k).evalf(),
47
            x\_2 \colon x\_k[x\_2] - t\_k(x\_k) \ ^* \ diff(f,\, x\_2).subs(x\_k).evalf()
48
49
      return x k1
50
51
   def find min():
53
      df dx1 = diff(f, x 1)
54
      df dx2 = diff(f, x 2)
55
      critical point = nsolve([df dx1, df dx2], (x 1, x 2), [0, 0])
56
      return critical point
57
58
59
  def main():
      res numeric = grad down()
      res analytic = find min()
62
63
      print(f'eps = \{eps\}')
64
      print(f'Toчкa минимумa: (x, y) = (\{res numeric[x 1]:.6f\}, \{res numeric[x 2]:.6f\})')
65
      print(f'Toчка минимума, вычисленная аналитически: (x, y) = ({res analytic[0]:.6f},
66
      \hookrightarrow {res analytic[1]:.6f})')
      print(f' Абсолютные погрешности. По x: {abs(res numeric[x 1] - res analytic[0]):.6f}; '
67
         f'по y: {abs(res numeric[x 2] - res analytic[1]):.6f}')
68
      print(f"Hopмa в найденной точке минимума: {norm(res numeric):.6f}")
69
70
72 if __name__ == "__main__":
73 main()
```

Мой вариант — 22. По условию требуется найти минимум функции $f = 2x_1^2 + 3x_2^2 - 2sin(\frac{x_1-x_2}{2}) + x_2$, $X^0 = (0,0)$. Метод наискорейшего спуска реализован в функции $grad_down()$. Также по условию необходимо сравнить полученный результат с аналитическим решением. Для этого, например с использованием библиотеки символьных вычислений SymPy, нужно найти решение системы

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x} = 0\\ \frac{\partial f}{\partial y} = 0. \end{cases}$$

Решения этой системы — критические точки, которые нужно проверить на наличие экстремума с помощью достаточного условия его существования: $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} > 0, причём если \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} > 0, то это точка минимума (нас интересует этот случай). Но в случае с заданной функцией критическая точка только одна, она и является точкой минимума, поэтому дополнительную провер-$

ку достаточного условия можно не проводить. Результат работы программы приведён на рисунке 1.

```
ерs = 0.001
Точка минимума: (x, y) = (0.240023, -0.326680)
ДДДДКа минимума, вычисленная аналитически: (x, y) = (0.240030, -0.326687)
Абсолютные погрешности. По x: 0.000008; по y: 0.000007
Норма в найденной точке минимума: 0.000047

Process finished with exit code 0
```

Рис. 1 — Результат выполнения программы

4 Вывод

В данной лабораторной работе был реализован метод наискорейшего спуска для поиска точки минимума функции двух переменных. Кроме того, требуемая точка также была найдена аналитически. Результаты численного и аналитического поиска, а также норма градиента заданной функции в численно найденной точке выводятся на экран.