

Metody Numeryczne - Zadanie XXIV

Mateusz Kamiński

January 2026

1 Wstęp

Celem zadania było znalezienie minimów funkcji dwóch zmiennych:

$$f(x, y) = 0.25x^4 + y^2 - 0.5x^2 + 0.125x + 0.0625(x - y)$$

co po uproszczeniu daje postać:

$$f(x, y) = 0.25x^4 - 0.5x^2 + 0.1875x + y^2 - 0.0625y$$

Obliczenia przeprowadzono dla 128 losowych punktów startowych z obszaru $[-3, 3] \times [-3, 3]$ przy użyciu algorytmu Levenberga-Marquardta.

2 Opis

Algorytm Levenberga-Marquardta stanowi hybrydę metody Newtona oraz metody najszybszego spadku. Kluczowym elementem jest modyfikacja macierzy Hessianu poprzez wprowadzenie parametru $\lambda > 0$:

$$\tilde{H}_{ii} = (1 + \lambda) \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2}, \quad \tilde{H}_{ij} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} \quad \text{dla } i \neq j$$

3 Implementacja

W programie wyznaczono analitycznie gradient oraz macierz Hessianu:

$$\nabla f = [x^3 - x + 0.1875, 2y - 0.0625]^T$$

$$H = \begin{pmatrix} 3x^2 - 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

Zastosowano procedurę adaptacyjną parametru λ :

1. Jeśli $f(x_{\text{test}}) < f(x_k)$, krok jest akceptowany, a λ jest zmniejszane.
2. Jeśli $f(x_{\text{test}}) > f(x_k)$, krok jest odrzucany, a λ zwiększane.

```
1  import numpy as np
2  from numpy.typing import NDArray
3
4  num = np.float64
5  vector = NDArray[np.float64]
6  matrix = NDArray[np.float64]
7
8  def f(x: vector):
9      x, y = x
10     return 0.25 * x**4 - 0.5 * x**2 + 0.1875 * x + y**2 - 0.0625 * y
11
12 def gradient(x: vector) -> vector:
13     x, y = x
14     return np.array([
15         x**3 - x + 0.1875,
16         2*y - 0.0625
17     ], dtype=num)
18
19 def hessian(x: vector) -> matrix:
20     x, y = x
21     return np.array([
22         [3*x**2 - 1, 0],
23         [0, 2]
24     ], dtype=num)
25
26 def levenberg_marquardt_step(x: vector, lam: num, grad: vector,
27                               hess: matrix) -> vector:
28     hess_local = hess.copy()
29
30     for i in range(len(x)):
31         hess_local[i, i] *= (1 + lam)
```



```

31
32     delta = np.linalg.solve(hess_local, grad)
33
34     x_new = x - delta
35
36     return x_new
37
38     def levenberg_marquardt(x: vector, lam: num, tolerance: float =
39         1e-10, max_iterations: int = 5000) -> vector:
40         for k in range(max_iterations):
41             grad = gradient(x)
42             # warunek stopu potrzebny
43             if np.linalg.norm(grad) < tolerance:
44                 break
45
46             hess = hessian(x)
47             f_x = f(x)
48
49             while True:
50                 x_test: vector = levenberg_marquardt_step(x, lam, grad,
51                     hess)
52                 f_test = f(x_test)
53
54                 if f_test > f_x:
55                     # krok odrzucony
56                     lam *= 8
57                 else:
58                     # krok zaakceptowany
59                     x = x_test
60                     lam /= 8
61                     break
62
63             if lam > 1e12:
64                 raise RuntimeError("Nie znaleziono minimum")
65
66         return x, k + 1
67
68     def main():

```



```

68     np.random.seed(0)
69     starts = np.random.uniform(-3, 3, size=(128, 2))
70
71     results = []
72
73     for x_start in starts:
74         try:
75             x_min, iterations = levenberg_marquardt(x_start, 1/1024)
76             f_val = f(x_min)
77             results.append({
78                 "start": x_start,
79                 "x_min": x_min,
80                 "f_val": f_val,
81                 "iterations": iterations,
82                 "success": True
83             })
84         except RuntimeError:
85             continue
86
87     results.sort(key=lambda r: r["f_val"])
88
89     unique_solutions = []
90     if results:
91         unique_solutions.append(results[0])
92
93         for r in results[1:]:
94             is_new = True
95             for u in unique_solutions:
96                 if np.allclose(r["x_min"], u["x_min"], atol=1e-5):
97                     is_new = False
98                     break
99             if is_new:
100                 unique_solutions.append(r)
101
102     # 3. Print Summary
103     print(f"{'Rank':<5} | {'x_min':<30} | {'f(x)':<12} | {'Count'}")
104     print("-" * 65)
105
106     for i, sol in enumerate(unique_solutions):

```



```

107         # Count how many starting points led to this specific
           minimum
108         count = sum(1 for r in results if np.allclose(r["x_min"],
           sol["x_min"], atol=1e-5))
109
110         x_str = f"[{sol['x_min'][0]:.4f}, {sol['x_min'][1]:.4f}]"
111         print(f"{i+1:<5} | {x_str:<30} | {sol['f_val']:<12.6f} |
           {count}")
112
113         print(f"\nUdanych poszukiwań: {len(results)} / {len(starts)}")
114
115 if __name__ == "__main__":
116     main()

```

4 Wyniki i analiza

4.1 Znalezione minima

Po przetestowaniu 128 punktów startowych, algorytm zbiegał do jednego z dwóch minimów lokalnych lub punktu siodłowego.

Typ punktu	Punkt (x, y)	Wartość $f(x, y)$	Liczba trafień
Minimum	$(-1.0831, 0.0312)$	-0.446566	51
Minimum	$(0.8882, 0.0312)$	-0.073298	55
Siodło	$(0.1949, 0.0312)$	0.016935	4