

zad07-gradient

November 17, 2025

1 Zajęcie 07: Metoda gradientu prostego

```
[45]: import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
from matplotlib import cm
import warnings
```

2 Zadanie 1: Optymalizacja funkcji dwóch zmiennych

Funkcja do optymalizacji:

$$f(x, y) = e^{\sqrt{x+3y}}$$

gdzie $x \in [1; 16]$, $y \in [1; 16]$

```
[46]: # Definicja funkcji
def f(x, y):
    """Funkcja celu:  $f(x,y) = e^{\sqrt{x+3y}}$ """
    return np.exp(np.sqrt(x + 3*y))

# Parametry optymalizacji
X_MIN, X_MAX = 1.0, 16.0
Y_MIN, Y_MAX = 1.0, 16.0
LEARNING_RATE = 0.001
MAX_ITERATIONS = 500

# Punkt startowy
x_init = 10.0
y_init = 10.0

print(f"Przedział x: [{X_MIN}, {X_MAX}]")
print(f"Przedział y: [{Y_MIN}, {Y_MAX}]")
print(f"Punkt startowy: ({x_init}, {y_init})")
print(f"Wartość funkcji w punkcie startowym: {f(x_init, y_init):.6f}")
```

Przedział x: [1.0, 16.0]

Przedział y: [1.0, 16.0]

Punkt startowy: (10.0, 10.0)

Wartość funkcji w punkcie startowym: 558.109578

2.1 Obliczanie gradientu

Pochodne cząstkowe funkcji $f(x, y) = e^{\sqrt{x+3y}}$:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = e^{\sqrt{x+3y}} \cdot \frac{1}{2\sqrt{x+3y}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = e^{\sqrt{x+3y}} \cdot \frac{3}{2\sqrt{x+3y}}$$

```
[47]: # Funkcje do obliczania gradientów

def analytical_gradient(x, y):
    sqrt_term = np.sqrt(x + 3*y)
    exp_term = np.exp(sqrt_term)

    df_dx = exp_term / (2 * sqrt_term)
    df_dy = 3 * exp_term / (2 * sqrt_term)

    return df_dx, df_dy
```

2.2 Optymalizacja metodą spadku gradientu

```
[48]: x = x_init
      y = y_init

      # Historia optymalizacji
      x_history = [x]
      y_history = [y]
      f_history = [f(x, y)]
      grad_x_history = []
      grad_y_history = []

      print("Spadek Gradientu...\n")
      print(f"{'Iter':<6} {'x':<12} {'y':<12} {'f(x,y)':<15} {'||grad||':<12}")
      print("-" * 65)

      for iteration in range(MAX_ITERATIONS):
          # Gradienty analitycznie
          df_dx, df_dy = analytical_gradient(x, y)

          # Krok optymalizacji (spadek wzdłuż gradientu)
          x = x - LEARNING_RATE * df_dx
          y = y - LEARNING_RATE * df_dy
```

```

# Projekcja na dziedzinę
x = np.clip(x, X_MIN, X_MAX)
y = np.clip(y, Y_MIN, Y_MAX)

# Zbierz dane
f_val = f(x, y)
grad_norm = np.sqrt(df_dx**2 + df_dy**2)

x_history.append(x)
y_history.append(y)
f_history.append(f_val)
grad_x_history.append(float(df_dx))
grad_y_history.append(float(df_dy))

if iteration % 50 == 0 or iteration == MAX_ITERATIONS - 1:
    print(f"{iteration:<6} {x:<12.6f} {y:<12.6f} {f_val:<15.8f} {grad_norm:
↪<12.8f}")

# Warunek zatrzymania
if grad_norm < 1e-6:
    print(f"\nKonwergencja osiągnięta w iteracji {iteration}")
    break

print(f"\nOptymalny punkt: x* = {x:.8f}, y* = {y:.8f}")
print(f"Minimalna wartość funkcji: f(x*, y*) = {f_history[-1]:.8f}")
print(f"Liczba iteracji: {len(x_history) - 1}")
print(f"Norma gradientu końcowego: {np.sqrt(grad_x_history[-1]**2 +
↪grad_y_history[-1]**2):.2e}")

```

Spadek Gradientu...

Iter	x	y	f(x,y)	grad
0	9.955878	9.867633	538.92517828	139.52739462
50	8.642247	5.926741	170.76345564	53.22284395
100	8.004581	4.013743	87.99276713	31.34261928
150	7.595749	2.787246	54.30859511	21.63427042
200	7.300828	1.902484	36.84424499	16.23537711
250	7.073412	1.220235	26.47752439	12.83311151
300	6.884380	1.000000	23.19515501	11.66987937
350	6.701725	1.000000	22.52800397	11.44035442
400	6.522635	1.000000	21.88664557	11.21861852
450	6.346991	1.000000	21.26972798	11.00429811
499	6.178092	1.000000	20.68764381	10.80112100

Optymalny punkt: $x^* = 6.17809204$, $y^* = 1.00000000$
Minimalna wartość funkcji: $f(x^*, y^*) = 20.68764381$

Liczba iteracji: 500
Norma gradientu końcowego: 1.08e+01

2.3 3D Wizualizacja powierzchni funkcji i trajektorii optymalizacji:

```
[49]: x_range = np.linspace(X_MIN, X_MAX, 50)
y_range = np.linspace(Y_MIN, Y_MAX, 50)
X_mesh, Y_mesh = np.meshgrid(x_range, y_range)
Z_mesh = f(X_mesh, Y_mesh)

# Wizualizacja 1: Powierzchnia 3D z trajektorią
fig = plt.figure(figsize=(16, 5))

# Wykres 3D
ax1 = fig.add_subplot(131, projection='3d')
surf = ax1.plot_surface(X_mesh, Y_mesh, Z_mesh, cmap='viridis', alpha=0.7,
    ↪edgecolor='none')
ax1.plot(x_history, y_history, f_history, 'r.-', linewidth=2, markersize=3,
    ↪label='Ścieżka GD')
ax1.scatter(x_history[0], y_history[0], f_history[0], c='green', s=100,
    ↪marker='o', label='Start')
ax1.scatter(x_history[-1], y_history[-1], f_history[-1], c='red', s=200,
    ↪marker='*', label='Minimum')
ax1.set_xlabel('x')
ax1.set_ylabel('y')
ax1.set_zlabel('f(x,y)')
ax1.set_title('Powierzchnia funkcji i ścieżka gradientu')
ax1.legend()
fig.colorbar(surf, ax=ax1, pad=0.1)

# Kontur z trajektorią
ax2 = fig.add_subplot(132)
contour = ax2.contour(X_mesh, Y_mesh, Z_mesh, levels=20, cmap='viridis')
ax2.clabel(contour, inline=True, fontsize=8)
ax2.plot(x_history, y_history, 'r.-', linewidth=2, markersize=4, label='Ścieżka
    ↪GD')
ax2.scatter(x_history[0], y_history[0], c='green', s=100, marker='o',
    ↪label='Start', zorder=5)
ax2.scatter(x_history[-1], y_history[-1], c='red', s=200, marker='*',
    ↪label='Minimum', zorder=5)
ax2.set_xlabel('x')
ax2.set_ylabel('y')
ax2.set_title('Kontur funkcji z trajektorią')
ax2.legend()
ax2.grid(True, alpha=0.3)

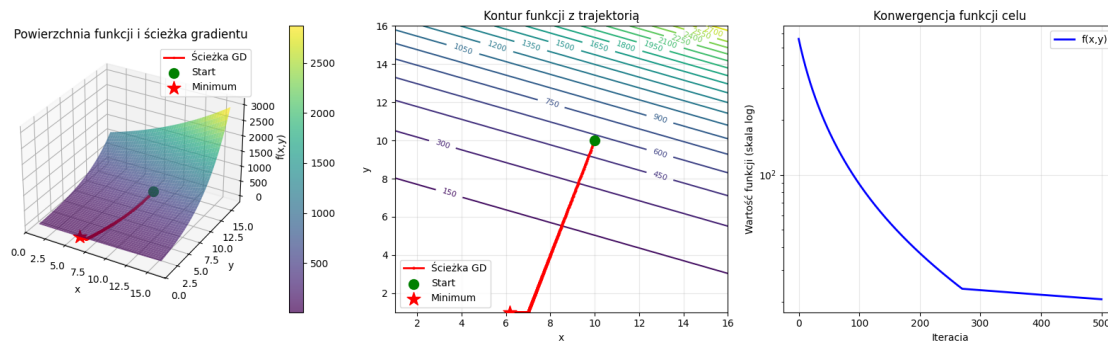
# Konwergencja
```

```

ax3 = fig.add_subplot(133)
ax3.semilogy(range(len(f_history)), f_history, 'b-', linewidth=2,
             label='f(x,y)')
ax3.set_xlabel('Iteracja')
ax3.set_ylabel('Wartość funkcji (skala log)')
ax3.set_title('Konwergencja funkcji celu')
ax3.grid(True, alpha=0.3)
ax3.legend()

plt.tight_layout()
plt.show()

```



2.4 Podsumowanie wyników Zadania 1

```

[50]: print("PODSUMOWANIE WYNIKÓW - ZADANIE 1")

x_opt = x_history[-1]
y_opt = y_history[-1]
f_opt = f_history[-1]

print(f"\n1. PUNKT MINIMALNY:")
print(f"    x* = {x_opt:.8f}")
print(f"    y* = {y_opt:.8f}")
print(f"    f(x*, y*) = {f_opt:.8f}")

# Analiza wartości na narożnikach
print(f"\n2. WARTOŚCI NA NAROŻNIKACH DZIEDZINY:")
corners = [(1, 1), (1, 16), (16, 1), (16, 16)]
for x_c, y_c in corners:
    f_c = f(x_c, y_c)
    print(f"    f({x_c:2d}, {y_c:2d}) = {f_c:.8f}")

min_corner = min(corners, key=lambda p: f(p[0], p[1]))
f_min_corner = f(min_corner[0], min_corner[1])

```

```

print(f"    → Minimum na narożnikach: f{min_corner} = {f_min_corner:.8f}")

# Statystyka konwergencji
print(f"\n3. STATYSTYKA KONWERGENCJI:")
print(f"    Liczba iteracji: {len(x_history) - 1}")
print(f"    Redukcja funkcji: {(f_history[0] - f_history[-1]) / f_history[0] * 100):.2f}%")

# Gradienty końcowe
df_dx_final, df_dy_final = analytical_gradient(x_opt, y_opt)
grad_norm_final = np.sqrt(df_dx_final**2 + df_dy_final**2)

print(f"\n4. GRADIENTY W PUNKCIE OPTYMALNYM:")
print(f"    f/ x = {df_dx_final:.8f}")
print(f"    f/ y = {df_dy_final:.8f}")
print(f"    || f || = {grad_norm_final:.2e}")

```

PODSUMOWANIE WYNIKÓW - ZADANIE 1

1. PUNKT MINIMALNY:
 - $x^* = 6.17809204$
 - $y^* = 1.00000000$
 - $f(x^*, y^*) = 20.68764381$
2. WARTOŚCI NA NAROŻNIKACH DZIEDZINY:
 - $f(1, 1) = 7.38905610$
 - $f(1, 16) = 1096.63315843$
 - $f(16, 1) = 78.17101632$
 - $f(16, 16) = 2980.95798704$
 - Minimum na narożnikach: $f(1, 1) = 7.38905610$
3. STATYSTYKA KONWERGENCJI:
 - Liczba iteracji: 500
 - Redukcja funkcji: 96.29%
4. GRADIENTY W PUNKCIE OPTYMALNYM:
 - $f/x = 3.41432478$
 - $f/y = 10.24297434$
 - $\|f\| = 1.08e+01$

3 Zadanie 2: Propagacja wsteczna w sieci neuronowej

Architektura sieci neuronowej dla **wariantu 3**: - **Warstwa 1**: input_dim=2, output_dim=2, activation="sigmoid" - **Warstwa 2**: input_dim=2, output_dim=1, activation="sigmoid"

Funkcja aktywacji sigmoid:

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Pochodna sigmoid:

$$\sigma'(z) = \sigma(z)(1 - \sigma(z))$$

```
[51]: # Architektura sieci neuronowej - Wariant 3
nn_architecture = [
    {"input_dim": 2, "output_dim": 2, "activation": "sigmoid"},
    {"input_dim": 2, "output_dim": 1, "activation": "sigmoid"}
]
```

3.1 Propagacja do przodu

```
[52]: # Funkcje aktywacji
def sigmoid(z):
    """Funkcja sigmoidy"""
    return 1.0 / (1.0 + np.exp(-np.clip(z, -500, 500)))

def sigmoid_derivative(z):
    """Pochodna sigmoidy względem z"""
    sig = sigmoid(z)
    return sig * (1 - sig)

# Inicjalizacja wag i bias'ów
np.random.seed(42)

def initialize_network(architecture):
    """Inicjalizacja wag i bias'ów"""
    params = {}

    for idx, layer in enumerate(architecture):
        layer_idx = idx + 1
        input_dim = layer["input_dim"]
        output_dim = layer["output_dim"]

        # Inicjalizacja wag (Xavier)
        params[f"W{layer_idx}"] = np.random.randn(output_dim, input_dim) * np.
        ↪sqrt(1.0 / input_dim)
        params[f"b{layer_idx}"] = np.zeros((output_dim, 1))

    return params

params = initialize_network(nn_architecture)

print("\nInicjalizowane parametry sieci:")
for key, val in params.items():
    print(f"  {key}: shape {val.shape}")

# Propagation
```

```

def forward_propagation(X, params, architecture):
    cache = {"A0": X}
    A = X

    for idx, layer in enumerate(architecture):
        layer_idx = idx + 1
        W = params[f"W{layer_idx}"]
        b = params[f"b{layer_idx}"]

        # Liniiowe: Z = W*A + b
        Z = np.dot(W, A) + b
        cache[f"Z{layer_idx}"] = Z

        # Aktywacja
        if layer["activation"] == "sigmoid":
            A = sigmoid(Z)
        else:
            raise ValueError(f"Unknown activation: {layer['activation']}")

        cache[f"A{layer_idx}"] = A

    return A, cache

X_sample = np.array([[0.5], [0.3]])
y_sample = np.array([[0.8]])

output, cache = forward_propagation(X_sample, params, nn_architecture)

print(f" Wejście X: shape {X_sample.shape}")
print(f" Wyjście: shape {output.shape}, wartość: {output[0,0]:.6f}")

```

Inicjalizowane parametry sieci:

```

W1: shape (2, 2)
b1: shape (2, 1)
W2: shape (1, 2)
b2: shape (1, 1)
Wejście X: shape (2, 1)
Wyjście: shape (1, 1), wartość: 0.451677

```

3.2 Propagacja wsteczna

Równania propagacji wstecznej:

$$dZ^{[l]} = dA^{[l]} * \sigma'(Z^{[l]})$$

$$dW^{[l]} = \frac{1}{m} dZ^{[l]} (A^{[l-1]})^T$$

$$db^{[l]} = \frac{1}{m} \sum dZ^{[l]}$$

$$dA^{[l-1]} = (W^{[l]})^T dZ^{[l]}$$

```
[53]: # Funkcja straty (Binary Cross-Entropy)
def compute_loss(y_true, y_pred):
    m = y_true.shape[1]
    epsilon = 1e-7
    loss = -(y_true * np.log(np.clip(y_pred, epsilon, 1)) +
             (1 - y_true) * np.log(np.clip(1 - y_pred, epsilon, 1)))
    return np.mean(loss)

# Propagacja wsteczna
def backward_propagation(y_true, y_pred, cache, params, architecture):
    m = y_true.shape[1]
    grads = {}

    # Pochodna straty względem wyjścia: dL/dA
    dA = -(np.divide(y_true, np.clip(y_pred, 1e-7, 1)) -
           np.divide(1 - y_true, np.clip(1 - y_pred, 1e-7, 1)))

    # Iteracja przez warstwy w odwrotnej kolejności
    num_layers = len(architecture)

    for layer_idx in range(num_layers, 0, -1):
        layer = architecture[layer_idx - 1]

        A_prev = cache[f"A{layer_idx - 1}"]
        Z = cache[f"Z{layer_idx}"]
        W = params[f"W{layer_idx}"]

        # Gradient względem Z
        if layer["activation"] == "sigmoid":
            dZ = dA * sigmoid_derivative(Z)

        # Gradienty względem W, b
        dW = (1/m) * np.dot(dZ, A_prev.T)
        db = (1/m) * np.sum(dZ, axis=1, keepdims=True)

        # Gradient dla poprzedniej warstwy
        if layer_idx > 1:
            dA = np.dot(W.T, dZ)
```

```

        grads[f"dW{layer_idx}"] = dW
        grads[f"db{layer_idx}"] = db

    return grads

# Obliczenie wartości loss i gradienty dla przykładu
loss = compute_loss(y_sample, output)
grads = backward_propagation(y_sample, output, cache, params, nn_architecture)

print(f"\nTest Wsteczna Propagacja:")
print(f"  Strata (Binary Cross-Entropy): {loss:.6f}")
print(f"\n  Obliczone gradienty:")
for key in sorted(grads.keys()):
    print(f"    {key}: shape {grads[key].shape}, norma {np.linalg.
    ↪norm(grads[key]):.8f}")

```

Test Wsteczna Propagacja:

Strata (Binary Cross-Entropy): 0.756009

Obliczone gradienty:

dW1: shape (2, 2), norma 0.01143345

dW2: shape (1, 2), norma 0.28945989

db1: shape (2, 1), norma 0.01960821

db2: shape (1, 1), norma 0.34832299

3.3 Podsumowanie i Wnioski - Zadanie 2

```

[54]: print("PODSUMOWANIE - ZADANIE 2: PROPAGACJA WSTECZNA")

print("\n2. LICZBA PARAMETRÓW:")
total_params = sum(np.prod(params[k].shape) for k in params)
print(f"  W1: {params['W1'].shape} = {np.prod(params['W1'].shape)} parametrów")
print(f"  b1: {params['b1'].shape} = {np.prod(params['b1'].shape)} parametrów")
print(f"  W2: {params['W2'].shape} = {np.prod(params['W2'].shape)} parametrów")
print(f"  b2: {params['b2'].shape} = {np.prod(params['b2'].shape)} parametrów")
print(f"    ")
print(f"  RAZEM: {total_params} parametrów")

print(f"  Wejście: X = {X_sample.T}")
print(f"  Cel:      y = {y_sample.T}")
print(f"  Wyjście: ŷ = {output.T}")
print(f"  Strata:   L = {compute_loss(y_sample, output):.6f}")

print("\n4. NORMY GRADIENTÓW:")
for key in sorted(grads.keys()):
    grad = grads[key]

```

```

    print(f"    {key}: ||grad|| = {np.linalg.norm(grad):.8f}, shape = {grad.
↪shape}")

print("\n5. WNIOSKI:")
print("    Propagacja w przód:")
print("    - Dane przepływają przez 2 warstwy sigmoid'ów")
print("    - Każdy neuron oblicza:  $A[l] = (W[l] \cdot A[l-1] + b[l])$ ")
print("    - Wyjście z przedziału (0, 1) - gotowe do klasyfikacji binarnej")
print("")
print("    Propagacja wsteczna:")
print("    - Gradienty obliczane od ostatniej warstwy w kierunku wejścia")
print("    - Dla sigmoid'u:  $dZ = dA \cdot (Z) = dA \cdot (Z) \cdot (1 - (Z))$ ")
print("    - Gradienty W:  $dW = (1/m) \cdot dZ \cdot A^T$ ")
print("    - Gradienty b:  $db = (1/m) \cdot \text{sum}(dZ)$ ")
print("")
print("    Znaczenie normy gradientu:")
print("    - Norma wskazuje siłę sygnału gradientu")
print("    - Większa norma = szybsza zmiana dla danego parametru")
print("    - Użyteczna do kontroli zbieżności i lr scheduling")
print("")
print("    Zastosowania:")
print("    - Klasyfikacja binarna (logistyczna regresja)")
print("    - Uczenie sieci poprzez minimalizację straty")
print("    - Optymalizacja za pomocą gradient descent")

```

PODSUMOWANIE - ZADANIE 2: PROPAGACJA WSTECZNA

2. LICZBA PARAMETRÓW:

W1: (2, 2) = 4 parametrów

b1: (2, 1) = 2 parametrów

W2: (1, 2) = 2 parametrów

b2: (1, 1) = 1 parametrów

RAZEM: 9 parametrów

Wejście: $X = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.3 \end{bmatrix}$

Cel: $y = \begin{bmatrix} 0.8 \end{bmatrix}$

Wyjście: $\hat{y} = \begin{bmatrix} 0.45167701 \end{bmatrix}$

Strata: $L = 0.756009$

4. NORMY GRADIENTÓW:

dW1: $\|grad\| = 0.01143345$, shape = (2, 2)

dW2: $\|grad\| = 0.28945989$, shape = (1, 2)

db1: $\|grad\| = 0.01960821$, shape = (2, 1)

db2: $\|grad\| = 0.34832299$, shape = (1, 1)

5. WNIOSKI:

Propagacja w przód:

- Dane przepływają przez 2 warstwy sigmoid'ów

- Każdy neuron oblicza: $A[l] = (W[l] \cdot A[l-1] + b[l])$
- Wyjście z przedziału (0, 1) - gotowe do klasyfikacji binarnej

Propagacja wsteczna:

- Gradienty obliczane od ostatniej warstwy w kierunku wejścia
- Dla sigmoid'u: $dZ = dA \cdot \sigma'(Z) = dA \cdot (Z) \cdot (1 - (Z))$
- Gradienty W: $dW = (1/m) \cdot dZ \cdot A^T$
- Gradienty b: $db = (1/m) \cdot \text{sum}(dZ)$

Znaczenie normy gradientu:

- Norma wskazuje siłę sygnału gradientu
- Większa norma = szybsza zmiana dla danego parametru
- Użyteczna do kontroli zbieżności i lr scheduling

Zastosowania:

- Klasyfikacja binarna (logistyczna regresja)
- Uczenie sieci poprzez minimalizację straty
- Optymalizacja za pomocą gradient descent