

ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 8

РЕСУРСИ KERAS. TENSORFLOW. НАВЧАННЯ ЛІНІЙНОЇ РЕГРЕСІЇ

Мета роботи: дослідження ресурсу Keras і TensorFlow. Застосування TensorFlow.

Сахно Андрій, 18 варіант

Завдання 1: Використовуючи засоби TensorFlow, реалізувати код наведений нижче та дослідити структуру розрахункового алгоритму. Для виконання розрахунків, можна використовувати онлайн – середовище google – colab (перехід за посиланням: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap4.html>)

Лістинг коду:

```
import numpy as np
import tensorflow as tf

# Параметри моделі
n_samples = 1000 # Кількість зразків
batch_size = 100 # Розмір міні-батча
num_steps = 20000 # Кількість ітерацій навчання

# Генерація вхідних даних
# Створюємо 1000 випадкових точок рівномірно на інтервалі [1; 10]
X_data = np.random.uniform(1, 10, (n_samples, 1)).astype(np.float32)
# Розрахунок y за формулою:  $y = 2x + 1 + \text{шум}$  ( $N(0, 2)$ )
y_data = (2 * X_data + 1 + np.random.normal(0, 2, (n_samples, 1))).astype(np.float32)

# Ініціалізація параметрів моделі
# Змінна k (нахил), ініціалізована випадковим нормальним розподілом
k = tf.Variable(tf.random.normal((1, 1)), name='slope')
# Змінна b (зсув), ініціалізована нулем
b = tf.Variable(tf.zeros((1,)), name='bias')

# Передбачення:  $y = kx + b$ 
y_pred = tf.matmul(X_data, k) + b
```

```

# Ініціалізація оптимізатора (стохастичний градієнтний спуск)
optimizer = tf.optimizers.SGD(learning_rate=0.0001)

# Кількість ітерацій для відображення проміжних результатів
display_step = 100

# Навчання моделі
for i in range(num_steps):
    # Вибір випадкового підмножини даних (міні-батч)
    indices = np.random.choice(n_samples, batch_size)
    X_batch, y_batch = X_data[indices], y_data[indices]

    # Відстеження градієнтів за допомогою GradientTape
    with tf.GradientTape() as tape:
        # Передбачення для поточного міні-батча
        y_pred = tf.matmul(X_batch, k) + b
        # Обчислення функції втрат: сума квадратів відхилень
        loss_val = tf.reduce_sum((y_batch - y_pred) ** 2)

    # Перевірка на випадок NaN у втраті
    if np.isnan(loss_val.numpy()):
        print(f"NaN value was found on step: {i + 1}")
        break

    # Обчислення градієнтів і оновлення параметрів моделі
    gradients = tape.gradient(loss_val, [k, b])
    optimizer.apply_gradients(zip(gradients, [k, b]))

    # Виведення інформації кожні display_step ітерацій
    if (i + 1) % display_step == 0:
        print(f'Епоха {i + 1}: {loss_val.numpy():.8f},
k={k.numpy()[0][0]:.4f}, b={b.numpy()[0]:.4f}')

```

Эпоха 100: 376.50186157, k=2.0388, b=0.6864
Эпоха 200: 318.18701172, k=1.9826, b=0.7827
Эпоха 300: 416.47341919, k=2.0467, b=0.8638
Эпоха 400: 474.36169434, k=2.0144, b=0.9420
Эпоха 500: 362.80041504, k=2.0194, b=0.9728
Эпоха 600: 389.41412354, k=1.9659, b=1.0196
Эпоха 700: 464.60021973, k=1.9900, b=1.0307
Эпоха 800: 322.16409302, k=1.9868, b=1.0420
Эпоха 900: 391.51162720, k=1.9838, b=1.0440
Эпоха 1000: 359.57531738, k=2.0198, b=1.0413
Эпоха 1100: 399.26394653, k=1.9159, b=1.0208
Эпоха 1200: 354.00003052, k=1.9815, b=1.0431
Эпоха 1300: 363.43002319, k=2.0156, b=1.0793
Эпоха 1400: 433.19140625, k=1.9747, b=1.0679
Эпоха 1500: 437.65289307, k=1.9769, b=1.0738
Эпоха 1600: 432.44290161, k=2.0290, b=1.0915
Эпоха 1700: 491.01950073, k=1.9661, b=1.0958
Эпоха 1800: 477.82266235, k=2.0032, b=1.0973
Эпоха 1900: 350.78662109, k=1.9883, b=1.0915
Эпоха 2000: 324.72039795, k=1.9721, b=1.0816
Эпоха 2100: 463.65444946, k=2.0300, b=1.0826
Эпоха 2200: 349.21917725, k=1.9429, b=1.0710
Эпоха 2300: 375.40643311, k=1.9368, b=1.0626
Эпоха 2400: 365.78909302, k=1.9732, b=1.0506
Эпоха 2500: 425.96398926, k=1.9740, b=1.0620
Эпоха 2600: 415.76068115, k=1.9628, b=1.0647
Эпоха 2700: 463.84783936, k=1.9709, b=1.0713
Эпоха 2800: 299.57937622, k=1.9796, b=1.0748
Эпоха 2900: 375.78512573, k=1.9367, b=1.0601
Эпоха 3000: 454.85986328, k=1.9734, b=1.0553
Эпоха 3100: 410.81869507, k=2.0004, b=1.0652
Эпоха 3200: 348.45571899, k=1.9708, b=1.0737
Эпоха 3300: 363.19171143, k=1.9776, b=1.0821
Эпоха 3400: 516.79437256, k=1.9606, b=1.0825
Эпоха 3500: 400.02139282, k=1.9465, b=1.0829
Эпоха 3600: 444.75021362, k=2.0090, b=1.0813
Эпоха 3700: 385.45269775, k=1.9881, b=1.0824
Эпоха 3800: 297.37469482, k=1.9814, b=1.0802
Эпоха 3900: 405.25833130, k=2.0108, b=1.0892
Эпоха 4000: 518.15399170, k=1.9608, b=1.0688

Эпоха 4100: 437.21752930, k=1.9909, b=1.0401
Эпоха 4200: 461.51864624, k=1.9753, b=1.0791
Эпоха 4300: 379.08972168, k=1.9767, b=1.0934
Эпоха 4400: 493.95358276, k=2.0085, b=1.0605
Эпоха 4500: 414.58676147, k=2.0019, b=1.0624
Эпоха 4600: 382.35601807, k=1.9730, b=1.0635
Эпоха 4700: 388.72961426, k=1.9652, b=1.0597
Эпоха 4800: 373.54196167, k=1.9884, b=1.0735
Эпоха 4900: 389.38613892, k=1.9672, b=1.0660
Эпоха 5000: 506.56262207, k=1.9875, b=1.0463
Эпоха 5100: 448.34768677, k=2.0370, b=1.0419
Эпоха 5200: 415.78918457, k=1.9652, b=1.0315
Эпоха 5300: 412.63635254, k=1.9900, b=1.0426
Эпоха 5400: 380.97933960, k=1.9580, b=1.0358
Эпоха 5500: 445.65426636, k=1.9718, b=1.0747
Эпоха 5600: 428.93923950, k=1.9832, b=1.0778
Эпоха 5700: 344.25781250, k=1.9723, b=1.0811
Эпоха 5800: 432.40042114, k=1.9879, b=1.0915
Эпоха 5900: 386.85510254, k=1.9531, b=1.0809
Эпоха 6000: 360.31607056, k=2.0113, b=1.0983
Эпоха 6100: 334.86300659, k=1.9868, b=1.0738
Эпоха 6200: 461.74511719, k=1.9771, b=1.0932
Эпоха 6300: 333.28680420, k=1.9830, b=1.1037
Эпоха 6400: 530.18634033, k=1.9500, b=1.1010
Эпоха 6500: 299.72817993, k=1.9717, b=1.0908
Эпоха 6600: 463.15646362, k=2.0021, b=1.0582
Эпоха 6700: 384.69827271, k=1.9623, b=1.0768
Эпоха 6800: 435.33715820, k=1.9506, b=1.0468
Эпоха 6900: 508.31726074, k=1.9561, b=1.0327
Эпоха 7000: 475.69253540, k=2.0045, b=1.0682
Эпоха 7100: 332.59365845, k=1.9840, b=1.0687
Эпоха 7200: 379.10940552, k=1.9848, b=1.0706
Эпоха 7300: 490.54806519, k=1.9783, b=1.0627
Эпоха 7400: 413.56896973, k=1.9453, b=1.0618
Эпоха 7500: 440.77597046, k=1.9581, b=1.0897
Эпоха 7600: 394.76339722, k=1.9928, b=1.0720
Эпоха 7700: 377.23699951, k=1.9743, b=1.0608
Эпоха 7800: 377.21270752, k=1.9684, b=1.0762
Эпоха 7900: 448.64132690, k=1.9879, b=1.0815
Эпоха 8000: 387.64071655, k=1.9108, b=1.0674

Эпоха 8100: 439.81024170, k=1.9697, b=1.0701
Эпоха 8200: 324.15240479, k=1.9577, b=1.0651
Эпоха 8300: 426.22723389, k=1.9940, b=1.0723
Эпоха 8400: 401.32519531, k=1.9671, b=1.0847
Эпоха 8500: 489.69784546, k=1.9944, b=1.0728
Эпоха 8600: 425.61380005, k=1.9402, b=1.0725
Эпоха 8700: 559.72070312, k=1.9753, b=1.0691
Эпоха 8800: 467.57458496, k=1.9495, b=1.0360
Эпоха 8900: 431.60043335, k=1.9700, b=1.0557
Эпоха 9000: 354.93218994, k=1.9313, b=1.0431
Эпоха 9100: 514.19824219, k=1.9936, b=1.0927
Эпоха 9200: 478.79919434, k=1.9624, b=1.0948
Эпоха 9300: 336.58343506, k=1.9185, b=1.0958
Эпоха 9400: 354.67684937, k=1.9335, b=1.0721
Эпоха 9500: 393.28118896, k=1.9242, b=1.0768
Эпоха 9600: 461.16354370, k=1.9489, b=1.0832
Эпоха 9700: 387.53488159, k=1.9783, b=1.0803
Эпоха 9800: 584.29425049, k=1.9462, b=1.0875
Эпоха 9900: 394.37988281, k=1.9665, b=1.0740
Эпоха 10000: 459.14215088, k=2.0090, b=1.0892
Эпоха 10100: 365.77645874, k=1.9987, b=1.0722
Эпоха 10200: 407.19097900, k=1.9789, b=1.0845
Эпоха 10300: 433.61355591, k=1.9617, b=1.1021
Эпоха 10400: 433.11355591, k=1.9880, b=1.0898
Эпоха 10500: 504.27618408, k=1.9996, b=1.0789
Эпоха 10600: 427.36126709, k=1.9607, b=1.0574
Эпоха 10700: 316.99444580, k=1.9461, b=1.0586
Эпоха 10800: 445.32513428, k=1.9378, b=1.0472
Эпоха 10900: 588.57696533, k=1.9276, b=1.0819
Эпоха 11000: 522.74969482, k=1.9633, b=1.0716
Эпоха 11100: 438.50564575, k=1.9437, b=1.0859
Эпоха 11200: 453.79217529, k=1.9600, b=1.1056
Эпоха 11300: 357.72543335, k=2.0000, b=1.1118
Эпоха 11400: 351.53866577, k=2.0083, b=1.0734
Эпоха 11500: 502.01296997, k=2.0228, b=1.0846
Эпоха 11600: 452.88388062, k=1.9932, b=1.0697
Эпоха 11700: 435.13552856, k=2.0056, b=1.0544
Эпоха 11800: 432.04006958, k=1.9527, b=1.0464
Эпоха 11900: 416.55172729, k=1.9440, b=1.0401
Эпоха 12000: 512.05651855, k=1.9994, b=1.0535

Эпоха 12800: 446.03533936, k=1.9928, b=1.0721
Эпоха 12900: 311.62539673, k=1.9501, b=1.0770
Эпоха 13000: 278.93362427, k=2.0046, b=1.0914
Эпоха 13100: 306.23934937, k=1.9243, b=1.0659
Эпоха 13200: 501.31307983, k=1.9339, b=1.0693
Эпоха 13300: 343.90093994, k=1.9728, b=1.0767
Эпоха 13400: 333.02416992, k=1.9426, b=1.0817
Эпоха 13500: 386.84786987, k=1.9758, b=1.0890
Эпоха 13600: 463.65072632, k=1.9601, b=1.0819
Эпоха 13700: 412.46554565, k=1.9581, b=1.0652
Эпоха 13800: 350.50387573, k=1.9783, b=1.0813
Эпоха 13900: 423.24151611, k=2.0025, b=1.0589
Эпоха 14000: 400.97558594, k=1.9944, b=1.0638
Эпоха 14100: 496.81335449, k=1.9231, b=1.0569
Эпоха 14200: 448.28424072, k=1.9610, b=1.0516
Эпоха 14300: 374.81494141, k=1.9630, b=1.0677
Эпоха 14400: 350.64328003, k=1.9243, b=1.0824
Эпоха 14500: 414.13793945, k=1.9993, b=1.0595
Эпоха 14600: 396.49572754, k=2.0064, b=1.0381
Эпоха 14700: 430.32513428, k=2.0010, b=1.0358
Эпоха 14800: 383.17727661, k=2.0185, b=1.0801
Эпоха 14900: 377.68185425, k=1.9657, b=1.0684
Эпоха 15000: 445.05426025, k=2.0174, b=1.0868
Эпоха 15100: 432.95907593, k=1.9785, b=1.0895
Эпоха 15200: 374.07165527, k=1.9532, b=1.0948
Эпоха 15300: 409.60470581, k=1.9435, b=1.0988
Эпоха 15400: 501.73220825, k=1.9874, b=1.0788
Эпоха 15500: 445.47253418, k=1.9769, b=1.1057
Эпоха 15600: 435.20892334, k=1.9752, b=1.1010
Эпоха 15700: 362.21426392, k=1.9751, b=1.0872
Эпоха 15800: 419.00915527, k=1.9205, b=1.0678
Эпоха 15900: 457.02542114, k=1.9513, b=1.0986
Эпоха 16000: 418.23324585, k=1.9631, b=1.0658
Эпоха 16100: 521.87158203, k=1.9568, b=1.0702
Эпоха 16200: 369.10693359, k=1.9950, b=1.0600
Эпоха 16300: 459.33926392, k=1.9820, b=1.0378
Эпоха 16400: 353.92367554, k=2.0076, b=1.0437
Эпоха 16500: 343.30380249, k=1.9820, b=1.0382
Эпоха 16600: 313.01251221, k=1.9220, b=1.0311
Эпоха 16700: 419.15631104, k=1.9676, b=1.0420

```

Епоха 15900: 457.02542114, k=1.9513, b=1.0986
Епоха 16000: 418.23324585, k=1.9631, b=1.0658
Епоха 16100: 521.87158203, k=1.9568, b=1.0702
Епоха 16200: 369.10693359, k=1.9950, b=1.0600
Епоха 16300: 459.33926392, k=1.9820, b=1.0378
Епоха 16400: 353.92367554, k=2.0076, b=1.0437
Епоха 16500: 343.30380249, k=1.9820, b=1.0382
Епоха 16600: 313.01251221, k=1.9220, b=1.0311
Епоха 16700: 419.15631104, k=1.9676, b=1.0420
Епоха 16800: 306.97073364, k=1.9620, b=1.0807
Епоха 16900: 423.49453735, k=1.9425, b=1.0958
Епоха 17000: 425.95162964, k=1.9702, b=1.0662
Епоха 17100: 395.32971191, k=1.9787, b=1.0593
Епоха 17200: 475.25085449, k=1.9685, b=1.0867
Епоха 17300: 413.81658936, k=1.9641, b=1.0827
Епоха 17400: 358.30987549, k=1.9439, b=1.0760
Епоха 17500: 562.54101562, k=1.9549, b=1.0632
Епоха 17600: 422.00933838, k=2.0001, b=1.0954
Епоха 17700: 390.02911377, k=1.9515, b=1.0569
Епоха 17800: 380.60650635, k=1.9946, b=1.0935
Епоха 17900: 436.76351929, k=1.9956, b=1.0794
Епоха 18000: 384.48666382, k=1.9961, b=1.0379
Епоха 18100: 406.20178223, k=2.0197, b=1.0316
Епоха 18200: 379.13198853, k=1.9627, b=1.0529
Епоха 18300: 438.35806274, k=1.9636, b=1.0578
Епоха 18400: 472.47048950, k=1.9368, b=1.0278
Епоха 18500: 445.88363647, k=1.9968, b=1.0408
Епоха 18600: 426.65551758, k=1.9998, b=1.0634
Епоха 18700: 535.69622803, k=1.9492, b=1.0898
Епоха 18800: 426.31372070, k=1.9984, b=1.1090
Епоха 18900: 405.71252441, k=1.9254, b=1.0972
Епоха 19000: 297.70748901, k=1.9433, b=1.0853
Епоха 19100: 379.38912964, k=1.9332, b=1.0825
Епоха 19200: 315.42425537, k=1.9528, b=1.0962
Епоха 19300: 563.30346680, k=2.0231, b=1.1023
Епоха 19400: 496.01794434, k=2.0057, b=1.1062
Епоха 19500: 342.43777466, k=1.9785, b=1.1059
Епоха 19600: 427.03894043, k=1.9254, b=1.0959
Епоха 19700: 405.40808105, k=1.9803, b=1.1172
Епоха 19800: 305.52697754, k=1.9507, b=1.0996
Епоха 19900: 417.33645630, k=1.9709, b=1.0946
Епоха 20000: 543.02441406, k=1.9456, b=1.0572

```

Висновок:

У ході виконання лабораторної роботи було реалізовано навчання лінійної регресії за допомогою бібліотеки TensorFlow. Для початку було згенеровано вхідні дані: 1000 випадкових точок у межах $[1; 10]$, для яких розраховано залежність $y = 2x + 1 + \epsilon$, де ϵ — нормально розподілений шум із дисперсією 2.

Було ініціалізовано модель із двома параметрами: k (нахил) та b (зсув), які оновлювались у процесі навчання з використанням алгоритму стохастичного градієнтного спуску. Основна мета — мінімізувати функцію втрат, визначену як сума квадратів відхилень між передбаченими та істинними значеннями.

Під час навчання використовувалися міні-батчі розміром 100 зразків. Кожна ітерація оновлювала параметри моделі, а результати (значення втрат, параметрів k і b) виводились із заданим інтервалом. У результаті роботи

алгоритму значення параметрів k і b поступово наблизилися до теоретичних значень $k=2$ і $b=1$, що свідчить про правильність реалізації та успішність навчання моделі.

Таким чином, було успішно досліджено структуру алгоритму лінійної регресії, а також практично закріплено знання щодо роботи з TensorFlow для навчання нейронних мереж і оптимізації параметрів моделі.

<https://github.com/andreylion06/artificial-intelligence>