РОССИЙСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ДРУЖБЫ НАРОДОВ

Факультет физико-математических и естественных наук

Кафедра информационных технологий

ОТЧЕТ ПО ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ № 3

Дисциплина: Методы машинного обучения

Студент: Шалыгин Георгий

Группа: НФИ-02

Москва 2023

Вариант № 8

1. Постройте тензор ранга **1** (вектор) со значениями заданной в индивидуальном задании функции одной переменной на заданном в индивидуальном задании отрезке и определите максимальное и минимальное значения функции.

```
f(x) = (x^3 + 2) \cdot e^{-x}, x

\in [0,5]
```

max, min: (1.9670681, 0.8948191)

```
In [128]:
```

```
import tensorflow_datasets as tfds
import tensorflow as tf
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

In [129]:

```
x = tf.random.uniform(shape=[50], minval=0, maxval=5)
x = tf.Variable(x)
```

In [130]:

```
y = (x**3 + 2) * tf.exp(-x)
```

In [131]:

```
ymax = tf.reduce_max(y).numpy()
ymin = tf.reduce_min(y).numpy()
ymax, ymin
```

Out[131]:

```
(1.8220662, 0.895902)
```

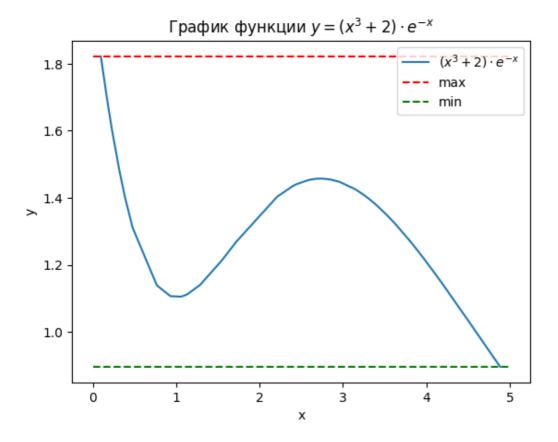
1. Постройте график функции с прямыми, соответствующими максимальному и минимальному значениям, подписывая оси и рисунок и создавая легенду.

In [228]:

```
plt.plot(tf.sort(x), y.numpy()[np.argsort(x.numpy())], label=r'$(x^3+2)\cdot e^{-x}$')
plt.plot([ymax]*6, 'r--', label='max')
plt.plot([ymin]*6, 'g--', label='min')
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('y')
plt.title('График функции $y=(x^3+2)\cdot e^{-x}$')
plt.legend()
```

Out[228]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x7f08c6853be0>



1. Найдите значения производной от функции порядка, указанного в индивидуальном задании, и постройте график полученной функции, подписывая оси и рисунок.

Порядок: 4.

In [133]:

```
with tf.GradientTape() as tape1:
    with tf.GradientTape() as tape3:
        with tf.GradientTape() as tape4:
            y = (x**3 + 2) * tf.exp(-x)
            dy = tape4.gradient(y, x)
            ddy = tape3.gradient(dy, x)
            dddy = tape2.gradient(ddy, x)
            ddddy = tape1.gradient(y, x)
```

In [134]:

```
plt.plot(tf.sort(x), ddddy.numpy()[np.argsort(x.numpy())])
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('Производная')
plt.title('4-ая производная')
```

Out[134]:

Text(0.5, 1.0, '4-ая производная')

4-ая производная 0.0 вентов — -0.5 -1.5 0 1 2 3 4 5

1. Постройте тензор ранга **2** (матрицу) со значениями заданной в индивидуальном задании функции двух переменных на заданном в индивидуальном задании прямоугольнике и определите максимальное и минимальное значения функции.

Х

$$f(x,y) = e^{-x} \sin (y), \ (x,y) \in [0,2] imes [0,3]$$

max, min: (0.9997786587835266, 0.0)

In [143]:

```
xs = tf.linspace(0, 2, 50)
ys = tf.linspace(0, 3, 50)
X, Y = tf.meshgrid(xs,ys)
X, Y = tf.Variable(X), tf.Variable(Y)
```

In [144]:

```
F = tf.exp(-X) * tf.sin(Y)
```

In [145]:

```
fmax = tf.reduce_max(F).numpy()
fmin = tf.reduce_min(F).numpy()
fmax, fmin
```

Out[145]:

```
(0.9997786587835266, 0.0)
```

1. Постройте 3d график поверхности функции двух переменных, подписывая оси и рисунок.

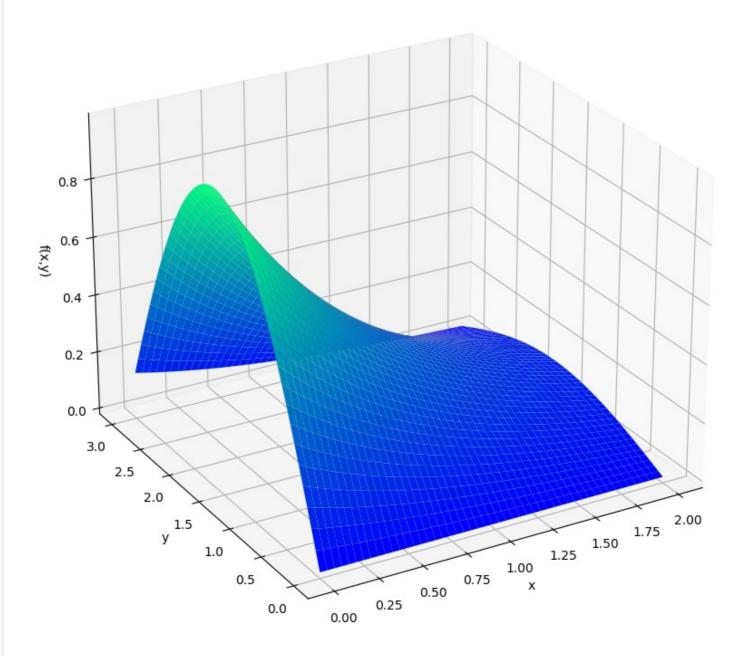
In [230]:

```
from mpl_toolkits import mplot3d
```

```
from matplotlib import cm
```

In [232]:

График функции $f(x, y) = e^{-x} \sin(y)$



1. Найдите значения смешанной производной от функции порядка, указанного в индивидуальном задании, и постройте **3d** график поверхности полученной функции, подписывая оси и рисунок.

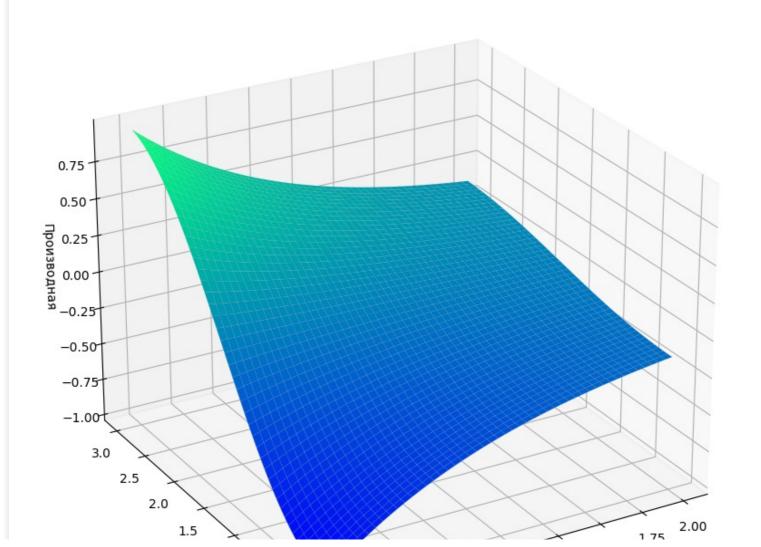
```
\overline{d^3xdy}
```

In [148]:

```
with tf.GradientTape() as t1:
    with tf.GradientTape() as t2:
    with tf.GradientTape() as t3:
        with tf.GradientTape() as t4:
        F = tf.exp(-X) * tf.sin(Y)
        dfdy = t4.gradient(F, Y)
        dfdydx = t3.gradient(dfdy, X)
        dfdydxdx = t2.gradient(dfdydx, X)
        dfdydxdxdx = t1.gradient(dfdydxdx, X)
```

In [234]:

График функции $\frac{d^4}{d^3xdy}e^{-x}\sin(y)$



1. Решите задачу парной линейной регрессии при помощи модели **TensorFlow**, рассматривая тензор ранга 1 из пункта 1 задания как значения зависимой переменной (отклика), а точки отрезка из индивидуального задания как значения независимой переменной (предиктора). Оцените качество полученной модели по показателю качества регрессии, указанному в индивидуальном задании. Количество эпох, скорость обучения и начальные значения весов выберите самостоятельно, обеспечивая сходимость итерационной процедуры.

```
In [223]:
```

```
w = tf.Variable(0.0)
b = tf.Variable(0.0)

def reg(x):
   return w * x + b

def loss(ypred, y):
   return tf.reduce_mean(tf.square(ypred - y))

def maxEr(ypred, y):
   return tf.math.reduce_max(tf.math.abs(ypred - y))
```

In [224]:

```
def train(x, y, lr=0.1):
    with tf.GradientTape() as t:
        ypred = reg(x)
        cur_loss = loss(ypred, y)
        dw, db = t.gradient(cur_loss, [w, b])
        w.assign_sub(lr * dw)
        b.assign_sub(lr * db)
    return cur_loss, maxEr(ypred, y)
```

In [225]:

```
epochs = 30
learning_rate = 0.1
history_loss = []
history_maxer = []

for i in range(epochs):
    cl, maxer = train(x, y, learning_rate)
    history_loss.append(cl.numpy())
    history_maxer.append(maxer.numpy())
    print(f'Epoch #{i}. Loss: {cl.numpy()}, MaxEr: {maxer.numpy()}')
```

```
Epoch #0. Loss: 1.729651689529419, MaxEr: 1.8220661878585815

Epoch #1. Loss: 1.0377914905548096, MaxEr: 2.3222451210021973

Epoch #2. Loss: 0.6854184865951538, MaxEr: 1.6292312145233154

Epoch #3. Loss: 0.4993059039115906, MaxEr: 1.57151198387146

Epoch #4. Loss: 0.3952536880970001, MaxEr: 1.4871877431869507

Epoch #5. Loss: 0.3322763741016388, MaxEr: 1.3779546022415161

Epoch #6. Loss: 0.2903704345226288, MaxEr: 1.3742138147354126

Epoch #7. Loss: 0.2597249448299408, MaxEr: 1.3007147312164307

Epoch #8. Loss: 0.23548439145088196, MaxEr: 1.2793651819229126

Epoch #9. Loss: 0.2152068018913269, MaxEr: 1.2250763177871704

Epoch #10. Loss: 0.1976291835308075, MaxEr: 1.196963906288147

Epoch #11. Loss: 0.18206769227981567, MaxEr: 1.1536962985992432

Epoch #12. Loss: 0.1681261658668518, MaxEr: 1.1239217519760132

Epoch #13. Loss: 0.15555374324321747, MaxEr: 1.0875463485717773

Epoch #14. Loss: 0.14417554438114166, MaxEr: 1.0584371089935303
```

```
Epoch #15. Loss: 0.1338583528995514, MaxEr: 1.026809573173523

Epoch #16. Loss: 0.1244935691356659, MaxEr: 0.9993607997894287

Epoch #17. Loss: 0.1159885972738266, MaxEr: 0.9713122844696045

Epoch #18. Loss: 0.10826221108436584, MaxEr: 0.9458848834037781

Epoch #19. Loss: 0.1012420579791069, MaxEr: 0.9207319617271423

Epoch #20. Loss: 0.09486299753189087, MaxEr: 0.8973900675773621

Epoch #21. Loss: 0.08906625956296921, MaxEr: 0.8746953010559082

Epoch #22. Loss: 0.08379855006933212, MaxEr: 0.8533693552017212

Epoch #23. Loss: 0.07901152968406677, MaxEr: 0.8328244686126709

Epoch #24. Loss: 0.07466129958629608, MaxEr: 0.8133890628814697

Epoch #25. Loss: 0.07070799916982651, MaxEr: 0.7947571277618408

Epoch #26. Loss: 0.0671154037117958, MaxEr: 0.7770682573318481

Epoch #27. Loss: 0.06385058164596558, MaxEr: 0.7601548433303833

Epoch #28. Loss: 0.06088364124298096, MaxEr: 0.7440668344497681

Epoch #29. Loss: 0.05818740278482437, MaxEr: 0.728705644607544
```

1. Постройте кривую обучения для показателя качества регрессии, указанного в индивидуальном задании, с зависимостью от количества эпох. Показатель качества регрессия реализуйте как функцию с использованием функций модуля tf.math.

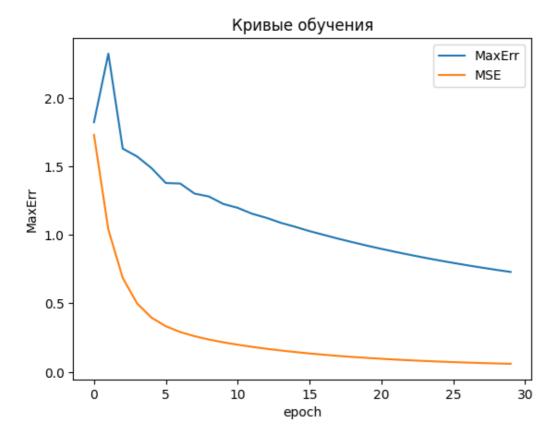
MaxEr

In [235]:

```
plt.plot(range(epochs), history_maxer, label='MaxErr')
plt.plot(range(epochs), history_loss, label='MSE') #просто так
plt.xlabel('epoch')
plt.ylabel('MaxErr')
plt.title('Кривые обучения')
plt.legend()
```

Out[235]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x7f08c5b7bf40>



1. Изобразите на графике точки набора данных (независимой и зависимой переменных) и линию построенной парной регрессии, подписывая оси и рисунок, и создавая легенду.

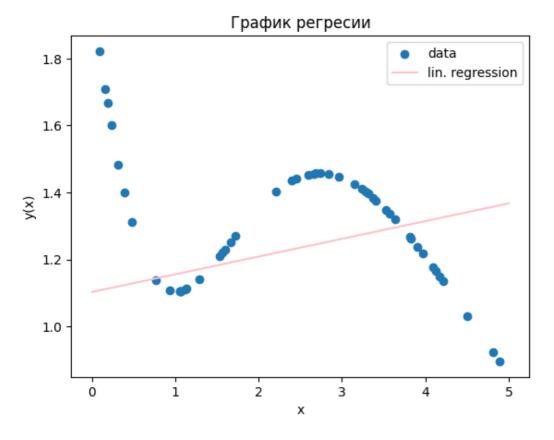
```
In [227]:
```

```
x req = tf.Variable([0.0, 5])
```

```
y_reg = x_reg * w + b
plt.scatter(x, y, label='data')
plt.plot(x_reg, y_reg, label='lin. regression', color='pink')
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('y(x)')
plt.title('График регресии')
plt.legend()
```

Out[227]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x7f08c674f280>



In []: