LAPORAN PRAKTIKUM DEEP LEARNING



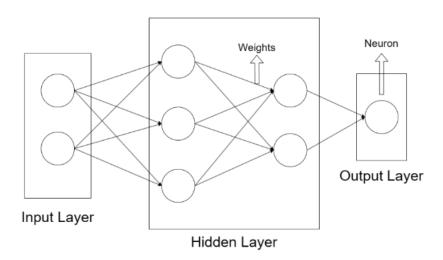
NAMA : DESTY MAYANG PRATIWI

NIM : 21110016

LABORATORIUM DATA FAKULTAS INFORMATIKA INSTITUT TEKNOLOGI TELKOM PURWOKERTO

2023

PEMBUATAN ENVIRONMENT DAN PENGENALAN ANN



A. Pembuatan Environment

- Environment adalah tempat / lingkungan dimana library library python yang akan digunakan diinstal.
- Env bisa dibuat melalui command prompt atau bisa juga di halaman anaconda.

1. Via command prompt

Hal pertama yang perlu dilakukan adalah membuka anaconda prompt di masing - masing device. Setelah itu tuliskan: conda create - - name [Nama Env]

a. Langkah Pertama

> (base) C:\Users\HP>conda create --name DLenv Collecting package metadata (current_repodata.json): done Solving environment: done

b. Setelah itu pilih "y"

```
Proceed ([y]/n)? y

Preparing transaction: done
Verifying transaction: done
Executing transaction: done

#

# To activate this environment, use

#

# $ conda activate DLenv

#

# To deactivate an active environment, use

#

# $ conda deactivate

Retrieving notices: ...working... done
```

c. Aktivasi Environment Sebelum Instal

```
(base) C:\Users\HP>activate DLenv
(DLenv) C:\Users\HP>
```

d. Kalau sudah tidak menggunakannya lagi, maka perlu di deactivate dengan cara berikut:

```
(DLenv) C:\Users\HP>conda deactivate
```

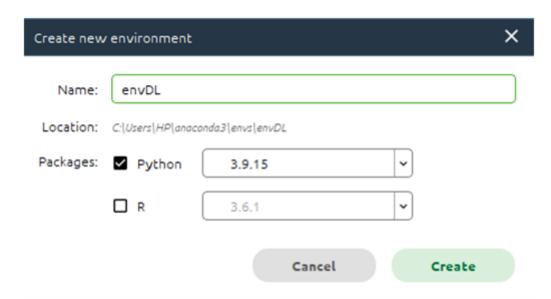
e. Untuk menghapus environment Maka seluruh library yang terinstal dan environment yang dibuat sudah terhapus dan tidak bisa digunakan kembali.

```
(base) C:\Users\HP>conda env remove --name DLenv
Remove all packages in environment C:\Users\HP\anaconda3\envs\DLenv:
```

2. Via halaman Anaconda a. Tekan Tombol Create



b. Lalu Tekan create



Environment Terbentuk

Setelah environment dibuat, maka dilakukan instalasi library - library yang akan digunakan seperti Pandas, Numpy, Matplotlib, Seaborn, Tensorflow, Flask, dan lainnya sesuai kebutuhan.

Instalasi Library di Environment Baru

- pip install –upgrade pip
- pip install pandas
- pip install numpy
- pip install tensorflow
- pip install matplotlib

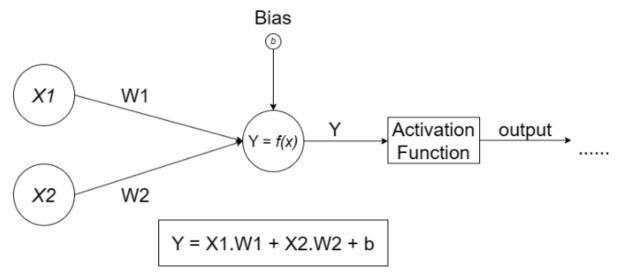
Pengenalan ANN

Jaringan saraf tiruan, juga dikenal sebagai artificial neural networks, adalah model komputasi yang didasarkan pada struktur dan fungsi otak manusia. Ini terdiri dari neuron, unit kecil yang saling terhubung dengan bobot yang dapat diubah.

Neural network digunakan untuk memproses data, melakukan tugas seperti pengenalan pola, klasifikasi, dan regresi, serta mempelajari pola-pola ini dari data pelatihan.

Lapisan-lapisan neuron memungkinkan neural network untuk mempelajari representasi fitur data yang kompleks. Ini adalah salah satu teknik penting dalam deep learning, yang menggunakan artificial neural networks yang dalam dan kompleks untuk menyelesaikan masalah yang kompleks.

Perhitungan yang terjadi di dalam ANN



Komponen Utama Artificial Neural Networks

1.) Neuron

- Unit dasar dalam ANN yang menerima input, melakukan perhitungan, dan menghasilkan output.
- Input dikalikan dengan bobot yang sesuai dan dijumlahkan.
- Hasilnya kemudian diteruskan melalui fungsi aktivasi.

2.) Layer (Lapisan)

- Neuron dikelompokkan dalam 3 lapisan yang berbeda: lapisan input, lapisan tersembunyi (hidden), dan lapisan output.
- ANN terdiri dari satu atau lebih lapisan neuron.
- Lapisan input : menerima data masukan
- Lapisan tersembunyi : Membuat representasi fitur internal.
- Lapisan output : Menghasilkan output terakhir

3.) Weights (Bobot)

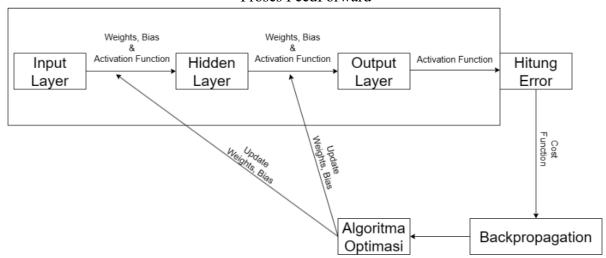
- Bobot menghubungkan neuron dalam lapisan yang berbeda.
- Mereka mengontrol seberapa kuat pengaruh suatu neuron terhadap neuron lain.
- Bobot diubah selama proses pelatihan jaringan.

4.) Activation Function (Fungsi Aktivasi)

- Fungsi yang diterapkan pada output neuron untuk menentukan apakah mereka harus aktif atau tidak.
- Contoh fungsi aktivasi adalah ReLU, sigmoid, dan tanh.
- Mereka memperkenalkan non-linearitas ke dalam model.

Cara Artificial Neural Networks Bekerja

Proses FeedForward



Penjelasan:

1. Feedforward

Ini merupakan hal pertama yang dilakukan dalam training ANN, Pada proses ini terdiri dari 3 tahap:

• Input layer:

Layer ini menerima input data. Setiap neuron dalam layer ini mewakili satu fitur dari data.

• Hidden layer:

Layer ini berada di antara input dan output layer. Setiap neuron dalam layer ini menerima input, mengalikan dengan bobot, menambahkan bias, dan meneruskan hasil melalui fungsi aktivasi.

• Output layer:

Layer ini memberikan hasil akhir dari neural network. Setiap neuron dalam layer ini juga menerima input, mengalikan dengan bobot, menambahkan bias, dan meneruskan hasil melalui fungsi aktivasi.

1. Hitung Error

Setelah feedforward, kita menghitung error dari hasil output layer dengan menghitung selisihnya dengan output yang sebenarnya.

2. Backpropagation

• Apa itu Backpropagation?

Backpropagation adalah metode yang digunakan dalam neural network untuk menyesuaikan bobot dan bias berdasarkan error atau cost yang dihasilkan oleh output layer. Backpropagation adalah tulang punggung dari pelatihan neural network.

• Cara kerja

Setelah kita mendapatkan error, kita mulai backward pass. Di sini, kita menghitung gradien dari error terhadap bobot dan bias di setiap layer, mulai dari output layer dan bergerak mundur ke input layer

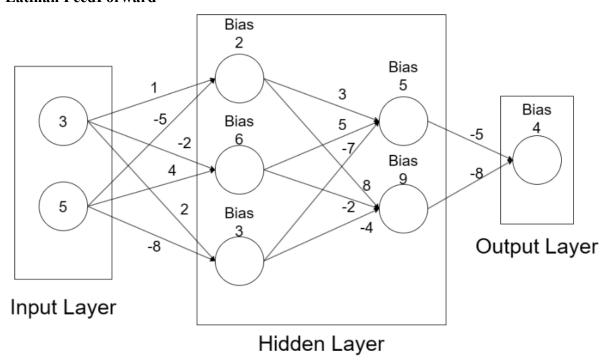
1. Algoritma Optimasi

Setelah kita memiliki gradien, kita dapat menggunakan mereka untuk memperbarui bobot dan bias menggunakan algoritma optimasi. Ini biasanya dilakukan dengan mengurangi gradien yang dihitung dari bobot dan bias saat ini, dikalikan dengan learning rate.

Untuk apa algoritma optimasi?

Algoritma optimasi digunakan dalam training ANN untuk memperbarui bobot dan bias dengan tujuan meminimalkan fungsi cost.

Latihan FeedForward



In [2]: pip install -uprade pip

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

Usage:

C:\Users\HP\anaconda3\envs\Desty M\python.exe -m pip install [options] <requi

rement specifier> [package-index-options] ...

C:\Users\HP\anaconda3\envs\Desty M\python.exe -m pip install [options] -r <re quirements file> [package-index-options] ...

 $\verb|C:\Users\HP\anaconda3\envs\Desty M\python.exe -m pip install [options] [-e] < \\$ vcs project url> ..

 $\hbox{$C:\Users\HP\anaconda3\envs\Desty M\python.exe -m pip install [options] [-e] < }$ local project path>

C:\Users\HP\anaconda3\envs\Desty M\python.exe -m pip install [options] <archi</pre> ve url/path> ...

no such option: -u

In [3]: pip install pandas

Requirement already satisfied: pandas in c:\users\hp\anaconda3\envs\desty m\lib \site-packages (2.0.3)

Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.2 in c:\users\hp\anaconda3 \envs\desty m\lib\site-packages (from pandas) (2.8.2)

Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in c:\users\hp\anaconda3\envs\desty m\lib\site-packages (from pandas) (2023.3.post1)

Requirement already satisfied: tzdata>=2022.1 in c:\users\hp\anaconda3\envs\des ty m\lib\site-packages (from pandas) (2023.3)

Requirement already satisfied: numpy>=1.20.3 in c:\users\hp\anaconda3\envs\dest y m\lib\site-packages (from pandas) (1.24.3)

Requirement already satisfied: six>=1.5 in c:\users\hp\anaconda3\envs\desty m\l ib\site-packages (from python-dateutil>=2.8.2->pandas) (1.16.0) Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

In [4]: pip install numpy

Requirement already satisfied: numpy in c:\users\hp\anaconda3\envs\desty m\lib \site-packages (1.24.3)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

In [6]: pip install tensorflow 2.13->tensorflow-intel==2.13.0->tensorflow) (2.0.6)

Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in c:\users\hp\anaconda3\e nvs\desty m\lib\site-packages (from requests<3,>=2.21.0->tensorboard<2.14,>= 2.13->tensorflow-intel==2.13.0->tensorflow) (2023.7.22)

Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.1.1 in c:\users\hp\anaconda3\en vs\desty m\lib\site-packages (from werkzeug>=1.0.1->tensorboard<2.14,>=2.13->tensorflow-intel==2.13.0->tensorflow) (2.1.1)

Requirement already satisfied: zipp>=0.5 in c:\users\hp\anaconda3\envs\desty m\lib\site-packages (from importlib-metadata>=4.4->markdown>=2.6.8->tensorbo ard<2.14,>=2.13->tensorflow-intel==2.13.0->tensorflow) (3.11.0)

Requirement already satisfied: pyasn1<0.6.0,>=0.4.6 in c:\users\hp\anaconda3 \envs\desty m\lib\site-packages (from pyasn1-modules>=0.2.1->google-auth<3,> =1.6.3->tensorboard<2.14,>=2.13->tensorflow-intel==2.13.0->tensorflow) (0.5.

Requirement already satisfied: oauthlib>=3.0.0 in c:\users\hp\anaconda3\envs \desty m\lib\site-packages (from requests-oauthlib>=0.7.0->google-auth-oauth lib<1.1,>=0.5->tensorboard<2.14,>=2.13->tensorflow-intel==2.13.0->tensorflo w) (3.2.2)

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

In [20]: pip install matplot

Stored in directory: c:\users\hp\appdata\local\pip\cache\wheels\5e\5d\01\3 __ 083e091b57809dad979ea543def62d9d878950e3e74f0c930

Building wheel for ushlex (setup.py): started

Building wheel for ushlex (setup.py): finished with status 'done'

Created wheel for ushlex: filename=ushlex-0.99.1-py3-none-any.whl size=440

1 sha256=4c38fc17624ea894250c3d058476e3e24bd435f1eea2a5215262bc7b7d61f5bc Stored in directory: c:\users\hp\appdata\local\pip\cache\wheels\d1\fd\c1\1

a3ae6a14d03618418c757h09c0h55dch07hh3409a6780a127

Successfully built SimpleWebSocketServer typing ushlex

Installing collected packages: ushlex, SimpleWebSocketServer, nh3, typing, r fc3986, pywin32-ctypes, pkginfo, more-itertools, mdurl, docutils, requests-t oolbelt, readme-renderer, markdown-it-py, jaraco.classes, rich, keyring, twi ne, pyloco, matplot

Successfully installed SimpleWebSocketServer-0.1.2 docutils-0.20.1 jaraco.cl asses-3.3.0 keyring-24.2.0 markdown-it-py-3.0.0 matplot-0.1.9 mdurl-0.1.2 mo re-itertools-10.1.0 nh3-0.2.14 pkginfo-1.9.6 pyloco-0.0.139 pywin32-ctypes-0.2.2 readme-renderer-42.0 requests-toolbelt-1.0.0 rfc3986-2.0.0 rich-13.6.0 twine-4.0.2 typing-3.7.4.3 ushlex-0.99.1

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

```
In [8]: #Latihan FEEDFORWARD
             import numpy as np
             # Fungsi Aktivaasi
            def relu(input):
                return max(input, 0)
             # Weights
             weights = {
                  'hl_1_1':np.array([1, -5]),
                 'hl_1_2':np.array([-2, 4]),
                 'hl_1_3':np.array([2, -8]),
'hl_2_1':np.array([3, 5, -7]),
'hl_2_2':np.array([8,-2,-4]),
                  'hl_3_output':np.array([-5, -8]),}
             # Bias
            bias = {
                'b_1_1':2,
'b_1_2':6,
                 'b_1_3':3,
                 'b_2_1':5,
                 'b_2_1':9,
                'b_3_output':4,}
             # Input Data
            data = np.array([3, 5])
   In [9]: def hidden_layer_1(input_data):
                node_1 = None
                node_2 = None
                node 3 = None
                return np.array([node 1, node 2, node 3])
             def hidden_layer_2(output_hidden_layer_1):
                node_1 = None
                node 2 = None
                return np.array([node_1, node_2])
             def output_layer(output_hidden_layer_2):
                return None
In [10]: output_hl_1 = None
          output_hl_2 = None
          output = None
          print(output)
```

Macam-macam Activation Function

Fungsi aktivasi memainkan peran penting dalam arsitektur Neural Network. Fungsi ini bertugas untuk menentukan output neuron berdasarkan set input tertentu.

Fungsi ini memperkenalkan non-linearitas ke dalam model, yang memungkinkan jaringan untuk memodelkan hubungan yang lebih kompleks dalam data.

a.) Sigmoid

Fungsi aktivasi sigmoid mengubah input menjadi nilai antara 0 dan 1. Ini berguna dalam kasus klasifikasi biner.

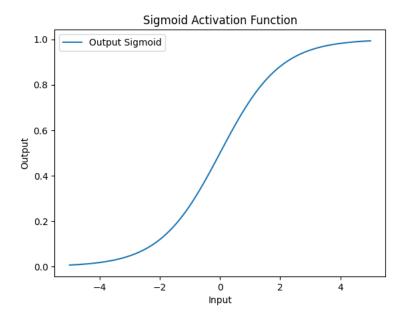
Keuntungan:

Output berkisar antara 0 dan 1, berguna untuk mengubah nilai menjadi probabilitas.

Kekurangan:

Sebesar dan sekecil apapun nilai input, Output yang dikeluarkan hanya di sekitar 0 sampai 1.

```
In [11]: #macam-macam activation function
          # a.) SIGMOID
          import numpy as np
          # Membuat fungsi Sigmoid
          def sigmoid(input):
              return 1 / (1 + np.exp(-input))
          # Contoh data input
          x = np.array([-2.0, -1.0, 0.0, 1.0, 2.0])
          for i in x:
              print("Angka Input : ", i, "| Output Sigmoid : ", sigmoid(i))
          Angka Input : -2.0 | Output Sigmoid : 0.11920292202211755
          Angka Input : -1.0 | Output Sigmoid : 0.2689414213699951
Angka Input : 0.0 | Output Sigmoid : 0.5
          Angka Input : 1.0 | Output Sigmoid : 0.7310585786300049
          Angka Input : 2.0 | Output Sigmoid : 0.8807970779778823
In [12]: # Membuat Grafik Output Sigmoid
          import matplotlib.pyplot as plt
          # Membuat data yang akan dimasukkan ke sigmoid
          # Data ini memiliki jumlah sebanyak 100 dengan rentang dari -5 sampai 5
          x = np.linspace(-5, 5, 100)
          # Menyimpan output sigmoid
          output = sigmoid(x)
          # Membuat grafik output sigmoid
         plt.plot(x, output, label='Output Sigmoid')
plt.title('Sigmoid Activation Function')
         plt.xlabel('Input')
plt.ylabel('Output')
          plt.legend()
          plt.show()
```



b.) ReLU (Rectified Linear Unit)<p<

Fungsi aktivasi ReLU mengubah input yang bernilai negatif menjadi 0, sementara input yang bernilai positif tidak diubah.

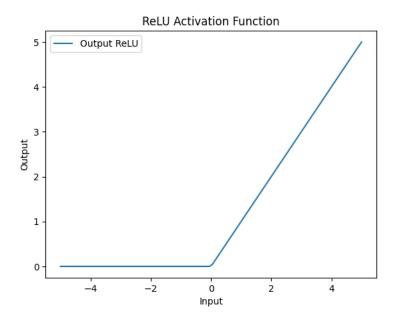
Keuntungan:

ReLU sangat efisien secara komputasi.

Kekurangan:

ReLU memiliki apa yang dikenal sebagai "dying ReLU problem" - jika neuron yang menggunakan fungsi ReLU mendapatkan input negatif, maka neuron tersebut akan "mati", atau berhenti belajar

```
In [13]: # b.) ReLU (Rectified Linear Unit)
           # Membuat fungsi ReLU
           def ReLU(input):
               return np.maximum(input, 0)
           # Contoh data input
           x = np.array([-2.0, -1.0, 0.0, 1.0, 2.0])
           for i in x:
               print("Angka Input : ", i, "| Output ReLU : ", ReLU(i))
           Angka Input : -2.0 | Output ReLU : 0.0
           Angka Input : -1.0 | Output ReLU : 0.0
Angka Input : 0.0 | Output ReLU : 0.0
           Angka Input : 1.0 | Output ReLU : 1.0
Angka Input : 2.0 | Output ReLU : 2.0
In [14]: # Membuat Grafik Output ReLU
           # Membuat data yang akan dimasukkan ke ReLU
           # Data ini memiliki jumlah sebanyak 100 dengan rentang dari -5 sampai 5
           x = np.linspace(-5, 5, 100)
           # Menyimpan output ReLU
           output = ReLU(x)
           # Membuat grafik output ReLU
          plt.plot(x, output, label='Output ReLU')
plt.title('ReLU Activation Function')
           plt.xlabel('Input')
plt.ylabel('Output')
           plt.legend()
           plt.show()
```



c.) Tanh

Tanh adalah alternatif lain untuk sigmoid. Output dari fungsi ini memiliki rentang lebih besar dari sigmoid yaitu berkisar antara -1 hingga 1, yang menjadikannya lebih baik dalam menangani negatif input

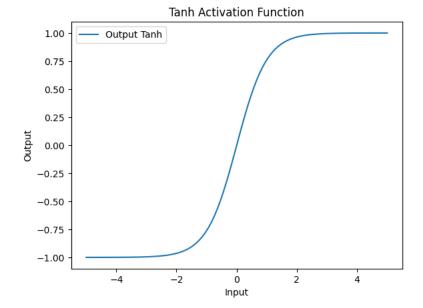
Keuntungan:

Sama seperti sigmoid, tetapi lebih baik menangani input negatif.

Kekurangan:

Sebesar dan sekecil apapun nilai input, Output yang dikeluarkan hanya di sekitar -1 sampai 1.

```
In [15]: # c.) Tanh
           # Membuat fungsi tanh
           def tanh(input):
               return np.tanh(input)
           # Contoh data input
           x = np.array([-2.0, -1.0, 0.0, 1.0, 2.0])
               print("Angka Input : ", i, "| Output Tanh : ", tanh(i))
           Angka Input : -2.0 | Output Tanh : -0.9640275800758169
           Angka Input : -1.0 | Output Tanh : -0.7615941559557649
Angka Input : 0.0 | Output Tanh : 0.0
Angka Input : 1.0 | Output Tanh : 0.7615941559557649
           Angka Input : 2.0 | Output Tanh : 0.9640275800758169
In [16]: # Membuat Grafik Output tanh
           # Membuat data yang akan dimasukkan ke tanh
# Data ini memiliki jumlah sebanyak 100 dengan rentang dari -5 sampai 5
           x = np.linspace(-5, 5, 100)
           # Menyimpan output tanh
           output = tanh(x)
           # Membuat grafik output tanh
           plt.plot(x, output, label='Output Tanh')
plt.title('Tanh Activation Function')
           plt.xlabel('Input')
           plt.ylabel('Output')
           plt.legend()
           plt.show()
```



d.) Softmax

Fungsi aktivasi softmax digunakan dalam lapisan output jaringan yang digunakan untuk klasifikasi multi-kelas. Ini mengubah nilai input menjadi vektor probabilitas.

Keuntungan:

Berguna untuk klasifikasi multi-kelas.

Kekurangan:

Tidak cocok untuk digunakan di hidden layers.

```
In [17]: # d.) SOFTMAX
         # Membuat fungsi Softmax
         def softmax(input):
             e_x = np.exp(x - np.max(input))
             return e_x / e_x.sum()
         # Contoh data input
         x = np.array([-2.0, -1.0, 0.0, 1.0, 2.0])
             print("Angka Input : ", i, "| Output Softmax : ", softmax(i))
         Angka Input : -2.0 | Output Softmax : [0.01165623 0.03168492 0.08612854 0.234
         12166 0.636408651
         Angka Input : -1.0 | Output Softmax : [0.01165623 0.03168492 0.08612854 0.234
         12166 0.63640865]
         Angka Input : 0.0 | Output Softmax : [0.01165623 0.03168492 0.08612854 0.2341
         2166 0.63640865]
         Angka Input : 1.0 | Output Softmax : [0.01165623 0.03168492 0.08612854 0.2341
         2166 0.63640865]
         Angka Input : 2.0 | Output Softmax : [0.01165623 0.03168492 0.08612854 0.2341
         2166 0.63640865]
```

e.) Leaky ReLU

Leaky ReLU adalah varian dari fungsi aktivasi ReLU yang memungkinkan sebagian kecil nilai negatif untuk tetap melewati tanpa menjadi nol mutlak. Ini membantu mengatasi masalah "neuron mati" yang bisa terjadi pada ReLU biasa.

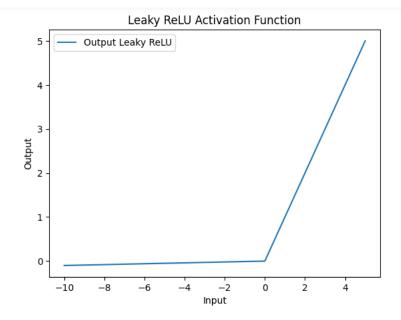
Keuntungan:

Mengatasi masalah dying ReLU.

Kekurangan:

Hasilnya mungkin tidak stabil untuk data noise.

```
In [18]: # E.) LEAKY ReLU
             # Membuat fungsi Leaky ReLU
            def LeakyReLU(input):
                 return np.maximum(0.01*input, input)
             # Contoh data input
            x = np.array([-2.0, -1.0, 0.0, 1.0, 2.0])
             for i in x:
                  print("Angka Input : ", i, "| Output Leaky ReLU : ", LeakyReLU(i))
             Angka Input : -2.0 | Output Leaky ReLU : -0.02
             Angka Input : -1.0 | Output Leaky ReLU : -0.01
             Angka Input : 0.0 | Output Leaky ReLU : 0.0
Angka Input : 1.0 | Output Leaky ReLU : 1.0
             Angka Input : 2.0 | Output Leaky ReLU : 2.0
In [19]: # Membuat Grafik Output Leaky ReLU
            # Membuat data yang akan dimasukkan ke Leaky ReLU
# Data ini memiliki jumlah sebanyak 100 dengan rentang dari -10 sampai 5
x = np.linspace(-10, 5, 100)
             # Menyimpan output Leaky ReLU
            output = LeakyReLU(x)
            # Membuat grafik output Leaky ReLU
plt.plot(x, output, label='Output Leaky ReLU')
plt.title('Leaky ReLU Activation Function')
plt.xlabel('Input')
plt.ylabel('Output')
alt_lead(')
             plt.legend()
             plt.show()
```



```
In [21]: # contoh Data Target fungsi loss Binary Crossentropy
# Target Data Hanya mempunyai 2 kelas, 0 dan 1
          y = [0, 0, 1, 1, 0, 1, 0]
          # contoh Data Target Multi-Kelas yang Menggunakan fungsi loss Binary Crossentrop
         y =[

[0, 0, 0],

[255, 0, 0],

[20, 255, 0],]
          # atau juga bisa bentuknya seperti ini
          y = [
            [0, 0.1, 0.2],
           [1, 0, 0.1],
[1, 0.8, 0],]
In [22]: # contoh Data Target yang Mneggunakan fungsi loss Sparse Categorical Crossentrop
          y = [0, 0, 1, 4, 2, 3, 0,]
          1
In [31]: # Masukkan Data
          import pandas as pd
          df= pd.read_csv('D:/Semester 5/Prak Deep Learning/Tugas/praktikum_1.csv')
Out[31]:
                                    x3
                                             x4
                              x2
          0 0.969049 0.811884 0.364106 0.791886 1.339874
             1 0.189405 0.437117 0.105088 0.871999 0.288839
           2 0.850152 0.090524 0.671884 0.809457 0.314485
             3 0.944087 0.132889 0.489603 0.043965 0.940221
           4 0.460488 0.903488 0.101475 0.331271 1.243162
           9995 0.729730 0.584990 0.365986 0.680118 0.823030
           9996 0.408094 0.964827 0.784377 0.542862 0.913176
           9997 0.261231 0.547435 0.248148 0.855978 0.348508
```

9998 0.304984 0.907731 0.031752 0.475175 1.113871

10000 rows x 5 columns

```
In [33]: from sklearn.model_selection import train_test_split
       X = df.drop('y', axis=1).values
       Y = df['y'].values
       x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.2, random_
In [35]: X_train, x_val, Y_train, y_val = train_test_split(x_train, y_train, test_size=0.
In [36]: from keras.models import Sequential
       from keras.layers import Dense
       model = Sequential()
       model.add(Dense(16, input_dim=4, activation='tanh'))
       model.add(Dense(8, activation='tanh'))
       model.add(Dense(4, activation='tanh'))
       model.add(Dense(2, activation='tanh'))
       model.add(Dense(1, activation='tanh'))
In [37]: model.compile(loss='mse', optimizer='adam')
       model.summary()
       Model: "sequential"
        Layer (type)
                               Output Shape
                                                    Param #
        dense (Dense)
                               (None, 16)
                                                    80
        dense_1 (Dense)
                               (None, 8)
                                                    136
        dense_2 (Dense)
                               (None, 4)
                                                    36
        dense_3 (Dense)
                               (None, 2)
                                                    10
        dense_4 (Dense)
                               (None, 1)
       -----
           dense_4 (Dense)
                                                       3
                                 (None, 1)
          Total params: 265 (1.04 KB)
          Trainable params: 265 (1.04 KB)
          Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
  In [38]: catatan = model.fit(X_train, Y_train, validation_data=[x_val, y_val], epochs=100
          1
                                                                         Þ
          Epoch 1/100
          loss: 0.1127
          Epoch 2/100
          loss: 0.0665
          Epoch 3/100
          100/100 [================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0631 - val_
          loss: 0.0586
          Epoch 4/100
          .
100/100 [=============] - Os 2ms/step - loss: 0.0576 - val_
          loss: 0.0546
          Epoch 5/100
          100/100 [===========] - Os 2ms/step - loss: 0.0538 - val_
          loss: 0.0514
          Epoch 6/100
          100/100 [===========] - Os 2ms/step - loss: 0.0508 - val_
          loss: 0.0489
          Epoch 7/100
```

```
In [39]: import matplotlib.pyplot as plt
        plt.show()
        #JIKA JARAK LOSS LEBIH BESAR JAUH DARIPADA VALIDATION LOSS DISEBUT 'OVERFITTING'
        #JIKA JARAK LOSS LEBIH KECIL DARIPADA VALIDATION LOSS DISEBUT
          0.35
         0.30
          0.25
          0.20
          0.15
          0.10
          0.05
                                                60
                                                                      100
                0
                           20
                                      40
                                                           80
In [40]: loss = model.evaluate(x_test, y_test)
        print('Loss Model = ', loss)
        63/63 [=======] - 0s 1ms/step - loss: 0.0272
        Loss Model = 0.02724793553352356
 In [41]: model.predict([
              [0.5, 0.4, 0.6, 0.6],
[0.1, 0.8, 0.3, 0.7],
[0.9, 0.10, 0.5, 0.1],
[0.24, 0.3, 0.7, 0.11]
          ])
          1/1 [======] - 0s 136ms/step
 Out[41]: array([[0.28732136],
                 [0.5231616 ],
                 [0.83024484],
                 [0.25442216]], dtype=float32)
```

https://github.com/destymaya

