## LAPORAN FINAL PROJECT MATA KULIAH: PEMBELAJARAN MESIN KELOMPOK 10



#### Disusun oleh:

ISMA FITRIA RISNANDARI	2041720033
THIRSYA WIDYA SULAIMAN	2041720233
VENNY MEIDA HERSIANTY	2041720100

#### TI-3G

# PROGRAM STUDI D4 TEKNIK INFORMATIKA JURUSAN TEKNOLOGI INFORMASI POLITEKNIK NEGERI MALANG 2022

### PENERAPAN PREDIKSI PRODUKSI TANAMAN PADI MENGGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK dan DECISION TREE (STUDI KASUS: TANAMAN PADI PROVINSI DI PULAU SUMATERA)

#### **ABSTRAK**

Padi merupakan tanaman pangan yang banyak diproduksi masyarakat Indonesia. Prediksi produksi padi menjadi penting dilakukan untuk menunjang pembangunan nasional sektor pertanian pada suatu negara atau wilayah. Penelitian ini melakukan analisis terhadap peningkatan produktivitas padi. Faktor tersebut adalah perubahan cuaca, luas tanah (lahan), kelembapan, dan suhu rata – rata. Faktor tersebut tidak dapat diprediksi, terutama pada perubahan cuaca. Beberapa petani gagal memprediksi dan beradaptasi terhadap perubahan factor yang mengakibatkan penurunan produktivitas padi. Artificial Neural Network (ANN) dan Decision Tree termasuk metode yang terbaik dalam melakukan prediksi. Tahapan penelitian yang dilakukan adalah mencari data produksi padi, menentukan metode yang digunakan, melakukan perhitungan manual, melakukan coding pada jupyter dan membuat laporan. Dalam memproses prediksi dilakukan sesuai dengan rancangan model prediksi, yaitu parameter *epoch*, momentum, *learning rate*, *hidden layer* untuk menghasilkan keakuratan yang tinggi. Data yang digunakan bersumber dari Badan Pusat Statistik. Berdasarkan hasil penelitian, klasifikasi data produksi padi di Pulau Sumatera menghasilkan sebagai berikut tingkat keakuratan yang diperoleh sebesar 85% dengan menggunakan metode Decision Tree, sedangkan sebesar 56% dengan menggunakan metode Artificial Neural Network. Hasil pengujian sistem prediksi produksi padi di Sumatera Barat disebabkan oleh luas panen, curah hujan, kelembapan, suhu rata-rata.

Kata Kunci: Produksi padi, Artificial Neural Network (ANN), Decision Tree

#### **PENDAHULUAN**

Padi merupakan tanaman pangan yang dikonsumsi oleh mayoritas masyarakat Indonesia. Sampai saat ini ketergantungan masyarakat Indonesia terhadap tanaman pangan khususnya padi masing sangat besar. Menurut Las, padi merupakan makanan pokok yang dikonsumsi lebih dari setengah penduduk dunia dan padi mengandung sekitar 60 – 70% kalori. Produksi padi di Indonesia dipengaruhi oleh faktor luar (eksternal) dan dalam (internal). Menurut Ina, faktor luar yang mempengaruhi produksi padi yaitu keadaan iklim dan geografis. Keadaan iklim meliputi curah hujan, suhu, cahaya matahari, air dan musim. Keadaan geografis meliputi ketinggian tempat dan luas lahan. Menurut Hanum, curah hujan yang cocok untuk pertumbuhan tanaman padi yaitu 1500 – 2000 mm/tahun. Padi tumbuh subur pada ketinggian 0 – 650 mdpl dengan suhu 22°C - 27°C serta pada ketinggian 650 – 1500 mdpl dengan suhu 19°C - 23°C.

Indonesia juga merupakan penghasil komoditas pangan terbesar terutama padi. Hampir di setiap daerah menghasilkan tanaman pangan padi, salah satunya di Pulau Sumatera. Pulau Sumatera mempunyai lebih dari 50% lahan pertanian setiap provinsinya dengan komoditas pangan utama paling dominan adalah padi, sedangkan sisanya adalah jagung, kacang tanah, dan ubi. Hasil pertanian di Sumatera rentan terhadap iklim karena dapat mempengaruhi pola tanam, waktu tanam, produksi dan kualitas hasil. Perubahan iklim dapat memberikan dampak negatif terhadap produksi bahan pokok tersebut. Terlebih jika bertambahnya suhu bumi akibat dampak dari pemanasan global yang akan mempengaruhi

pola presipitasi, evaporasi, water-run off, kelembaban tanah, dan variasi iklim yang sangat fluktuatif secara keseluruhan dapat mengancam keberhasilan hasil produksi pertanian. Prediksi hasil pertanian komoditas bahan pangan banyak dipengaruhi oleh perubahan cuaca (climate change).

Prediksi produksi padi merupakan suatu yang vital bagi Indonesia khususnya di sektor pertanian. Dengan jumlah penduduk yang mencapai 267 juta orang serta tingkat konsumsi beras mencapai 124,89 kg/kapita/tahun, perencanaan pembangunan produksi padi menjadi semakin strategis. Untuk efektifitas perencanaan pembangunan sektor pertanian, akurasi dari prediksi produksi padi menjadi semakin krusial. Untuk memperoleh akurasi yang baik, digunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Decision Tree*.

#### Produksi Padi

Produksi padi merupakan salah satu hasil bercocok tanam yang dilakukan dengan penanaman bibit padi dan perawatan serta pemupukan secara teratur sehingga menghasilkan suatu produksi padi yang dapat dimanfaatkan. Padi tersebut kemudian diproses menjadi beras, yang mana beras itu sendiri akan diolah menjadi nasi. Nasi merupakan sumber kalori utama yang banyak mengandung unsur karbohidrat yang sangat tinggi sehingga sangat bermanfaat dan menjadikan sebagai bahan pangan utama.

#### **Artificial Neural Network**

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan suatu sistem saraf pada manusia yang dapat memecahkan masalah pada *Decision Tree* dengan menggunakan *training* data yang besar dan ANN memiliki kemampuan untuk mentoleransi kesalahan sehingga dapat menghasilkan prediksi yang baik. Selain itu, metode ini juga dapat digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara masukan (*input*) dan keluaran (*output*) dalam menentukan pola – pola pada data. Namun permasalahannya adalah ANN memiliki kelemahan yaitu sulit untuk mengetahui berapa banyak neuron dan lapisan yang diperlukan dan mengalami perlambatan saat *learning*.

#### **Decision Tree**

Decision tree adalah alat pendukung dengan struktur seperti pohon yang memodelkan kemungkinan hasil, biaya sumber daya, utilitas, dan kemungkinan konsekuensi. Decision tree menyediakan cara untuk menyajikan algoritma dengan pernyataan kontrol bersyarat. Mereka termasuk cabang yang mewakili langkah-langkah pengambilan keputusan yang dapat mengarah pada hasil yang menguntungkan.

#### **METODE**

Dalam pelaksanaan pemenuhan project ini, ada beberapa tahapan yang dilaksanakan yaitu mencari data, menentukan metode yang tepat, melakukan perhitungan manual, melakukan coding pada jupyter notebook, dan membuat laporan seperti pada gambar di bawah ini :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data penelitian ini berasal dari website Kaggle dimana dataset tersebut diperoleh melalui website Badan Pusat Statistik pada kategori tanaman pangan utama dari 8 provinsi di Pulau Sumatera.

#### 2.1 Pencarian Data

Pencarian data diperoleh melalui website BPS pada kategori tanaman pangan utama dari 8 provinsi di pulau Sumatera yaitu Nanggroe Aceh Darussalam (NAD), Sumatera Utara, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu dan Lampung. Data yang digunakan adalah data dari tahun 1993 hingga tahun 2020 untuk dataset padi. Data memuat hasil produksi tahunan dan luas panen atau luas lahan. Kemudian data perubahan cuaca diperoleh melalui website BMKG untuk data harian curah hujan, kelembapan, dan temperatur rata-rata atau suhu rata-rata dari tahun 1993 hingga tahun 2020. Beberapa sampel data dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Sampel Data Produksi Tanaman Padi di Pulau Sumatera

Provinsi	Tahun	Produksi	Luas Panen	Curah hujan	Kelembapan	Suhu rata-rata
Aceh	1993	1329536.00	323589.00	1627.00	82.00	26.06
Aceh	1994	1299699.00	329041.00	1521.00	82.12	26.92
Aceh	1995	1382905.00	339253.00	1476.00	82.72	26.27
Lampung	2017	4090654.00	396559.00	1825.10	77.04	26.36
Lampung	2018	2488641.91	511940.93	1385.80	76.05	25.50
Lampung	2019	2164089.33	464103.42	1706.40	78.03	27.23

Lampung	2020	2604913.29	545149.05	2211.30	75.80	24.58
pag			0.0.00		. 0.00	

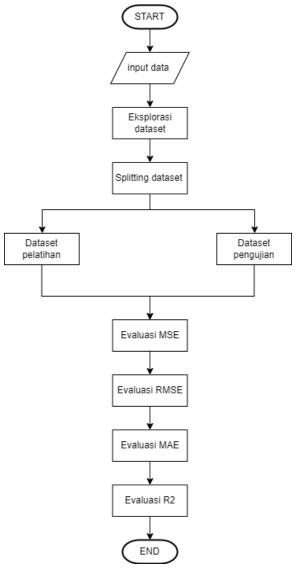
Tabel 1 menunjukkan bahwa variabel input adalah Provinsi dan Tahun, sedangkan variable outputnya adalah Produksi (y1), Luas Lahan (y2), Curah Hujan (y3), Kelembapan (y4), Suhu Rata – Rata (y5).

#### 2.2 Menentukan Metode

Metode yang digunakan dalam data produksi tanaman padi Pulau Sumatera untuk menentukan prediksi akurasi produksi tanaman padi di Pulau Sumatera dengan menggunakan metode Decision Tree Regression dan metode Artificial Neural Network.

#### 2.2.1 Decision Tree Regression

Decision Tree merupakan teknik pengambilan keputusan dengan analogi sebuah pohon memiliki banyak cabang/ akar. Berikut ini adalah alur dari metode decision tree yang dilakukan :

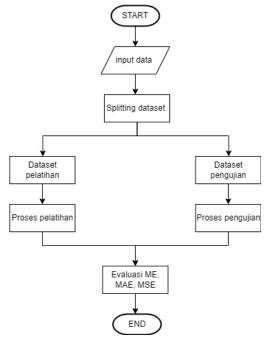


Gambar 2. Gambar Metode Decision Tree

Pada rancangan prediksi produksi padi menggunakan Decision Tree ini, dimulai dengan melakukan penginputan dataset lalu melakukan eksplorasi pada dataset dan dilakukan splitting menjadi dataset pelatihan dan dataset pengujian. Data pelatihan dan data pengujian dilakukan proses evaluasi yang meliputi MSE, RMSE, MAE, R2. Target luas lahan dari tahun 1993-2020. Dan variabel target yaitu data target produksi padi tahun 1993-2020. Output merupakan hasil prediksi produksi padi tahun 2021.

#### 2.2.2 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan merupakan salah satu pemodelan kompleks yang dapat memprediksi bagaimana ekosistem merespon perubahan variabel lingkungan dengan terinspirasi oleh cara kerja sistem saraf biologis, khususnya pada sel otak manusia dalam memproses informasi. Berikut ini adalah alur dari metode ANN yang digunakan :



Gambar 3. Gambar Metode ANN

Pada rancangan prediksi produksi padi menggunakan ANN ini, dimulai dengan melakukan penginputan dataset dan dilakukan splitting menjadi dataset pelatihan dan dataset pengujian. Data pelatihan dan data pengujian dapat dikatakan sebagai variabel input dan data target. variabel input terdiri dari data provinsi, tahun produksi padi, target luas lahan dari tahun 1993-2020. Dan variabel target yaitu data target produksi padi tahun 1993-2020. Output merupakan hasil prediksi produksi padi tahun 2021.

Untuk merancang arsitektur metode ANN yang menghasilkan prediksi yang optimal, maka dilakukan penentuan atau penginputan jumlah nilai parameter-parameter yang digunakan, seperti jumlah hidden layer, laju pemahaman (learning rate), maksimum iterasi (epoch), dan momentum dengan menggunakan proses trial and error. Setelah menentukan jenis data dan parameter, prediksi dilakukan dengan metode ANN berdasarkan langkah-langkah arahan Laurene Fausett. Selanjutnya, hasil prediksi yang diperoleh dievaluasi nilai errornya dengan menggunakan MAPE untuk memperoleh tingkat akurasi pada prediksi.

#### 2.3 Perhitungan Manual

Berikut merupakan perhitungan manual yang kami lakukan berdasarkan dua metode yang kami gunakan menggunakan dataset produksi padi di Pulau Sumatera.

#### 2.3.1 Perhitungan Manual Decision Tree

Tahap-tahap yang dilakukan pada perhitungan manual decision tree, sebagai berikut :

1. Mempersiapkan data training, yaitu data yang sudah dikategorikan ke dalam kelas-kelas tertentu.

Tabel 2. Sampel Data Produksi Tanaman Padi di Pulau Sumatera Hasil Transformasi

Provinsi	Tahun	Produksi	Luas Panen	Curah hujan	Kelembapan	Suhu rata-rata
Aceh	1993	SEDIKIT	SEMPIT	TINGGI	HIGH	PANAS
Aceh	1994	SEDIKIT	SEMPIT	TINGGI	HIGH	PANAS
Aceh	1995	SEDIKIT	SEMPIT	TINGGI	HIGH	PANAS
Lampung	2017	BANYAK	LUAS	TINGGI	HIGH	PANAS
Lampung	2018	BANYAK	LUAS	TINGGI	HIGH	SEDANG
Lampung	2019	BANYAK	LUAS	TINGGI	HIGH	PANAS
				SANGAT		
Lampung	2020	BANYAK	LUAS	TINGGI	HIGH	SEDANG

- 2. Menghitung nilai gain ratio sebagai percabangan awal. Ada beberapa langkah untuk menghitung nilai gain ratio sebagai berikut.
  - a. Entropy. Entropy adalah ukuran keberagaman dalam suatu kumpulan data. Semakin tinggi nilai entropy maka semakin tinggi tingkat keberagaman.

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^{n} -p_i \times log_2(p_i)$$

dengan S adalah himpunan kasus, n adalah banyaknya kelas dan pi adalah proporsi Si terhadap S.

b. Gain. Gain adalah ukuran efektivitas dari atribut data.

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|s_i|}{|s|} x \ Entropy(S)$$

dengan A adalah atribut, |Si| adalah banyaknya kasus dalam Si, dan |S| adalah banyaknya kasus dalam S.

c. Split Information. Untuk menghitung gain ratio perlu diketahui suatu term baru yang disebut pemisahan informasi (split information).

Split Information = 
$$\sum_{j=1}^{n} -p_j x \log_2(p_j)$$

dengan pj adalah proporsi Sj terhadap S.

d. Gain Ratio. Gain ratio digunakan dalam menentukan atribut sebagai simpul

$$Gain Ratio = \frac{Gain}{Split Information}$$

- 3. Ulangi langkah ke-2 dan langkah ke-3 hingga semua record terpartisi.
- 4. Proses partisi pohon keputusan akan berhenti saat semua record dalam simpul A mendapat kelas yang sama.

Menurut Bramer, confusion matrix merupakan tabel yang mencatat hasil kerja klasifikasi. Metode ini menggunakan tabel matriks seperti pada Tabel 1.

Pengujian data berdasarkan nilai akurasi, yaitu ukuran dari seberapa baik model mengkorelasi antara hasil dengan atribut dalam data.

Akurasi (%) = 
$$\frac{Jumlah \ data \ yang \ benar}{jumlah \ data \ yang \ diuji} x \ 100\%$$

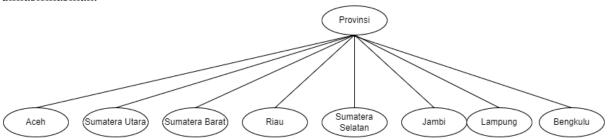
Semakin tinggi nilai akurasi maka semakin tinggi ketepatan model pohon keputusan dalam melakukan proses klasifikasi.

Berikut adalah penjelasan dalam pembentukan pohon keputusan:

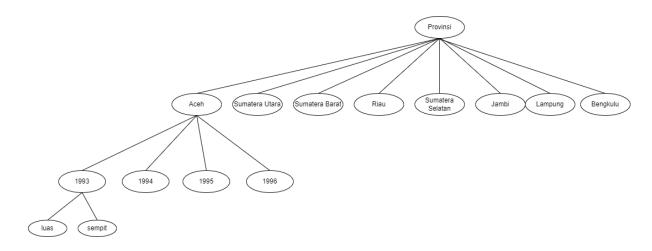
1. Menentukan node akar. Langkah awal yang dilakukan yaitu menghitung nilai entropy, gain, split information, dan gain ratio.

Iterasi	Atribut	Gain	Spit Info	Gain Ratio
1	Provinsi	0,6774258771	3	0,2258086257
	Tahun	0,03132355524	4,807354922	0,006515756742
	Luas panen	0,6126081522	1	0,6126081522
	Curah hujan	0,001423479528	1,192773226	0,001193420088
	Kelembapan	0,00453675081	0,04128046812	0,1099006629
	Suhu rata-rata	0,01702197233	0,8039405352	0,02117317337

Perhitungan iterasi pertama diperoleh nilai gain tertinggi yaitu provinsi sebesar 0,6774258771. Kategori aceh, sumatera utara, sumatera barat, dll sudah mengklasifikasikan kasus ke dalam produksi padi. Kategori sedang perlu dilakukan iterasi karena belum dapat diklasifikasikan.



2. Menentukan node cabang. Penentuan node cabang berdasarkan nilai gain ratio tertinggi setelah menghapus atribut yang sudah terpilih sebagai node akar, penentuan node cabang tersebut dilakukan sampai selesai. Berikut contoh penentuan node cabang:



#### 2.3.2 Perhitungan Manual Artificial Neural Network

Berikut tahapan perhitungan manual untuk memprediksi hasil produksi padi dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* :

Penelitian ini melakukan prediksi produksi padi di Pulau Sumatera, tetapi untuk perhitungan manual ini hanya digunakan data pada provinsi Aceh saja yang digunakan sebagai acuan pada provinsi lainnya. Total data awal yang digunakan dalam perhitungan ini adalah 9 baris dengan pembagian data training 6 baris dan data testing 3 baris. Dataset diambil mulai dari tahun 1993 - 2019, dengan variabel input adalah tahun dan variabel output adalah hasil produksi per tahun. Contoh sampel data yang digunakan adalah sebagai berikut :

Tabel 2.3 Sampel Dataset

Provinsi	Tahun	Produksi
Aceh	1993	1329536
Aceh	1994	1299699
Aceh	1995	1382905
Aceh	1996	1419128
Aceh	1997	1368074
Aceh	1998	1404580
Aceh	1999	1478712
Aceh	2000	1486909
Aceh	2001	1547499
Aceh	2002	1314165
Aceh	2003	1246614
Aceh	2004	1350748
Aceh	2005	1411650
Aceh	2006	1552078
Aceh	2007	1556858
Aceh	2008	1402287
Aceh	2009	1533369
Aceh	2010	1788738

Aceh	2011	1772962
Aceh	2012	1582393
Aceh	2013	2331046
Aceh	2014	1820062
Aceh	2015	1956940
Aceh	2016	2180754
Aceh	2017	2478922
Aceh	2018	1751996,94
Aceh	2019	1714437,6

Tabel 2.3 menunjukkan bahwa variabel input adalah tahun dan variabel outputnya adalah produksi (y). Prediksi ini akan menampilkan 1 output berdasarkan dari tabel tersebut.

Berikut di bawah ini data awal yang akan di proses untuk mencari target :

Tabel 2.4 Data Awal Untuk Mencari Target

No	x1	x2	у
1	1329536	1299699	1382905
2	1419128	1368074	1404580
3	1478712	1486909	1547499
4	1314165	1246614	1350748
5	1411650	1552078	1556858
6	1402287	1533369	1788738
7	1772962	1582393	2331046
8	1820062	1956940	2180754
9	2478922	1751996	-

Tahapan dilakukan dengan melakukan training sebanyak 7 kali dan testing sebanyak 7 kali. Berikut algoritma training yang digunakan adalah sebagai berikut :

- 1. Inisialisasi Bobot
- 2. Melakukan iterasi training sampai batas yang ditentukan (nilai error tertentu)
- 3. Menghitung nilai input layer ke hidden layer dengan persamaan 1 berikut :

$$z\_net_j = v_{0j} + \sum\nolimits_{i=1}^n X_i V_{ij}$$

- 4. Menghitung nilai aktivasi dari persamaan 1
- 5. Menghitung nilai hidden layer ke output layer dengan Persamaan 2 berikut :

$$y_{in}k = w_{0k} + \sum_{j=1}^{n} z_{out_{j}} w_{jk}$$

- 6. Menghitung niali aktivasi dari Persamaan 2.
- 7. Melakukan perambatan balik dan memperbaiki bobor dari setiap layer baik dari layer input ke layer hidden dan dari layer hidden ke layer output.

Hasil dari training tersebut berupa bobot dari layer input ke layer output, dan dari layer hidden ke layer output serta bias.

Contoh proses training dengan 1 iterasi adalah :

#### 1) Inisialisasi bobot

вовот	<b>Z1</b>	Z2
V1	0,85	0,83
V2	0,91	0,88
V3	0,95	0,96
V4	0,84	0,80

#### 2) Menghitung nilai z

#### Penjumlahan Bobot

Z_in1	2,325356181
Z_in2	1,512057146
Z_in3	1,609460092
Z_in4	1,388078698

#### Pengaktifan Bobot

Z1	0,9109553684
Z2	0,8193658758
Z3	0,8333364139
Z4	0,8002853411

#### 3) Menghitung nilai y

Perkalian Bobot

y_in	3,877764227

Pengaktifan Bobot

yk	1,020697047
<b>/</b> ' '	1 -,0-003,0.7

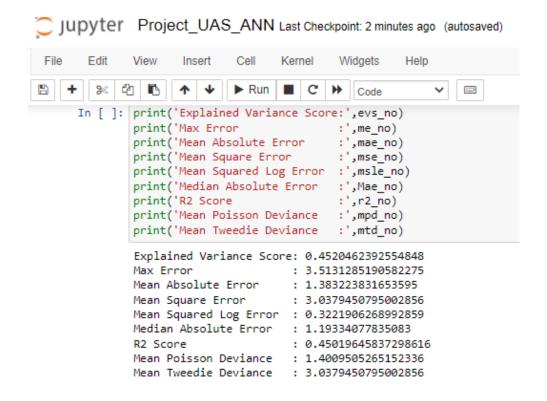
#### 2.4 Kode Program

#### 2.4.1 Decision Tree

```
Jupyter Project_UAS_DecisionTree Last Checkpoint: Last Tuesday at 9:38 PM (autosaved)
File Edit View Insert Cell Kernel Widgets Help
                                                                                                                                       Not Trusted Python 3 (ipykernel) O
In [29]: # MSE (Mean Squared Error)
                mse = mean_squared_error (y_test, predictions)
print("MSE: %.2f" % mse)
                 MSE: 226603240169.11
      In [30]: rmse = np.sqrt(mse)
   print("RMSE: %.2f" % rmse)
                 RMSE: 476028.61
     In [31]: mae = mean_absolute_error (y_test, predictions)
print("MAE: %.2f" % mae)
                 MAE: 298263.09
                R-squared bukan error namun metrik yang populer yang mempresentasikan sejauh mana data cocok dengan garis regresi yang
didapatkan. Semakin besar R-square semakin baik pencocokan garis terhadap data. Nilai terbaik adalah 1.0 dan dapat bernilai
negatif.
      In [32]: r2 = r2_score(y_test, predictions)
                 print("Nilai R2-score:", round(r2, 4))
print("artinya variabel bebas dalam model dapat menjelaskan sebesar", round(r2*100,2), "% varibel terikat dalam model")
                 Nilai R2-score: 0.8516
                 artinya variabel bebas dalam model dapat menjelaskan sebesar 85.16 % varibel terikat dalam model
```

Hasil dari prediksi pada dataset produksi tanaman padi di Pulau Sumatera dengan menggunakan metode Decision Tree dihasilkan MSE sebesar 226603240169.11, RMSE sebesar 476028.61, MAE sebesar 298263.09, dan R2 0.8516. Sehingga variabel terikat dalam model sebesar 85.16 %.

#### 2.4.2 Artificial Neural Network



#### HASIL DAN PEMBAHASAN

Penerapan model *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Decision Tree* pada machine learning untuk memprediksi produksi padi di Pulau Sumatera telah dilakukan dalam sebuah program dengan Python sebagai bahasa pemrogramannya.

Hasil pada Artificial Neural Network (ANN)

accuracy

macro avg

weighted avg

```
In [26]: from sklearn.metrics import classification report
       print(classification_report(y_test,predictions))
                  precision recall f1-score
                                            support
                ø
                      0.75
                              1.00
                                      0.86
                                                 6
                                     0.43
                             0.60
                1
                      0.33
                                                 5
                2
                      0.50
                             0.22
                                     0.31
                                                 9
                3
                     0.75
                             0.33
                                     0.46
                                                9
                4
                     0.44
                             0.44
                                     0.44
                                                9
                5
                     1.00
                             0.80
                                     0.89
                     0.33
                             0.25
                                     0.29
                     0.42
                             1.00
                                     0.59
```

0.57

0.56

0.58

0.52

0.52

0.53

0.50

56

56

56

```
In [31]: print('Explained Variance Score:',evs_no)
print('Max Error :',me_no)
print('Mean Absolute Error :',mae_no)
print('Mean Square Error :',mse_no)
print('Mean Squared Log Error :',msle_no)
print('Median Absolute Error :',Mae_no)
print('R2 Score :',r2_no)
print('Mean Poisson Deviance :',mpd_no)
print('Mean Tweedie Deviance :',mtd_no)

Explained Variance Score: 0.3085531330298774
```

Max Error : 4.495616436004639
Mean Absolute Error : 1.4939182613577162
Mean Square Error : 3.1107229623330843
Mean Squared Log Error : 0.3093273122333772
Median Absolute Error : 1.4194424152374268
R2 Score : 0.30853223632856874
Mean Poisson Deviance : 1.26391133576681
Mean Tweedie Deviance : 3.1107229623330843

#### Hasil pada Decision Tree

Berikut adalah hasil perhitungan menggunakan metode decision tree

```
In [29]: # MSE (Mean Squared Error)
mse = mean_squared_error (y_test, predictions)
print("MSE: %.2f" % mse)

MSE: 226603240169.11

In [30]: rmse = np.sqrt(mse)
print("NSE: %.2f" % rmse)

RMSE: 476028.61

In [31]: mae = mean_absolute_error (y_test, predictions)
print("MAE: %.2f" % mae)

MAE: 298263.09

R-squared bukan error namun metrik yang populer yang mempresentasikan sejauh mana data cocok dengan garis regresi yang didapatkan. Semakin besar R-square semakin baik pencocokan garis terhadap data. Nilai terbaik adalah 1.0 dan dapat bernilai negatif.

In [32]: r2 = r2_score(y_test, predictions)
print("Nilai R2-score: ", round(r2, 4))
print("rtinya variabel bebas dalam model dapat menjelaskan sebesar", round(r2*100,2), "% varibel terikat dalam model")
Nilai R2-score: 0.8516
artinya variabel bebas dalam model dapat menjelaskan sebesar 85.16 % varibel terikat dalam model
```

#### **KESIMPULAN**

Perhitungan Artificial Neural Network (ANN) dan Decision Tree sudah berhasil dibuat dan diterapkan untuk prediksi produksi padi di Pulau Sumatera, Indonesia. Perhitungan ANN sudah berhasil diujikan dengan memperoleh hasil prediksi produksi padi untuk periode berikutnya. Dari perhitungan yang dilakukan, diperoleh hasil prediksi ANN dengan akurasi mencapai 56%, sedangkan Decision Tree sebesar 85,16%. Patut dicatat bahwa proses trial dan error perlu mendapat perhatian untuk mendapatkan hasil yang maksimal dengan durasi waktu yang lebih baik. Sehingga, penerapan metode yang cocok untuk dataset prediksi produksi padi yang kami sajikan lebih akurat menggunakan metode Decision Tree.