



E-ISSN 3032-601X & P-ISSN 3032-7105

Vol. 2, No. 1b, Januari 2025

MISTER

**Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science,
Technology and Educational Research**

**Jurnal Penelitian Multidisiplin dalam Ilmu
Pengetahuan, Teknologi dan Pendidikan**

**UNIVERSITAS SERAMBI MEKKAH
KOTA BANDA ACEH**

mister@serambimekkah.ac.id

Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science Technology
and Educational Research

Journal of MISTER

Vol. 2, No. 1b, Januari 2025

Pages : 1454–1467

Prediksi Produksi Tanaman Padi di Sumatera dengan Menggunakan Algoritma Neural Network

Mohamad Rafa Ferdiansyah, Hasbi Firmansyah, M. Kom, Mochamad Galih, Harsyanda
Rizki Maulana

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas
Pancasakti Tegal, Tegal, Indonesia

Article in Journal of MISTER

Available at : <https://jurnal.serambimekkah.ac.id/index.php/mister/index>

DOI : <https://doi.org/10.32672/mister.v2i1b.2683>

How to Cite this Article

APA : Ferdiansyah, M. R., Firmansyah, H. ., Galih, M., & Maulana, H. R. (2024).
Prediksi Produksi Tanaman Padi di Sumatera Dengan Menggunakan Algoritma Neural
Network. *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and
Educational Research*, 2(1b), 1454 – 1467.
<https://doi.org/10.32672/mister.v2i1b.2683>

Others Visit : <https://jurnal.serambimekkah.ac.id/index.php/mister/index>

MISTER: *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research* is a scholarly journal dedicated to the exploration and dissemination of innovative ideas, trends and research on the various topics include, but not limited to functional areas of Science, Technology, Education, Humanities, Economy, Art, Health and Medicine, Environment and Sustainability or Law and Ethics.

MISTER: *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research* is an open-access journal, and users are permitted to read, download, copy, search, or link to the full text of articles or use them for other lawful purposes. Articles on Journal of MISTER have been previewed and authenticated by the Authors before sending for publication. The Journal, Chief Editor, and the editorial board are not entitled or liable to either justify or responsible for inaccurate and misleading data if any. It is the sole responsibility of the Author concerned.



Prediksi Produksi Tanaman Padi di Sumatera dengan Menggunakan Algoritma Neural Network

Mohamad Rafa Ferdiansyah¹, Hasbi Firmansyah,M.Kom², Mochamad Galih³, Harsyanda Rizki Maulana⁴

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Pancasakti Tegal, Tegal, Indonesia^{1, 2, 3, 4}

*Email: mohamadrafaferdi@gmail.com, hasbifirmansyah@upstegal.ac.id
mochamadgalih09@gmail.com, nandaharsanda@gmail.com

Diterima: 18-12-2024

| Disetujui: 19-12-2024

| Diterbitkan: 20-12-2024

ABSTRACT

Rice production is a crucial factor for food security in Indonesia. This study aims to predict rice production in Sumatra using the Neural Network algorithm implemented through RapidMiner. The data used includes variables such as year, production, harvested area, rainfall, humidity, and average temperature, collected from eight provinces in Sumatra for the period 1993-2020. The research process involved dividing the dataset into training data (90%) and testing data (10%), normalizing data using the proportion transformation method, and training the model with parameters such as 650 training cycles, 0.9 learning rate, and 0.3 momentum. Model evaluation utilized root_mean_squared_error (RMSE), yielding an RMSE value of 0.006, indicating high prediction accuracy. The results demonstrate that the model is effective in predicting rice production, particularly for data with normal distribution. Recommendations for further development include creating a web-based visual interface to support end-users and applying hyperparameter optimization to enhance model performance. This model is expected to serve as a decision-support tool for strategic planning in the agricultural sector.

Keywords: Rice Production; Neural Network; RapidMiner; Data Mining.

ABSTRAK

Produksi padi merupakan faktor penting bagi ketahanan pangan di Indonesia. Penelitian ini bertujuan memprediksi produksi padi di Sumatera menggunakan algoritma Neural Network yang diimplementasikan melalui RapidMiner. Data yang digunakan mencakup variabel tahun, produksi, luas panen, curah hujan, kelembapan, dan suhu rata-rata, yang diambil dari delapan provinsi di Sumatera untuk periode 1993-2020. Proses penelitian meliputi pembagian dataset menjadi data pelatihan (90%) dan data pengujian (10%), normalisasi menggunakan metode proportion transformation, serta pelatihan model dengan parameter seperti training cycles sebanyak 650, learning rate 0.9, dan momentum 0.3. Evaluasi model dilakukan menggunakan root_mean_squared_error (RMSE), menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.006, yang menunjukkan akurasi prediksi yang tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini efektif dalam memprediksi produksi padi, terutama pada data dengan distribusi normal. Saran untuk pengembangan lebih lanjut meliputi pengembangan antarmuka visual berbasis web untuk mendukung pengguna akhir dan penerapan optimasi hyperparameter guna meningkatkan kinerja model. Model ini diharapkan dapat menjadi alat pendukung kebijakan untuk perencanaan strategis di sektor pertanian.

Katakunci: Produksi Padi; Neural Network; RapidMiner; Data Mining.

PENDAHULUAN

Tanaman padi penting di Indonesia karena sebagian besar masyarakatnya mengonsumsi beras. Seiring dengan meningkatnya jumlah penduduk, maka permintaan beras akan terus meningkat (Nugroho, et al., 2022). Padi merupakan salah satu produk pertanian yang paling dibutuhkan karena merupakan sumber makanan pokok sebagian masyarakat. Peningkatan produksi padi merupakan salah satu yang harus dilakukan, seiring dengan pertambahan jumlah penduduk (Awalina, et al., 2021). Sektor pertanian khususnya padi sangat dipengaruhi oleh perubahan alam dan kebijakan pemerintah (Kobarsih & Siswanto, 2015). Oleh karena itu memprediksi jumlah produksi tanaman padi, sangat penting untuk keberlangsungan hidup masyarakat Indonesia yang mayoritas mengonsumsi beras.

Faktor-faktor penting yang mempengaruhi produktivitas padi dan memberikan dasar bagi pengembangan strategi yang lebih efektif dalam meningkatkan produktivitas padi di Pulau Sumatera seperti curah hujan, suhu, dan kelembapan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap pertumbuhan dan produktivitas padi (Nababan & Nugraha, 2024). Pulau Sumatera memiliki luas 473.481 kilometer persegi dan terbagi menjadi 10 provinsi, antara lain Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Bengkulu, Sumatera Selatan, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, dan Lampung. Salah satu provinsi yang mempunyai potensi besar sebagai daerah penyumbang produksi beras nasional adalah Sumatera Barat. Didukung dengan sumberdaya alam dan kondisi iklim yang baik dan jumlah penduduk yang besar, yaitu 4.846.909 jiwa, dengan kepadatan penduduk sebanyak 110 Jiwa/Km² dan luas wilayah 42.297,30 Km² menjadikan Provinsi Sumatera Barat sebagai salah satu provinsi yang berpeluang besar dalam meningkatkan produksi beras (Osla, 2019).

Data mining merupakan sesuatu teknik yang digunakan untuk menemukan informasi dalam suatu basis data. Data mining dalam prakteknya mengimplementasikan berbagai teknik diantaranya; Kecerdasan buatan, Pembelajaran mesin/ machine learning, Kecerdasan Buatan dan teknik statistik yang digunakan untuk mengekstraksi data dan mengidentifikasi data untuk kebutuhan informasi dari sebuah data base yang besar (Kusrini & Luthfi, 2019). Penulis menggunakan aplikasi Rapid Miner sebagai alat bantu untuk menentukan prediksi. Rapid miner merupakan aplikasi yang sering digunakan untuk pemrosesan data mining karena memiliki banyak algoritma klasifikasi, pengelompokan, dan analisis regresi dalam melakukan penambangan data. Rapidminer memiliki tampilan antarmuka yang sangat bersahabat dengan penggunaanya karena hanya ada 3 Perspective yakni welcome, Design, dan Result (Prasetyo, 2021). RapidMiner dapat dijadikan solusi dalam melakukan analisis terhadap data mining, dengan menggunakan teknik deskriptif dan prediksi yang diberikan kepada pengguna sehingga dapat mengambil keputusan yang paling baik (Apriyadi, 2022). Untuk memprediksi produksi tanaman padi, penulis menggunakan metode algoritma neural network. Neural network adalah model yang terinspirasi oleh bagaimana neuron dalam otak manusia bekerja. Neural Network terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan informasi (neuron) yang saling terhubung dan bekerja bersama-sama untuk menyelesaikan sebuah masalah tertentu, yang pada umumnya adalah masalah klasifikasi ataupun prediksi (Ridho, et al., 2022). Kemampuan belajar jaringan saraf ini memberi keuntungan dalam memecahkan masalah kompleks yang solusi analitik dan numeriknya sulit didapat (Prathama, et al., 2017).

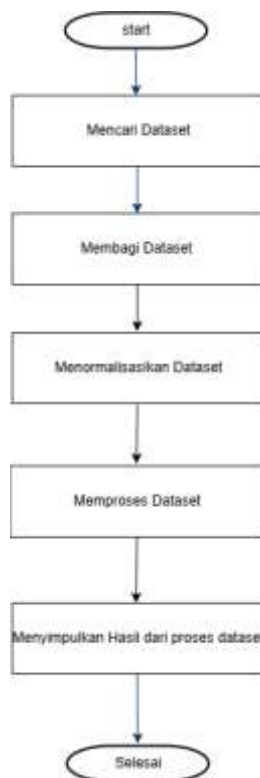
Penelitian sebelumnya membahas tentang Prediksi Hasil Panen Tanaman Pangan Sumatera dengan Metode Machine Learning dengan melibatkan 6 metode Extra Tree (ET), Support Vector Machine (SVM), Artificial Neural Network (ANN), Random Forest (RF), Decision Tree (DT), dan Gradient Boosting (GB), dengan hasil Nilai RMSE yang besar, sementara penelitian kami berfokus pada 1 metode yaitu metode

Neural Network dengan hasil RMSE yang kecil. Nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa nilai yang dihasilkan suatu model perkiraan mendekati nilai aslinya. Sedangkan nilai RMSE semakin besar, maka keakuratan nilai yang dihasilkan semakin tidak akurat (Herwanto, et al., 2019). Root Mean Square Error (RMSE) sendiri yaitu metode alternatif untuk mengevaluasi teknik peramalan yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil perkiraan suatu model. Nilai yang dihasilkan RMSE merupakan nilai rata-rata kuadrat dari jumlah kesalahan pada model prediksi (Sanjaya & Heksaputra, 2020).

Adapun rumusan masalah penelitian ini adalah Menganalisis sejauh mana algoritma Neural Network yang diimplementasikan menggunakan RapidMiner dapat memprediksi produksi tanaman padi di Sumatera dengan variabel berupa tahun, produksi, luas panen, curah hujan, kelembapan, dan suhu rata-rata. Dan menguji hipotesis bahwa model yang diusulkan oleh peneliti mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat, dibanding metode lain. Dilihat dari permasalahannya, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi produksi tanaman padi di Sumatera menggunakan algoritma Neural Network.

METODE PENELITIAN

Dalam pelaksanaan penelitian ini, terdapat beberapa tahapan utama yang dilakukan, yaitu mencari dataset, membagi dataset, menormalisasikan dataset, memproses dataset dan menyimpulkan hasil dari proses dataset seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Tahap Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yang diilustrasikan pada diagram alur berikut:

1. Mencari Dataset

Tahap pertama adalah mengidentifikasi dan memperoleh dataset yang relevan untuk penelitian. Dataset adalah suatu database didalam memori (in-memory). Dataset memiliki semua karakteristik, fitur dan fungsi dari database biasa. Dataset dapat memiliki banyak tabel, dan tabel-tabel dapat memiliki hubungan (relationship). Tabel-tabel pada suatu dataset dapat memiliki foreign key dan integritas referensial. Dataset adalah objek yang merepresentasikan data dan relasinya di memory. Strukturnya mirip dengan data yang ada di database. Dataset berisi koleksi dari data tabel dan data. Jenis dataset ada dua macam yaitu :

- Private Dataset

Private dataset yaitu dataset yang dapat diambil dari organisasi yang kita jadikan tempat atau objek penelitian. Adapun contoh-contohnya seperti instansi, rumah sakit, pabrik, perusahaan jasa, etc.

- Public Dataset

Public dataset yaitu dataset yang dapat diambil dari repository public yang telah disepakati oleh para peneliti. Adapun contoh-contohnya seperti: UCI (Yahya & Mahpuz, 2019).

Dataset ini berisi data historis terkait produksi tanaman padi di Sumatera, termasuk variabel seperti tahun, produksi, luas panen, curah hujan, kelembapan, dan suhu rata-rata. Dataset diambil dari sumber terpercaya, yaitu terkait produksi tanaman padi di Sumatera, yang diperoleh melalui website BPS dalam kategori tumbuhan pangan utama berdasarkan 8 provinsi pada pulau Sumatera yaitu Nanggroe Aceh Darussalam (NAD), Sumatera Utara, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu & Lampung.

2. Membagi Dataset

Dataset yang diperoleh dibagi menjadi dua subset utama: data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data). Data training adalah data yang benar-benar ada sebelumnya sesuai dengan fakta sedangkan data testing adalah data yang digunakan untuk mengukur sejauh mana pengklasifikasi berhasil mengklasifikasikan dengan benar (Anggraini, 2019). Pembagian ini dilakukan untuk melatih model Neural Network dan mengevaluasi performanya. Data dibagi dengan proporsi, 90% untuk pelatihan dan 10% untuk pengujian.

3. Menormalisasikan Dataset

Untuk memastikan bahwa semua variabel berada dalam skala yang sama dan meningkatkan kinerja algoritma, dilakukan proses normalisasi data. Metode normalisasi data adalah proses membuat beberapa variabel memiliki rentang nilai yang sama, tidak ada yang terlalu besar maupun terlalu kecil sehingga dapat membuat analisis statistik menjadi lebih mudah (Nasution, et al., 2019).

Penelitian ini menggunakan metode normalisasi proportion transformation, yang mentransformasi nilai data menjadi proporsi dalam rentang tertentu (0 hingga 1). Metode ini memastikan setiap variabel memiliki pengaruh yang setara dalam model prediksi. Normalisasi ini didasarkan pada proporsi yang dimiliki setiap nilai Atribut pada Atribut lengkap. Ini berarti setiap nilai dibagi dengan jumlah total nilai Atribut tersebut. Jumlah tersebut hanya dibentuk dari nilai yang terbatas, mengabaikan nilai NaN/nilai yang hilang serta nilai tak terhingga positif dan negatif. Ketika metode ini dipilih, parameter lain (mengizinkan nilai negatif) akan muncul di panel Parameter. Jika dicentang, nilai negatif akan diperlakukan sebagai nilai absolut, jika tidak maka akan menghasilkan kesalahan saat dieksekusi

(RapidMiner, 2024).

4. Memproses Dataset

Pada tahap ini, dataset yang telah dinormalisasi digunakan untuk membangun model Neural Network menggunakan RapidMiner. Proses ini melibatkan pengaturan parameter model, seperti training cycles sebanyak 650, learning rate sebesar 0.9, dan momentum sebesar 0.3, dengan jumlah hidden layer sebanyak 11. Model ini kemudian dilatih menggunakan dataset yang telah dibagi sebelumnya. Validasi model dilakukan dengan metode performance vector untuk mengukur performa model dalam memprediksi produksi padi.

5. Menyimpulkan Hasil dari Proses Dataset

Setelah model selesai diproses, hasilnya dievaluasi untuk mengukur akurasi dan efektivitas prediksi. Evaluasi dilakukan menggunakan *root_mean_squared_error* (RMSE) sebagai indikator kinerja utama untuk menyimpulkan keberhasilan model dalam memprediksi produksi padi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

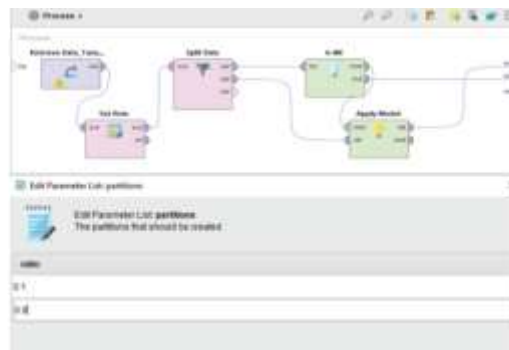
Pencarian Dataset

Hasil dari pencarian dataset adalah berupa data provinsi, tahun, produksi, luas panen, curah hujan, kelembapan, suhu rata-rata di pulau sumatera dari tahun 1993-2020. Pada tabel 1 berikut ini akan menunjukkan data yang digunakan.

Tabel 1. Dataset produksi padi

No	Provinsi	Tahun	Luas Panen	Curah Hujan	Kelembapan	Suhu rata-rata	Produksi
1	Aceh	1993	323589	1627	82	26.06	1329536
2	Aceh	1994	329041	1521	82.12	26.92	1299699
3	Aceh	1995	339253	1476	82.72	26.27	1382905
4	Aceh	1996	348223	1557	83	26.08	1419128
5	Aceh	1997	337561	1339	82.46	26.31	1368074
221	Lampung	2016	390799	2317.6	79.4	26.45	3831923
222	Lampung	2017	396559	1825.7	77.04	26.36	4090654
223	Lampung	2018	511940.93	1385.8	76.05	25.5	2488641.91
224	Lampung	2019	464103.42	1706.4	78.03	27.23	2164089.33
225	Lampung	2020	545149.05	2211.3	75.8	24.58	2604913.29

Pembagian Dataset



Gambar 2. Split data

Dataset yang telah diperoleh kemudian dibagi menjadi dua subset, yaitu data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data). Pembagian dilakukan dengan proporsi 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk melatih model Neural Network agar mampu mengenali pola hubungan antara variabel input dan output, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam memprediksi produksi padi di Sumatera. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya efektif pada data pelatihan tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data baru.

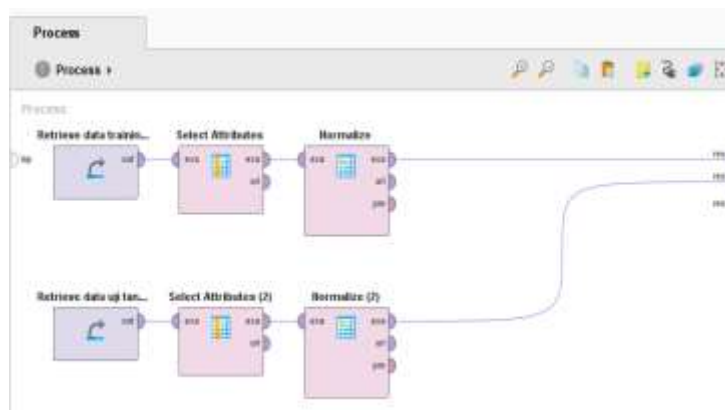
Tabel 2. data training

No	Provinsi	Tahun	Luas Panen	Curah Hujan	Kelembapan	Suhu Rata-Rata	Produksi
1.	Aceh	2015	461060	1575	80	27.1	1956940
2.	Aceh	2016	293067	1096	83.32	27.12	2180754
3.	Aceh	2017	294483	1905.9	85.57	26.51	2478922
4.	Aceh	2018	329515.78	1427.8	83.98	26.48	1751996.94
5.	Aceh	2019	310012.46	1931.4	83.9	26.65	1714437.6
199.	Lampung	2016	390799	2317.6	79.4	26.45	3831923
200.	Lampung	2017	396559	1825.1	77.04	26.36	4090654
201.	Lampung	2018	511940.93	1385.8	76.05	25.5	2488641.91
202.	Lampung	2019	464103.42	1706.4	78.03	27.23	2164089.33
203.	Lampung	2020	545149.05	2211.3	75.8	24.58	2604913.29

Tabel 3. data testing

No	Provinsi	Tahun	Luas Panen	Curah Hujan	Kelembapan	Suhu Rata-Rata	Produksi
1.	Aceh	1993	323589	1627	82	26.06	1329536
2.	Aceh	1994	329041	1521	82.12	26.92	1299699
3.	Aceh	1995	339253	1476	82.72	26.27	1382905
4.	Aceh	1996	348223	1557	83	26.08	1419128
5.	Aceh	1997	337561	1339	82.46	26.31	1368074
19.	Aceh	2010	352281	1986	81.4	27.1	1788738
20.	Aceh	2011	380686	1268	79.4	27.1	1772962
21.	Aceh	2012	387803	1098	79.6	26.9	1582393
22.	Aceh	2013	419183	1623.6	80.7	27	2331046
23.	Aceh	2014	376137	2264.4	78.3	27.1	1820062

Normalisasi Dataset



Gambar 3. Normalisasi

Dataset yang telah dibagi kemudian dinormalisasi menggunakan metode proportion transformation. Metode ini adalah salah satu teknik normalisasi yang bertujuan untuk mengubah nilai setiap data ke rentang tertentu, biasanya antara 0 dan 1. Proportion transformation bekerja dengan menggunakan formula:

$$X_{\text{normalized}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

Gambar 4. Rumus Proportion Transformation

Keterangan:

- X adalah nilai asli dari data,
- X min adalah nilai minimum dari variabel, dan
- X max adalah nilai maksimum dari variabel.

Proses ini dilakukan untuk setiap variabel dalam dataset, seperti luas panen, curah hujan, suhu rata-rata, dan kelembapan. Dengan formula ini, setiap nilai data direpresentasikan sebagai proporsi relatif terhadap rentang data aslinya, sehingga data menjadi lebih seragam.

Pada tabel 4 berikut ini ditampilkan contoh hasil normalisasi untuk variabel data produksi, luas panen, curah hujan, kelembapan, suhu rata-rata di pulau sumatera dari tahun 1993-2020. yang menunjukkan bagaimana nilai asli diubah ke rentang 0 hingga 1 menggunakan metode ini.

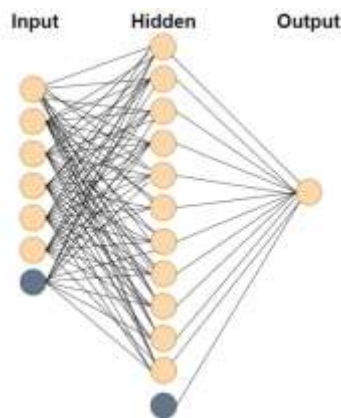
Tabel 4. data training setelah normalisasi

No	Provinsi	Tahun	Luas Panen	Curah Hujan	Kelembapan	Suhu Rata-Rata	Produksi
1.	Aceh	2015	0.006055	0.003045	0.004885	0.005013	0.005707
2.	Aceh	2016	0.003849	0.002119	0.005088	0.005017	0.00636
3.	Aceh	2017	0.003868	0.003684	0.005225	0.004904	0.00723
4.	Aceh	2018	0.004328	0.00276	0.005128	0.004898	0.00511
5.	Aceh	2019	0.004072	0.003734	0.005123	0.00493	0.005
199.	Lampung	2016	0.005133	0.00448	0.004849	0.004893	0.011176
200.	Lampung	2017	0.005208	0.003528	0.004704	0.004876	0.011931
201.	Lampung	2018	0.006724	0.002679	0.004644	0.004717	0.007258
202.	Lampung	2019	0.006095	0.003299	0.004765	0.005037	0.006312
203.	Lampung	2020	0.00716	0.004275	0.004629	0.004547	0.007597

Tabel 5. Data testing setelah dinormalisasi

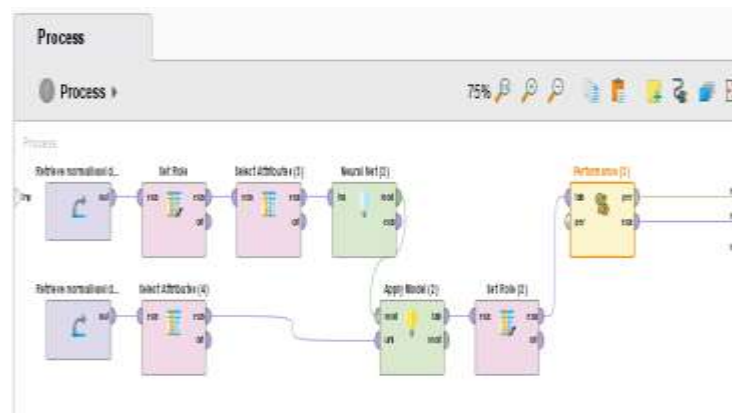
No	Provinsi	Tahun	Luas Panen	Curah Hujan	Kelembapan	Suhu Rata-Rata	Produksi
1.	Aceh	1993	0.041953	0.050771	0.046686	0.043606	0.03983
2.	Aceh	1994	0.04266	0.047463	0.046754	0.045045	0.038936
3.	Aceh	1995	0.043984	0.046059	0.047096	0.043957	0.041429
4.	Aceh	1996	0.045147	0.048587	0.047255	0.043639	0.042514
5.	Aceh	1997	0.043765	0.041784	0.046948	0.044024	0.040985
19.	Aceh	2010	0.045673	0.061974	0.046344	0.045346	0.053587
20.	Aceh	2011	0.049356	0.039568	0.045206	0.045346	0.053114
21.	Aceh	2012	0.050279	0.034263	0.045319	0.045011	0.047405
22.	Aceh	2013	0.054347	0.050665	0.045946	0.045178	0.069834
23.	Aceh	2014	0.048766	0.070661	0.044579	0.045346	0.054526

Proses Dataset



Gambar 5. Arsitektur neural network

Gambar diatas menunjukkan bahwa model ini menggunakan 6 input utama yang ditandai dengan warna krem, serta 1 input tambahan yang diberi warna abu-abu. Pada hidden layer pertama, yang berukuran 11, ditemukan hasil yang optimal. Hidden layer ini berperan sebagai tahap pengujian dalam jaringan neural. Sementara itu, outputnya hanya terdiri dari satu nilai yang merepresentasikan label data setelah melalui tahap preprocessing, yaitu produksi.



Gambar 6. Model arsitektur

Dataset yang telah dinormalisasi kemudian diproses menggunakan algoritma Neural Network melalui RapidMiner. Proses ini dilakukan dalam beberapa langkah yang saling terhubung untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan memiliki performa optimal.

Berikut adalah penjelasan mendalam tentang setiap langkah:

1. Pengaturan Parameter Model Neural Network

Pada tahap awal, parameter model Neural Network diatur secara detail untuk menciptakan model yang stabil dan akurat. Parameter-parameter yang digunakan meliputi:



Gambar 7. Parameter

- Training Cycles (650): Jumlah iterasi pelatihan yang dipilih untuk memberikan cukup waktu bagi model untuk belajar pola-pola dalam data tanpa overfitting.
- Learning Rate (0.9): Nilai yang cukup tinggi untuk mempercepat proses pembaruan bobot model, tetapi tetap stabil untuk menghindari osilasi.
- Momentum (0.3): Digunakan untuk membantu model melewati local minima, menjaga konsistensi pembaruan bobot, dan mempercepat konvergensi.
- Jumlah Hidden Layer (11): Jumlah neuron pada hidden layer dipilih berdasarkan eksperimen awal untuk menangkap kompleksitas pola dalam data yang melibatkan variabel seperti tahun, produksi, curah hujan, luas panen, kelembapan, dan suhu rata-rata.

Parameter ini ditentukan melalui beberapa percobaan awal untuk memastikan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi model.

2. Proses Pelatihan Model

Dataset pelatihan yang terdiri dari 90% data digunakan untuk melatih model Neural Network. Pelatihan melibatkan:

- Pemberian input berupa data variabel independen seperti tahun, curah hujan, kelembapan, luas panen, dan suhu rata-rata.
- Proses feed-forward untuk menghasilkan prediksi awal dari model.
- Perhitungan error menggunakan fungsi loss, seperti Root Mean Squared Error (RMSE), untuk mengukur selisih antara prediksi model dan data aktual.
- Proses backpropagation, di mana bobot pada setiap neuron diperbarui berdasarkan error yang dihasilkan. Proses ini dilakukan iterasi sebanyak 650 kali sesuai dengan parameter training cycles yang telah ditentukan.

3. Validasi Model dengan Dataset Pengujian

Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan dataset pengujian (10% data). Validasi ini dilakukan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Model diuji dengan metode performance vector, yang menghitung metrik seperti root_mean_squared_error (RMSE).

4. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja dilakukan dengan menghitung RMSE, yang mendeskripsikan rata-rata error dalam satuan asli variabel target (produksi padi). Formula RMSE adalah:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{pred} - y_{actual})^2}$$

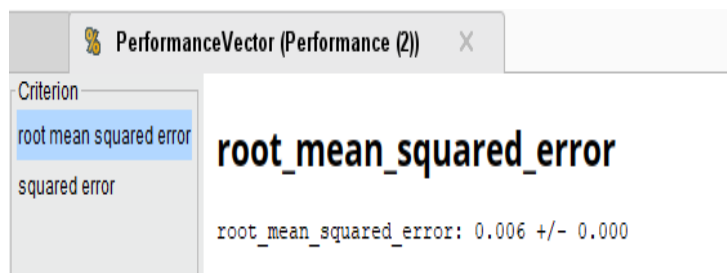
Gambar 8. Formula RMSE

Keterangan:

- y_{pred} adalah nilai prediksi model,
- y_{actual} adalah nilai aktual dari data pengujian, dan
- n adalah jumlah data pengujian.

Nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa model mampu memprediksi produksi padi dengan tingkat akurasi yang baik.

5. Analisis Hasil



Gambar 9. Hasil RMSE

Hasil proses menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola hubungan antara variabel input dan output. Nilai RMSE pada data pengujian berada di bawah ambang batas yang dapat diterima, menunjukkan bahwa model memiliki performa prediksi yang sangat baik.

Menyimpulkan Hasil dari Proses Dataset

Row No.	Prediksi	predictionP...	Tahun	Luas Petak	Curah Hujan	Ketambakan	Suhu Rata-R...
1	0.040	0.041	1993	0.042	0.051	0.047	0.044
2	0.038	0.041	1994	0.043	0.047	0.047	0.045
3	0.041	0.041	1995	0.044	0.046	0.047	0.044
4	0.043	0.042	1996	0.045	0.049	0.047	0.044
5	0.041	0.042	1997	0.044	0.042	0.047	0.044
6	0.042	0.043	1998	0.047	0.046	0.047	0.045
7	0.044	0.043	1999	0.047	0.055	0.047	0.044
8	0.045	0.041	2000	0.044	0.052	0.052	0.045
9	0.046	0.049	2001	0.036	0.053	0.040	0.048
10	0.039	0.041	2002	0.041	0.049	0.036	0.048
11	0.037	0.045	2003	0.046	0.047	0.040	0.049
12	0.049	0.044	2004	0.048	0.034	0.046	0.048
13	0.042	0.042	2005	0.044	0.032	0.045	0.045
14	0.049	0.041	2006	0.042	0.016	0.046	0.045
15	0.047	0.044	2007	0.047	0.044	0.046	0.044
16	0.042	0.042	2008	0.043	0.049	0.045	0.045
17	0.046	0.044	2009	0.047	0.049	0.048	0.048
18	0.054	0.043	2010	0.049	0.062	0.048	0.045
19	0.053	0.046	2011	0.048	0.048	0.045	0.045
20	0.047	0.041	2012	0.050	0.034	0.045	0.045
21	0.070	0.048	2013	0.064	0.061	0.048	0.048
22	0.052	0.042	2014	0.046	0.071	0.045	0.045

Gambar 10. Hasil prediksi

Setelah melalui tahapan pemrosesan dataset, model Neural Network yang telah dilatih memberikan hasil prediksi yang menunjukkan tingkat akurasi tinggi. Berikut adalah penjelasan detail mengenai hasil evaluasi dan interpretasi kinerja model:

1. Evaluasi Model dengan RMSE

Indikator utama kinerja model yang digunakan adalah root_mean_squared_error (RMSE). RMSE memberikan gambaran tentang tingkat rata-rata error antara hasil prediksi dan nilai aktual dalam dataset pengujian. Berdasarkan hasil evaluasi, nilai RMSE yang dihasilkan berada pada angka 0.006, yang menunjukkan bahwa perbedaan antara prediksi dan nilai aktual berada dalam batas toleransi yang dapat diterima.

2. Perbandingan Prediksi dan Nilai Aktual

Hasil prediksi dibandingkan langsung dengan nilai aktual untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi produksi padi di Sumatera. Analisis menunjukkan bahwa:

- Sebagian besar prediksi mendekati nilai aktual dengan error yang kecil.
- Error terbesar terjadi pada data dengan variabel input ekstrem (misalnya, curah hujan sangat tinggi atau sangat rendah), yang mengindikasikan perlunya perhatian pada outlier.
- Distribusi error cenderung merata, menunjukkan bahwa model tidak bias terhadap subset tertentu dalam data.

3. Keberhasilan Metode Normalisasi dan Pemrosesan

Metode normalisasi “proportion transformation” yang diterapkan dalam penelitian ini berhasil meningkatkan efisiensi pelatihan dan akurasi model. Proses normalisasi memastikan bahwa variabel input memiliki skala yang seragam, sehingga meminimalkan risiko bias dalam pembaruan bobot selama pelatihan.

KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Neural Network yang dibangun mampu memberikan prediksi produksi padi dengan tingkat akurasi yang baik, terutama pada data dengan pola distribusi normal dan konsisten. Metode normalisasi proportion transformation terbukti efektif dalam meningkatkan stabilitas dan efisiensi proses pelatihan model.

Namun, untuk meningkatkan kinerja model di masa depan, beberapa saran yang dapat dipertimbangkan adalah:

- Menggunakan teknik Deep Learning berbasis Recurrent Neural Network (RNN) atau Long Short-Term Memory (LSTM) untuk menangkap pola temporal pada data, terutama untuk data historis yang memiliki keterkaitan antar waktu, guna meningkatkan akurasi prediksi pada data dengan nilai ekstrem.
- Mengembangkan antarmuka visual berbasis web atau aplikasi untuk mempermudah pengguna akhir, seperti petani atau pengambil kebijakan, dalam mengakses prediksi dan analisis hasil produksi secara langsung.
- Menerapkan mekanisme fine-tuning hyperparameter menggunakan metode optimasi, seperti Grid Search atau Bayesian Optimization, untuk menemukan kombinasi parameter terbaik yang lebih optimal dibandingkan percobaan manual.

Dengan hasil ini, model dapat berperan sebagai sistem pendukung keputusan yang efektif bagi para pemangku kebijakan dan petani dalam meningkatkan efisiensi produksi padi di Sumatera. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi referensi untuk mengembangkan model serupa di wilayah lain dengan kondisi lingkungan dan variabel berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

- Apriyadi, A., Lubis, M. R., & Damanik, B. E. (2022). Penerapan algoritma C5.0 dalam menentukan tingkat pemahaman mahasiswa terhadap pembelajaran daring. *KOMPUTA: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 11(1), 11–20. <https://ojs.unikom.ac.id/index.php/komputa/article/view/7386/3116>
- Awalina, R., Yanti, D., & Irsyad, F. (2021). Analisis faktor yang mempengaruhi produksi padi salibu daerah Sumatera Barat. *Jurnal Teknologi Pertanian Andalas*, 25(1), 90–95. <https://tpa.fateta.unand.ac.id/index.php/JTPA/article/view/398/190>

- Herwanto, H. W., Widiyaningtyas, T., & Indriana, P. (2019). Penerapan algoritme linear regression untuk prediksi hasil panen tanaman padi. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, 8(4), 364. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v8i4.537>
- Kusnaldi, M. R., Gulo, T., & Aripin, S. (2022). Penerapan normalisasi data dalam mengelompokkan data mahasiswa dengan menggunakan metode K-Means untuk menentukan prioritas bantuan uang kuliah tunggal. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 3(4), 330–338. <https://doi.org/10.47065/josyc.v3i4.2112>
- Kusrini, & Luthfi, E. T. (2019). *Algoritma Data Mining*. Andi Yogyakarta.
- Mahargono Kobarsih & Nugroho Siswanto. (2015). Penanganan Susut Panen dan Pasca Panen Padi Kaitannya dengan Anomali Iklim di Wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta. *Planta Tropika: Journal of Agro Science*, 3(2), 100–106. <https://doi.org/10.18196/pt.2015.046.100-106>
- Nababan, Y., & Nugraha, I. (2024). Penerapan data mining produksi padi di Pulau Sumatera menggunakan analisis regresi linear. *JUTIN: Jurnal Teknik Industri Terintegrasi*, 7(1), 262–272. <https://doi.org/10.31004/jutin.v7i1.23545>
- Nugroho, P., Pudjiastuti, A. Q., & Sumarno. (2021). Peningkatan Produksi Padi di Kabupaten Malang Melalui Program Upsus Pajale Selama Pandemi Covid-19. *Jurnal Agrikultura*, 32(3), 199–206. <https://doi.org/10.32938/ag.v32i3.135578>
- Olsa, T. M. (2019). Analisis fungsi produksi beras di Sumatera Barat (Doctoral dissertation, Universitas Andalas). Universitas Andalas.
- Prathama, A. Y., Aminullah, A., & Saputra, A. (2017). Pendekatan ANN (Artificial Neural Network) untuk penentuan prosentase bobot pekerjaan dan estimasi nilai pekerjaan struktur pada Rumah Sakit Pratama. *Teknosains*, 7(1), 14–25. <https://doi.org/10.22146/teknosains.30139>
- RapidMiner. (2024). Normalize operator. RapidMiner Documentation. Diakses pada Desember 15, 2024, dari <https://docs.rapidminer.com/2024.1/studio/operators/cleansing/normalization/normalize.html>
- Ridho, I. I., Mahalisa, G., Sari, D. R., & Fikri, I. (2022). Metode Neural Network untuk penentuan akurasi prediksi harga rumah. *Technologia*, 13(1), 56–58. <https://ojs.uniska-bjm.ac.id/index.php/JIT/article/view/6252/3613>
- Sanjaya, F. I., & Heksaputra, D. (2020). Prediksi rerata harga beras tingkat grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(2), 163–174. <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/388/140>
- V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, & C. Lauw. (2021). Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 7(1), 8–17. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17>
- Yahya, & Mahpuz. (2019). Penggunaan algoritma K-Means untuk menganalisis pelanggan potensial pada dealer SPS Motor Honda Lombok Timur Nusa Tenggara Barat. *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, 2(2), 109–118. https://e-journal.hamzanwadi.ac.id/index.php/infotek/article/view/1447/pdf_14