

**PERBANDINGAN METODE ANN-BACKPROPAGATION DAN LINEAR
REGRESSION YANG TELAH DIOPTIMASI UNTUK PREDIKSI
ANGKA KEMISKINAN DI JAWA BARAT**

SKRIPSI

Oleh:

SALSABILA TALITHA MAULIDIYAH

NIM.19650084



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**PERBANDINGAN METODE ANN-BACKPROPAGATION DAN LINEAR
REGRESSION YANG TELAH DIOPTIMASI UNTUK PREDIKSI ANGKA
KEMISKINAN DI JAWA BARAT**

SKRIPSI

Oleh:
SALSABILA TALITHA MAULIDIYAH
NIM. 19650084

Diajukan kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023

HALAMAN PERSETUJUAN

PERBANDINGAN METODE *ANN-BACKPROPAGATION* DAN *LINEAR REGRESSION* YANG TELAH DIOPTIMASI UNTUK PREDIKSI ANGKA KEMISKINAN DI JAWA BARAT

SKRIPSI

Oleh:
SALSABILA TALITHA MAULIDIYAH
NIM. 19650084

Telah diperiksa dan disetujui untuk Diuji
Tanggal: 16 Maret 2023

Pembimbing I

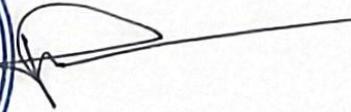
Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom
NIP. 19911019 201903 1 013

Pembimbing II

Fatchurrohman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Dr. Fachrudin Surniawan, M.MT.,IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

PERBANDINGAN METODE *ANN-BACKPROPAGATION* DAN *LINEAR REGRESSION* YANG TELAH DIOPTIMASI UNTUK PREDIKSI ANGKA KEMISKINAN DI JAWA BARAT

SKRIPSI

Oleh:

SALSABILA TALITHA MAULIDIYAH

NIM. 19650084

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal : 11 April 2023

Susunan Dewan Penguji

- Ketua Penguji : Prof. Dr. Suhartono, M.Kom
NIP. 19680519 200312 1 001
- Anggota Penguji I : Syahiduz Zaman, M.Kom
NIP. 19700502 200501 1 005
- Anggota Penguji II : Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom
NIP. 19911019 201903 1 013
- Anggota Penguji III : Fatchurrohman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002



()
()
()
()

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Dini Fatchrul Kurniawan, M.MT., IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Salsabila Talitha Maulidiyah
NIM : 19650084
Fakultas/Program Studi : Sains dan Teknologi/Teknik Informatika
Judul Skripsi : Perbandingan Metode *ANN-Backpropagation* dan
Linear Regression Yang Telah Dioptimasi Untuk
Prediksi Angka Kemiskinan Di Jawa Barat

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilan daya, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan saya tersebut.

Malang, 21 Maret 2023
Yang membuat pernyataan,



Salsabila Talitha Maulidiyah
NIM. 19650084

HALAMAN MOTTO

“It’s an impossibility to be perfect but it’s possible to do the best”

HALAMAN PERSEMBAHAN

**Puji Syukur kehadiran Allah SWT, shalawat serta salam kepada
Rasulullah SAW.**

Skripsi ini saya persembahkan untuk kedua orang tua saya, Ayah Mukh. Zainuri dan Ibu Siti Zulaikah, Keluarga, Seluruh Dosen, Sahabat, Teman-teman seperjuangan, Serta seluruh orang yang pernah terlibat dan membantu baik secara langsung maupun secara tidak langsung.

Terimakasih...

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr Wb

Puji syukur kepada Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat dan ridho-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini tepat waktu. Tujuan peneliti mengerjakan skripsi ini adalah untuk memenuhi syarat kelulusan dan mendapatkan gelar sarjana komputer (S.Kom) di program studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Selama proses penyelesaian skripsi ini, penulis mendapat dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA selaku Rektor Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan dorongan selama penulisan skripsi ini sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan tepat waktu.
5. Fatchurrohman, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang sudah membantu memberikan arahan, bimbingan, dan dorongan selama penulisan skripsi ini sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan tepat waktu.

6. Ayah Mukh. Zainuri, ibu Siti Zulaikah, dan umik saya Tutik Handayani yang telah memberikan banyak dukungan baik secara materiil maupun moral, motivasi, dan doa selama proses belajar hingga pengerjaan skripsi ini.
7. Kepada adik saya Felda Mufarrihati Maulidiyah yang telah mendoakan kesuksesan saya dalam mengerjakan skripsi.
8. Seluruh dosen dan staff jurusan Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang berharga
9. Nia Faricha, S.Si selaku Admin Prodi Teknik Informatika yang membantu penulis dalam meberikan informasi-informasi selama penyelesaian skripsi.
10. Mbak Maulida dan mbak Nova yang telah banyak membantu dan memberikan informasi terkait pengerjaan skripsi ini.
11. Serta semua pihak yang pernah membantu dalam proses penulisan skripsi ini, baik secara langsung maupun tidak langsung yang tidak bisa disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap agar skripsi ini dapat bermanfaat bagi siapapun yang membaca skripsi ini dan terutama penulis sendiri.

Malang, 21 Maret 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
المخلص	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah.....	7
1.3 Tujuan Penelitian.....	7
1.4 Manfaat Penelitian.....	8
1.5 Batasan Masalah.....	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Penelitian Terdahulu	9
2.2 Kemiskinan.....	13
2.3 Prediksi (<i>Forecasting</i> /Paeramalan)	16
2.4 Data Kemiskinan	18
2.5 <i>Artificial Neural Network</i>	19
2.6 <i>Linear Regression</i>	21
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	24
3.1 Desain Penelitian.....	24
3.2 Pengumpulan Data	25
3.3 Desain Sistem.....	25
3.4 Preparasi Data	29
3.5 Backpropagation.....	30
3.6 Linear Regression.....	37
3.7 Evaluasi	38
3.8 Skenario Percobaan	40
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	41
4.1 Hasil Pengujian Metode Linear Regression	41
4.2 Hasil Pengujian Metode <i>Artificial Neural Network Backpropagation</i> ..	45
4.2.1 Model 1	45
4.2.2 Model 2	47
4.2.3 Model 3	49
4.2.4 Model 4	50

4.2.5	Model 5	52
4.2.6	Model 6	54
4.2.7	Model 7	55
4.2.8	Model 8	57
4.2.9	Model 9	59
4.2.10	Model 10	60
4.2.11	Model 11	62
4.2.12	Model 12	64
4.3	Pembahasan	65
4.4	Integrasi Islam	80
4.4.1	Muamalah Ma'a Allah	80
4.4.2	Muamalah Ma'a an-Nas	82
4.4.3	Muamalah Ma'a al-Alam	83
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		86
5.1	Kesimpulan.....	86
5.2	Saran.....	87
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Model dasar <i>Neuron</i>	22
Gambar 2.2 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i>	23
Gambar 3.1 Desain Penelitian	27
Gambar 3.2 <i>Flowchart Proses Training dan Testing Metode ANN- Backpropagation</i>	29
Gambar 3.3 Arsitektur ANN	30
Gambar 3.4 <i>Flowchart Metode Linear Regression</i>	31
Gambar 3.5 Data <i>Independent variabel (x)</i> dan <i>Dependent variable (y)</i>	41
Gambar 4.1 Hasil uji normalitas	47
Gambar 4.2 Grafik Nilai <i>Loss Model 1 ANN Backpropagation</i>	51
Gambar 4.3 Grafik Nilai <i>Loss Model 2 ANN Backpropagation</i>	53
Gambar 4.4 Grafik Nilai <i>Loss Model 3 ANN Backpropagation</i>	55
Gambar 4.5 Grafik Nilai <i>Loss Model 4 ANN Backpropagation</i>	57
Gambar 4.6 Grafik Nilai <i>Loss Model 5 ANN Backpropagation</i>	59
Gambar 4.7 Grafik Nilai <i>Loss Model 6 ANN Backpropagation</i>	61
Gambar 4.8 Grafik Nilai <i>Loss Model 7 ANN Backpropagation</i>	63
Gambar 4.9 Grafik Nilai <i>Loss Model 8 ANN Backpropagation</i>	65
Gambar 4.10 Grafik Nilai <i>Loss Model 9 ANN Backpropagation</i>	67
Gambar 4.11 Grafik Nilai <i>Loss Model 10 ANN Backpropagation</i>	69
Gambar 4.12 Grafik Nilai <i>Loss Model 11 ANN Backpropagation</i>	71
Gambar 4.13 Grafik Nilai <i>Loss Model 12 ANN Backpropagation</i>	73
Gambar 4.14 Grafik perbandingan actual prediksi model 2 ANN <i>Backpropagation</i>	78
Gambar 4.15 Uji Linearitas	80
Gambar 4.16 Grafik perbandingan menggunakan variabel lengkap yang dihasilkan metode <i>Linear Regression</i> dan ANN <i>backpropagation</i>	84
Gambar 4.17 Grafik perbandingan menggunakan variabel tidak lengkap	84

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	12
Tabel 2.2 Contoh data persentase jumlah penduduk (persen).....	21
Tabel 2.3 Contoh data jumlah penduduk dan jumlah penduduk miskin.....	22
Tabel 3.1 Contoh data persentase jumlah penduduk (persen).....	28
Tabel 3.2 Normalisasi data.....	32
Tabel 3.3 Bobot antara <i>input</i> ke <i>hidden layer</i>	33
Tabel 3.4 Bobot antara <i>hidden layer</i> ke <i>output</i>	33
Tabel 3.5 Bias antara <i>input</i> ke <i>hidden layer</i>	34
Tabel 3.6 Hasil penjumlahan terbobot	34
Tabel 3.7 Nilai <i>neuron</i> dari <i>hidden layer</i>	35
Tabel 3.8 Perubahan Bobot antara <i>output layer</i> dan <i>hidden layer</i>	36
Tabel 3.9 Faktor (δ) dari setiap unit keluaran	36
Tabel 3.10 Hasil faktor (δ) dari setiap unit keluaran.....	36
Tabel 3.11 Hasil pembaruan bobot pada setiap output	37
Tabel 3.12 Perubahan bobot <i>input</i> ke <i>hidden layer</i>	37
Tabel 3.13 Perubahan bobot <i>input</i> ke <i>hidden layer</i>	37
Tabel 3.14 Perubahan bobot awal <i>hidden layer</i> ke output.....	38
Tabel 3.15 Perubahan bias <i>input</i> ke <i>hidden layer</i>	38
Tabel 3.16 Bobot dan bias dari proses training.....	39
Tabel 3.17 Hasil penjumlahan terbobot pada data uji.....	40
Tabel 3.18 Nilai <i>neuron</i> dari <i>hidden layer</i>	40
Tabel 3.19 Hasil perhitungan target, <i>output</i> , <i>error</i> , dan hasil prediksi	43
Tabel 4.1 Intersep.....	48
Tabel 4.2 Koefisien dari tiap kabupaten/kota	48
Tabel 4.3 MAPE yang dihasilkan	49
Tabel 4.4 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 1 ANN <i>Backpropagation</i>	52
Tabel 4.5 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 2 ANN <i>Backpropagation</i>	53
Tabel 4.6 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 3 ANN <i>Backpropagation</i>	55
Tabel 4.7 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 4 ANN <i>Backpropagation</i>	57
Tabel 4.8 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 5 ANN <i>Backpropagation</i>	59
Tabel 4.9 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 6 ANN <i>Backpropagation</i>	61
Tabel 4.10 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 7 ANN <i>Backpropagation</i> ..	63
Tabel 4.11 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 8 ANN <i>Backpropagation</i> ..	65
Tabel 4.12 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 9 ANN <i>Backpropagation</i> ..	67
Tabel 4.13 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 10 ANN <i>Backpropagation</i> ..	69
Tabel 4.14 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 11 ANN <i>Backpropagation</i> ..	71
Tabel 4.15 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 12 ANN <i>Backpropagation</i> ..	73
Tabel 4.16 Hasil Pengujian Model Metode ANN <i>Backpropagation</i>	74
Tabel 4.17 MAPE dan MSE model terbaik ANN <i>Backpropagation</i>	76
Tabel 4.18 Hasil Pengujian Model 2 ANN <i>Backpropagation</i> dengan variabel lengkap	77

Tabel 4.19 Hasil Pengujian Model 6 ANN <i>Backpropagation</i> dengan variabel tidak lengkap	77
Tabel 4.20 MAPE dan MSE metode <i>Linear Regression</i>	79
Tabel 4.21 Data aktual dan prediksi metode <i>Linear Regression</i> variabel lengkap	81
Tabel 4.22 Data aktual dan prediksi metode <i>Linear Regression</i> variabel tidak lengkap	81
Tabel 4.23 Hasil waktu eksekusi dari kedua metode	83
Tabel 4.24 Perbandingan prediksi dari model terbaik yang dihasilkan metode <i>Linear Regression</i> dan ANN <i>backpropagation</i>	84
Tabel 4.25 Hasil MAPE dari kedua metode	86
Tabel 4.26 Hasil dari <i>K-Fold Cross Validation</i>	87
Tabel 4.27 Hasil prediksi dengan pengujian berdasarkan model terbaik.....	88
Tabel 4.28 Tafsir surat al-Ma'un ayat 1-3	90
Tabel 4.29 Tafsir surat Al-Qasas Ayat 84.....	92
Tabel 4.30 Tafsir surat Al-Baqarah ayat 268	93

ABSTRAK

Maulidiyah, Salsabila Talitha, 2023. **Perbandingan Metode ANN-Backpropagation dan Linear Regression yang Telah Dioptimasi Untuk Prediksi Angka Kemiskinan Di Jawa Barat.** Skripsi. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing (I) Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom, (II) Fatchurrohman, M.Kom.

Kata Kunci : *Artificial Neural Network Backpropagation, Linear Regression, Prediksi Angka Kemiskinan, Mean Absolute Percentage Error.*

Angka kemiskinan di Jawa Barat masih menjadi permasalahan yang cukup serius. Provinsi Jawa Barat termasuk kedalam jumlah penduduk miskin tertinggi jika dilihat dari standart garis kemiskinan yang dirilis oleh BPS pada tahun 2019. Salah satu cara untuk mengurangi kenaikan angka kemiskinan adalah dengan membuat kebijakan berdasarkan hasil prediksi terhadap angka kemiskinan. Hasil prediksi yang akurat tentunya dapat memberikan gambaran yang lebih baik tentang hal yang diprediksi. Beberapa algoritma yang populer digunakan saat memprediksi adalah algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression*. *Linear regression* dikenal dengan kesederhanaannya dalam implementasi sedangkan *Artificial Neural Network Backpropagation* terkenal akan kemampuannya dalam beradaptasi dengan pola-pola yang kompleks dan dapat digunakan pada berbagai jenis data yang berbeda. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan performa metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression* dalam melakukan prediksi angka kemiskinan di Jawa Barat untuk dapat membantu pemerintah dalam membrantas kemiskinan. Data yang digunakan adalah persentase penduduk miskin tahun 2002 hingga tahun 2021 yang berasal dari *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS) provinsi Jawa Barat. Pada penelitian ini, dilakukan pengujian dengan menggunakan variabel lengkap dan variabel yang direduksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode terbaik untuk memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat adalah metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dengan variabel lengkap menggunakan parameter jumlah *neuron* pada *hidden layer* 16 dan 20, *learning rate* 0,05, dan rasio pembagian data 60:40. MAPE yang dihasilkan yaitu 6,27%. Metode *Artificial Neural Network Backpropagation* lebih baik dalam memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat karena dapat digunakan untuk semua jenis data, baik data dengan variabel *linier* maupun yang belum *linier*, terdistribusi normal atau tidak, meskipun membutuhkan waktu eksekusi yang lebih lama.

ABSTRACT

Maulidiyah, Salsabila Talitha, 2023. **Comparison of ANN-Backpropagation and Optimized Linear Regression For Poverty Rate Prediction In West Java**. These. Departmen of Informatics Engineering Faculty of Science and Technology Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisor (I) Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom, (II) Fatchurrohman, M.Kom

Keywords : *Artificial Neural Network Backpropagation, Linear Regression, Prediction of Poverty Rate, Mean Absolute Presentage Error.*

The poverty rate in West Java is still a serious problem. West Java Province has the highest number of poor people when viewed from the standard poverty line released by BPS in 2019. One way to reduce the increase in the poverty rate is to make policies based on the prediction results of the poverty rate. Accurate prediction results can certainly provide a better picture of what is predicted. Some popular algorithms used when predicting are *Artificial Neural Network Backpropagation* and *Linear Regression* algorithms. *Linear regression* is known for its simplicity in implementation while *Artificial Neural Network Backpropagation* is known for its ability to adapt to complex patterns and can be used on a variety of different data types. The purpose of this study is to compare the performance of the *Artificial Neural Network Backpropagation* and *Linear Regression* methods in predicting poverty rates in West Java to be able to assist the government in eradicating poverty. The data used is the percentage of poor people from 2002 to 2021 which comes from the official website of the Central Statistics Agency (BPS) of West Java province. In this study, testing was carried out using complete variables and reduced variables. The test results show that the best method for predicting the poverty rate in West Java is the *Artificial Neural Network Backpropagation* method with a complete variable using the parameter number of neurons in hidden layers 16 and 20, learning rate 0.05, and data sharing ratio 60:40. The resulting MAPE is 6.27%. The *Artificial Neural Network Backpropagation* method is better at predicting the poverty rate in West Java because it can be used for all types of data, both data with linear and non-linear variables, normally distributed or not, although it requires a longer execution time.

الملخص

موليدية ، سلسيلا تاليطا، 2023. مقارنة بين طرق النكاثر العكسي والانحدار الخطي الأمثل للشبكة العصبية الاصطناعية للتنبؤ بمعدلات الفقر في Jawa Barat. الجث الجامع. قسم هندسة المعلوماتية بكلية العلوم والتكنولوجيا. جامعة مولانا مالك إبراهيم مالانج. المستشار (الأول) أوكتا قمر الدين عزيز الما جستير ، (الثاني) فتح الرّحن الماجستير .

الكلمات المفتاحية: الانتشار العكسي للشبكة العصبية الاصطناعية ، الانحدار الخطي ، التنبؤ بمعدل الفقر ، متوسط خطأ العرض المطلق

لا يزال معدل الفقر في Jawa Barat يمثل مشكلة خطيرة. يوجد في مقاطعة Jawa Barat أكبر عدد من الفقراء عند النظر إليها من خط الفقر القياسي الصادر عن BPS في عام 2019. تتمثل إحدى طرق تقليل الزيادة في معدل الفقر في وضع سياسات تستند إلى نتائج التنبؤ لمعدل الفقر. يمكن لنتائج التنبؤ الدقيقة أن تقدم بالتأكيد صورة أفضل لما هو متوقع. بعض الخوارزميات الشائعة المستخدمة عند التنبؤ هي خوارزميات الانتشار العكسي للشبكة العصبية الاصطناعية وخوارزميات الانحدار الخطي. يُعرف الانحدار الخطي ببساطته في التنفيذ بينما يُعرف Backpropagation للشبكة العصبية الاصطناعية بقدرته على التكيف مع الأنماط المعقدة ويمكن استخدامه في مجموعة متنوعة من أنواع البيانات المختلفة. الغرض من هذه الدراسة هو مقارنة أداء طرق الانتشار العكسي للشبكة العصبية الاصطناعية والانحدار الخطي في التنبؤ بمعدلات الفقر في Jawa Barat لتكون قادرة على مساعدة الحكومة في القضاء على الفقر. البيانات المستخدمة هي النسبة المئوية للفقراء من 2002 إلى 2021 والتي تأتي من الموقع الرسمي للوكالة المركزية للإحصاء (BPS) في مقاطعة Jawa Barat. في هذه الدراسة ، تم إجراء الاختبار باستخدام متغيرات كاملة ومتغيرات مختصرة. أظهرت نتائج الاختبار أن أفضل طريقة للتنبؤ بمعدل الفقر في جاوة الغربية هي طريقة إعادة الانتشار للشبكة العصبية الاصطناعية مع متغير كامل باستخدام عدد المعلمات من الخلايا العصبية في الطبقات المخفية 16 و 20 ، ومعدل التعلم 0.05 ، ونسبة مشاركة البيانات 60:40. MAPE الناتج هو 6.27%. تعد طريقة Backpropagation للشبكة العصبية الاصطناعية أفضل في التنبؤ بمعدل الفقر في Jawa Barat لأنه يمكن استخدامها لجميع أنواع البيانات ، سواء البيانات ذات المتغيرات الخطية أو غير الخطية ، الموزعة بشكل طبيعي أم لا ، على الرغم من أنها تتطلب وقت تنفيذ أطول.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah negara berkembang, artinya memiliki kesejahteraan material tingkat rendah. Hal ini ditandai dengan banyaknya angka kemiskinan di Indonesia. Masalah kemiskinan merupakan permasalahan kompleks dan bersifat multidimensional (Ferezegia, 2018). Kemiskinan terus menjadi masalah besar bagi negara berkembang seperti Indonesia. Ketidakmerataan pertumbuhan ekonomi menjadi salah satu penyebab kemiskinan. Pemerintah telah berupaya untuk memberantas kemiskinan namun hingga kini masih belum dapat terselesaikan.

Kemiskinan merujuk pada kondisi di mana seseorang atau sekelompok orang dalam suatu masyarakat mengalami kesulitan untuk dapat memenuhi kebutuhan dasar, seperti sandang, pangan, papan, pendidikan, dan kesehatan (Syaharuddin et al., 2020). Kemiskinan menjadi tolak ukur kesejahteraan masyarakat dan dapat digunakan sebagai acuan sebuah negara dalam menentukan tingkat kemajuannya (Kharisma et al., 2020). Hampir seluruh wilayah di Indonesia memiliki masalah kemiskinan.

Angka kemiskinan pada setiap wilayah dapat berbeda-beda, tergantung pada indikator-indikator pendukung yang ada. Sebagai contoh, provinsi Jawa Barat yang terdiri dari 18 kabupaten dan 9 kota memiliki tingkat kemiskinan yang berbeda-beda di setiap wilayahnya. Setiap tahunnya angka kemiskinan pada kabupaten/kota di Jawa Barat ada yang mengalami penurunan dan ada yang mengalami kenaikan. Data yang digunakan untuk mengetahui angka kemiskinan

yaitu data persentase kemiskinan disetiap kota/kabupaten di Jawa Barat yang didapat mulai tahun 2002 sampai 2021 data tersebut dirilis oleh BPS (Badan Pusat Statistik) provinsi Jawa Barat. Jika dilihat dari data persentase kemiskinan, maka angka kemiskinan tertinggi terjadi pada tahun 2008 di kota Tasikmalaya yaitu berjumlah 26.08 persen.

Masalah kemiskinan harus segera diselesaikan karena banyak konflik yang terjadi akibat kesenjangan antara masyarakat yang kaya dan yang miskin (Sany, 2019). Allah memerintahkan untuk memberikan sebagian hartanya (infaq) bagi orang yang berlebih rezki (kaya), agar dapat meringankan beban saudaranya yang miskin. Namun, jika si kaya tidak melaksanakan kewajiban tersebut maka akan masuk kedalam golongan orang yang kufur. Berkaitan dengan hal tersebut terdapat Firman Allah di dalam Al-Qur'an surat Al-Ma'un ayat 1-7.

أَرَأَيْتَ الَّذِي يُكَذِّبُ بِالْإِيمَانِ ﴿١﴾ فَذَلِكَ الَّذِي يَدْعُ الْيَتِيمَ ﴿٢﴾
 وَلَا يُحِضُّ عَلَىٰ طَعَامِ الْمِسْكِينِ ﴿٣﴾ فَوَيْلٌ لِلْمُصَلِّينَ ﴿٤﴾
 الَّذِينَ هُمْ عَنْ صَلَاتِهِمْ سَاهُونَ ﴿٥﴾ الَّذِينَ هُمْ يُرَاءُونَ ﴿٦﴾ وَيَمْنَعُونَ الْمَاعُونَ ﴿٧﴾

“Tahukah kamu (orang) yang mendustakan agama? Itulah orang yang menghardik anak yatim, dan tidak menganjurkan memberi makan orang miskin. Maka kecelakaanlah bagi orang-orang yang shalat, (yaitu) orang-orang yang lalai dari shalatnya, orang-orang yang berbuat riya', dan enggan (memberikan) bantuan” (Q. S. Al-Ma'un (107): 1-7).

Menurut tafsir Ibnu Katsir Orang yang mendusatakan *ad-Diin*, yaitu hari kebangkitan serta pemberian balasan dan pahala? Itula orang yang menghardik anak yatim. Yakni, orang yang berbuat sewenang-wenang terhadap anak yatim dan men-zhalimi haknya, tidak memberinya makan serta tidak juga berbuat baik

kepadanya. Dan tidak menganjurkan memberi makan orang miskin (Al-Sheikh, 2005).

Bukan hanya kekayaan yang mendekatkan pada kekufuran, namun kemiskinan juga dapat mendekatkan pada kekufuran. Rasulullah SAW bersabda dalam hadits yang diriwayatkan Abu Na'im :

كَادَ الْفَقْرُ أَنْ يَكُونَ كُفْرًا

“*Kemiskinan itu dekat dengan kekufuran*” (H.R Abu Na'im).

Hadist tersebut mempunyai 3 makna, yang pertama, orang miskin sebaiknya berhati-hati terhadap kemiskinannya karena kondisi tersebut dapat mendorong perilaku yang tidak sesuai dengan agama untuk memenuhi kebutuhan hidupnya. Kedua, hadist tersebut juga menjadi peringatan bagi orang kaya bahwa kemiskinan dapat memicu kekufuran baik dalam arti murtad atau tidak mengakui keberadaan Allah, maupun tidak mengikuti perintah dan larangan-Nya. Ketiga, sebenarnya kemiskinan terbagi menjadi dua, yaitu kemiskinan material yang berkaitan dengan harta benda dunia dan kemiskinan spiritual yang mencakup kekurangan iman dan taqwa (Ishom, 2018).

Upaya penanggulangan kemiskinan sangat penting dalam mencapai cita-cita bangsa yaitu dengan menciptakan masyarakat yang adil dan makmur. Selain itu, kemiskinan yang berlangsung dalam jangka panjang dapat menghambat pembangunan nasional (Mulyadi, 2016). Salah satu aspek pendukung dalam program penanggulangan kemiskinan adalah dengan adanya data kemiskinan yang akurat. Dengan adanya data tersebut, pemerintah dapat mengambil keputusan yang tepat untuk mengatasi masalah kemiskinan. Selain itu, data tersebut juga dapat

digunakan untuk membandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya(Ferezegia, 2018).

Cara untuk mengatasi kemiskinan dapat diketahui dengan melakukan prediksi terhadap angka kemiskinan di Jawa Barat untuk tahun selanjutnya. Hasil prediksi ini nantinya dapat dijadikan pertimbangan bagi pemerintah daerah dalam membuat kebijakan penanggulangan kemiskinan. Prediksi dilakukan untuk mengurangi dampak yang akan terjadi kedepannya. Prediksi merupakan kegiatan memperkirakan kejadian yang akan datang berdasarkan nilai-nilai yang didapatkan dari masa lampau dan masa sekarang(Pranata et al., 2018).

Terdapat banyak model dan metode yang digunakan untuk melakukan prediksi, seperti metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan metode *Linear Regression*. Metode *Artificial Neural Network* (ANN) adalah sistem pemrosesan informasi yang bekerja seperti jaringan syaraf otak manusia, dengan melakukan pembelajaran dengan merubah bobot. ANN dapat mengenali pola dari data masa lalu (Saputra et al., 2017). Sedangkan *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran terawasi, di mana output jaringan dibandingkan dengan output target untuk menghitung kesalahan, dan kesalahan tersebut akan dikurangi dengan memodifikasi bobot jaringan (Mohammed & Al-Bazi, 2022). Metode ANN *Backpropagation* adalah metode prediksi yang menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk memproses data dengan melakukan perulangan untuk meminimalkan error prediksi antara output target dan output prediksi dengan menyesuaikan parameter seperti bobot dan bias dalam *feed forward* menggunakan unit-unit fungsi aktivasi(Edi Ismanto, 2017).

Sementara itu, *Linear Regression* merupakan metode prediksi yang berguna dalam mengidentifikasi hubungan *linier* antara *variabel independen* dan *variabel dependen*. Hasil regresi linier menunjukkan kemungkinan hubungan antara peramalan dan variabel (Zixi, 2021). Keuntungan dari metode ini yaitu mudah dipahami dan tidak memerlukan bentuk data tertentu. Metode ini dipilih cocok digunakan ketika hubungan antara *variabel independen* dan *dependen* sudah diketahui *linier*. Dibandingkan dengan algoritma lain, *Linear Regression* lebih akurat dalam menemukan hubungan antara *variabel independen* dan *dependen* (Hamdanah & Fitriyah, 2021).

Beberapa penelitian sebelumnya telah melakukan penerapan metode ini seperti penelitian yang dilakukan oleh Putra & Ulfa Walmi, (2020), mereka menggunakan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* untuk memprediksi produksi padi di wilayah Sumatera Barat. Aplikasi yang dihasilkan menggunakan arsitektur ANN multilayer terbukti berhasil dalam menentukan hasil perolehan padi pada periode berikutnya. Berdasarkan hasil pengujian sebanyak 75 kali di 19 daerah di Sumatera Barat, tingkat akurasi mencapai 88,14% dengan tingkat error yang relatif rendah sebesar 11,86%.

Penelitian yang dilakukan oleh Edi Ismanto, (2017) menggunakan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* untuk memprediksi ketersediaan komoditi pangan di provinsi Riau. Prediksi dipengaruhi oleh beberapa faktor sehingga dapat dikatakan benar. Dalam penelitian ini *learning rate* membuat proses pembelajaran terhambat. Nilai RMSE paling kecil dihasilkan pada arsitektur

7-14-1 dengan nilai error RMSE 0,0033438208, persentase akurasi sebesar 99,99 % dan performa 0,2185.

Penelitian yang dilakukan oleh Sinaga et al., (2022) melakukan penelitian menggunakan metode *Multiple Linear Regression* untuk estimasi jumlah penduduk di kecamatan Gunung Malela. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa terdapat pertumbuhan penduduk sebanyak 40078 penduduk. Berdasarkan hasil tersebut, disimpulkan bahwa metode *Regresi Linier* Berganda dapat digunakan sebagai alat estimasi jumlah penduduk yang akurat.

Penelitian yang dilakukan oleh Hamdanah & Fitriyah, (2021) menggunakan metode *Linear Regression* dan *Generalized Linear Model* untuk memprediksi penjualan pada usaha mikro, kecil, dan menengah. Diantara kedua metode tersebut, metode *Linear Regression* merupakan metode yang paling baik. Dibuktikan dengan hasil RSME yang paling kecil yaitu 1,983. Penelitian ini membuktikan bahwa metode tersebut dapat memberikan prediksi terhadap penjualan pada UMKM di Pinter Usaha sehingga menghasilkan prediksi penjualan barang untuk tahun berikutnya.

Berdasarkan uraian diatas, untuk dapat menganalisa angka kemiskinan ditahun berikutnya di wilayah Jawa Barat. Penulis pada penelitian ini melakukan perbandingan antara metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression* dalam memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat. Provinsi Jawa Barat dipilih sebagai objek penelitian dikarenakan provinsi tersebut termasuk kedalam jumlah penduduk miskin tertinggi jika dilihat dari standart garis kemiskinan yang dirilis oleh BPS pada tahun 2019. Metode *Linear Regression*

dipilih karena karena dapat melakukan prediksi dengan memanfaatkan data-data lama sehingga dapat menghasilkan suatu pola hubungan (Sinaga et al., 2022). Metode *Artificial Neural Network Backpropagation* melakukan perhitungan secara berulang untuk mendapatkan model terbaik dan juga bisa dianalisa secara matematika(Yanto et al., 2019). Data yang digunakan adalah persentase penduduk miskin tahun 2002 hingga tahun 2021 yang berasal dari *website website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS) provinsi Jawa Barat (<https://jabar.bps.go.id/>).

1.2 Pernyataan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, maka pernyataan masalah yang akan diteliti adalah bagaimana perbandingan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression* dalam melakukan prediksi angka kemiskinan di Jawa Barat?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pernyataan masalah yang ditentukan dan untuk mendukung keberhasilan dalam penelitian, maka tujuan penelitian ini yaitu untuk membandingkan performa metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression* dalam melakukan prediksi angka kemiskinan di Jawa Barat untuk dapat membantu pemerintah dalam membrantas kemiskinan.

1.4 Manfaat Penelitian

1. Manfaat dibidang akademis adalah menambah pengetahuan mengenai kasus kemiskinan dan dapat menjadi sumber referensi untuk penelitian selanjutnya agar dapat dikembangkan lagi.
2. Manfaat dibidang pemerintahan adalah mempermudah pemerintah dalam mengambil keputusan untuk penanggulangan kemiskinan. Selain itu, data tersebut juga dapat digunakan sebagai perbandingan dengan tahun-tahun sebelumnya.

1.5 Batasan Masalah

1. Data yang digunakan persentase penduduk miskin tahun 2002 hingga tahun 2021 yang berasal dari website resmi *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS) provinsi Jawa Barat (<https://jabar.bps.go.id/>)
2. Data persentase penduduk miskin yang digunakan merupakan data dari setiap kabupaten/kota yang ada di provinsi Jawa Barat, yang terdiri dari 18 kabupaten dan 9 kota
3. Data digunakan untuk prediksi angka kemiskinan di Jawa Barat 2 tahun kemudian setelah 2021.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Wanto, (2018), melakukan penelitian tentang prediksi tingkat kemiskinan di kabupaten/kota di provinsi Riau menggunakan metode *Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. Dalam penelitian ini, dilakukan penggunaan 5 model arsitektur pada algoritma *backpropagation* dengan hasil prediksi yang berbeda-beda dan tingkat akurasi yang bervariasi. Arsitektur terbaik yang dihasilkan dari kelima model tersebut adalah 4-10-12-1 dengan tingkat keakurasian mencapai 100% dan tingkat error yang digunakan antara 0,001-0,05.

Febianto & Palasara (2019), melakukan penelitian tentang analisis pada data informasi kemiskinan di Jawa Barat menggunakan metode *Clustering K-Means*. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan data dalam jumlah besar dengan waktu proses yang lebih cepat secara efisien. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat 5 kelompok yang terbentuk berdasarkan karakteristik nilai rata-rata tertinggi dan terendah dari setiap indikator kemiskinan di Jawa Barat pada tahun 2018. *Cluster* ke-1 yang terdiri dari wilayah Bogor, Sukabumi, Cianjur, Garut, Tasikmalaya, Ciamis, Subang, Purwakarta, dan Pangandaran merupakan wilayah yang diutamakan dalam upaya peningkatan kesejahteraan penduduknya.

Hamdanah & Fitriyah, (2021), melakukan penelitian menggunakan metode *Linear Regression* dan *Generalized Linear Model* untuk memprediksi penjualan pada usaha mikro, kecil, dan menengah. Dari kedua metode yang digunakan, metode *Linear Regression* terbukti menjadi yang paling optimal dengan

hasil RSME terkecil sebesar 1,983. Penelitian ini membuktikan bahwa metode tersebut dapat memberikan prediksi terhadap penjualan pada UMKM di Pinter Usaha, sehingga mampu menghasilkan prediksi penjualan barang untuk tahun berikutnya.

Kusuma et al., (2021), melakukan penelitian tentang prediksi jumlah penduduk miskin di Indonesia menggunakan metode *Single Moving Average* dan *Double Moving Average*. Dalam penelitian ini, data jumlah penduduk miskin dari periode sebelumnya digunakan sebagai data training yang diuji coba menggunakan metode peramalan kuantitatif *Single Moving Average*. Kemudian, dilakukan penghalusan kembali dengan metode *Double Moving Average*, di mana nilai tingkat error yang dihasilkan dari gabungan kedua metode tersebut sebesar 3,47% selisih dari jumlah actual real yang sebenarnya. Hasil prediksi jumlah penduduk miskin Indonesia pada tahun 2021 menggunakan metode *Single Moving Average* (SMA) sebesar 29,340.45 dan *Double Moving Average* (DMA) sebesar 26,243.68. Untuk menghindari plagiasi, disarankan untuk selalu mencantumkan sumber asli penelitian dan melakukan penulisan dengan gaya bahasa serta kata-kata yang berbeda dari sumber aslinya.

Finaliamartha et al. (2022), melakukan penelitian tentang prediksi tingkat kemiskinan di provinsi Jawa Tengah menggunakan metode *Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. Penelitian ini dilakukan dengan melatih satu *hidden layer* dengan variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer* yaitu 4, 10, 18, 25, 35, 50, 70, dan 100, serta menggunakan variasi *learning rate* dari 0,1 hingga 0,5 dan konstanta momentum dari 0,5 hingga 0,8. Selain itu, parameter pelatihan yang digunakan

adalah jumlah iterasi sebesar 10000 epoch, target error sebesar 0,001, *show* sebesar 1000, dan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* (biner). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model arsitektur terbaik adalah model 3-35-1 dengan tingkat akurasi mencapai 95,2%.

Sinaga et al., (2022), melakukan penelitian menggunakan metode *Multiple Linear Regression* untuk estimasi jumlah penduduk di kecamatan Gunung Malela. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa terdapat pertumbuhan penduduk sebanyak 40078 penduduk. Berdasarkan hasil tersebut, disimpulkan bahwa metode *Regresi Linier Berganda* dapat digunakan sebagai alat estimasi jumlah penduduk yang akurat.

Pada Tabel 2.1 berikut merupakan perbandingan antara penelitian-penelitian terdahulu yang digunakan sebagai acuan penulisan pada penelitian ini.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

PENELITI	JUDUL	METODE	VARIABEL	HASIL
Wanto, (2018)	Penerapan <i>Jaringan Saraf Tiruan</i> Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/ Kota di Provinsi Riau	<i>Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation</i>	Data jumlah kemiskinan kabupaten/kota di Provinsi Riau tahun 2010 sampai dengan 2015	Menghasilkan model arsitektur terbaik 4-10-12-1 dengan tingkat akurasi 100% dan tingkat error yang digunakan 0,001-0,05.
Febianto & Palasara (2019)	Analisis <i>Clustering K-Means</i> Pada Data Informasi Kemiskinan Di Jawa Barat Tahun 2018	<i>K-Means Clustering</i>	Data kemiskinan kabupaten/kota di Jawa Barat tahun 2018. Variabel yang digunakan berdasarkan 13 indikator kemiskinan.	Didapatkan hasil 5 cluster dengan pemetaan karakteristik dari setiap kelompok yang terbentuk berdasarkan nilai rata-rata tertinggi dan terendah dari setiap indikator kemiskinan provinsi Jawa Barat tahun 2018.

Hamdanah & Fitriana, (2021)	Analisis Performansi Algoritma <i>Linear Regression</i> Dengan <i>Generalized Linear Model</i> Untuk Prediksi Penjualan Pada Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah	<i>Linear Regression</i> dan <i>Generalized Linear Model</i>	Data penjualan barang pada UMKM yang didapat dari aplikasi PINTER USAHA bulan Januari sampai Desember 2019	Didapatkan hasil metode <i>Linear Regression</i> menunjukkan perhitungan paling baik dikarenakan nilai RSME paling kecil yaitu 1,983.
Kusuma et al., (2021)	Prediksi Jumlah Penduduk Miskin Indonesia menggunakan Metode <i>Single Moving Average</i> dan <i>Double Moving Average</i>	<i>Single Moving Average</i> dan <i>Double Moving Average</i>	Data penduduk miskin provinsi yang ada di Indonesia tahun 2007-2020.	Dihasilkan <i>error</i> dari gabungan kedua metode tersebut sebesar 3,47%
Finaliamartha et al. (2022)	Penerapan Metode <i>Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation</i> Untuk Prediksi Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah	<i>Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation</i>	Data Laju Pertumbuhan Ekonomi, Tingkat Pengangguran Terbuka, IPM, dan Tingkat Kemiskinan menurut kabupaten/kota di provinsi Jawa Tengah tahun 2010-2019	Menghasilkan model arsitektur terbaik 3-35-1 dengan tingkat akurasi sebesar 95,2%.
Sinaga et al., (2022)	Penerapan Metode <i>Regresi Linier Berganda</i> Untuk Estimasi Jumlah Penduduk Pada Kecamatan Gunung Malela	<i>Regresi Linier Berganda</i>	Data jumlah penduduk pada Kecamatan Gunung Malela pada tahun 2016-2020	Hasil estimasi jumlah pertumbuhan penduduk menggunakan metode <i>Regresi Linier Berganda</i> adalah sebanyak 40078 penduduk.
Maulidiyah, (2022)	Perbandingan Metode <i>Artificial Neural Network Backpropagation</i> dan <i>Linier Regression</i> dalam Prediksi Angka Kemiskinan Di Jawa Barat	<i>Artificial Neural Network Backpropagation</i> dan <i>Linier Regression</i>	Data persentase penduduk miskin disetiap kabupaten/ kota di Jawa Barat tahun 2002-2021	

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka perbedaan penelitian ini dengan penelitian-penelitian terdahulu yaitu terletak pada metode dan variabel yang digunakan, seperti pada penelitian yang telah dilakukan oleh Febianto & Palasara

(2019) yang menggunakan metode *K-Means Clustering* dengan variabel data kemiskinan kabupaten/kota di Jawa Barat tahun 2018. Penelitian yang dilakukan oleh Kusuma et al., (2021) yang menggunakan metode *Single Moving Average* dan *Double Moving Average* dengan variabel data penduduk miskin provinsi yang ada di Indonesia tahun 2007-2020. Sedangkan penelitian ini membandingkan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression* dalam memprediksi angka kemiskinan. Variabel data yang digunakan yaitu persentase penduduk miskin disetiap kabupaten/kota di Jawa Barat tahun 2002-2021.

2.2 Kemiskinan

Kemiskinan merupakan permasalahan yang kompleks dan melibatkan banyak dimensi, tidak hanya terkait dengan aspek ekonomi, namun juga sosial, budaya, dan politik. Kemiskinan bisa diartikan sebagai kondisi di mana seseorang tidak mampu memenuhi kebutuhan hidup dasar seperti pangan, sandang, dan papan karena kurangnya pendapatan (Kusuma et al., 2021). Menurut World Bank, 2014, pendapatan yang rendah ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor seperti keterbatasan akses terhadap pendidikan dan pelatihan, keterbatasan akses terhadap pasar kerja yang layak, dan keterbatasan akses terhadap kekayaan alam atau sumber daya yang dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan pendapatan. Menurut (United Nations, 2001), pendapatan merupakan salah satu indikator utama kemiskinan, dan biasanya diukur dengan menggunakan garis kemiskinan nasional. Garis kemiskinan nasional adalah standar pendapatan yang dianggap cukup untuk memenuhi kebutuhan dasar seseorang atau keluarga di suatu negara. Negara-negara biasanya

menetapkan garis kemiskinan nasional berdasarkan survei kemiskinan dan kebutuhan dasar yang dilakukan secara teratur.

Menurut Badan Pusat Statistik, seseorang atau keluarga yang tidak mampu memenuhi kebutuhan minimum dapat dikategorikan sebagai miskin. Basis kemiskinan mengacu pada persyaratan terendah 2.100 kalori per orang per hari, serta kebutuhan non-makanan terendah, seperti perumahan, pakaian, sekolah, transportasi, dan keluarga lain serta keluarga lainnya dan kebutuhan pribadi. Garis kemiskinan dihitung berdasarkan jumlah (dalam rupee) untuk memenuhi kebutuhan dasar terendah dari makanan dan non-pangan (Bappenas, 2010).

Kemiskinan adalah salah satu masalah terbesar di dunia, termasuk Indonesia, dan anak-anak adalah kelompok kemiskinan yang paling rentan. Proporsi anak-anak Indonesia yang mudah mengalami kemiskinan sangat besar, dan sepertiga dari anak-anak Indonesia dapat dikategorikan sebagai "miskin ekstrem" atau "miskin sedang" berdasarkan pengeluaran mereka. Kemiskinan dari segi pendapatan bersifat dinamis dan bisa berubah dalam beberapa waktu (UNICEF, 2020). Kemiskinan dapat memiliki dampak negatif yang luas pada kesehatan, pendidikan, dan masa depan anak-anak, sehingga penting untuk mengambil tindakan untuk mengurangi kemiskinan dan memberikan kesempatan yang sama bagi semua anak. Menurut (United Nations Children's Fund, 2019), anak-anak dapat dikategorikan miskin jika keluarga mereka tidak memiliki cukup pendapatan atau kekayaan untuk memenuhi kebutuhan dasar mereka seperti makanan, pakaian, dan tempat tinggal yang layak. Anak-anak yang tinggal dalam keluarga miskin juga mungkin tidak memiliki akses yang sama terhadap

pendidikan, pelatihan, dan peluang kerja yang layak seperti anak-anak yang tinggal dalam keluarga yang lebih kaya.

Ada beberapa faktor yang dapat menyebabkan seseorang dikatakan miskin, di antaranya (Adawiyah, 2020):

1. Pendapatan yang rendah: Seseorang dapat dikatakan miskin jika pendapatannya rendah dan tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan dasar sehari-hari, seperti makanan, pakaian, dan tempat tinggal.
2. Kemampuan memperoleh pekerjaan yang terbatas: Seseorang yang kesulitan untuk mendapatkan pekerjaan yang layak, atau tidak memiliki akses ke sumber daya yang diperlukan untuk memperoleh pekerjaan, dapat menjadi miskin.
3. Pendidikan yang tidak memadai: Seseorang yang tidak mendapatkan pendidikan yang memadai dapat mengalami kesulitan untuk memperoleh pekerjaan yang layak dan meningkatkan pendapatannya.
4. Infrastruktur yang buruk: Seseorang yang tinggal di daerah dengan infrastruktur yang buruk, seperti jalan yang rusak atau tidak adanya akses ke air bersih atau listrik, dapat menjadi miskin karena kesulitan untuk memenuhi kebutuhan dasar.
5. Ketidaksetaraan ekonomi: Sistem ekonomi yang tidak setara dapat menyebabkan sebagian besar kekayaan dan sumber daya terkonsentrasi pada segelintir orang, sementara sebagian besar masyarakat miskin.

Penentuan kemiskinan di setiap daerah dapat berbeda karena adanya perbedaan dalam faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan, seperti pendapatan, akses ke pekerjaan, pendidikan, infrastruktur, dan ketidaksetaraan

ekonomi. Berikut ini adalah beberapa faktor yang dapat menyebabkan perbedaan dalam penentuan kemiskinan di setiap daerah(Annur, 2013):

1. Perbedaan tingkat pertumbuhan ekonomi: Daerah dengan tingkat pertumbuhan ekonomi yang lebih tinggi mungkin memiliki tingkat kemiskinan yang lebih rendah dibandingkan daerah lain, karena pertumbuhan ekonomi dapat meningkatkan pendapatan dan menciptakan lapangan kerja.
2. Perbedaan akses ke sumber daya: Daerah yang memiliki akses ke sumber daya yang lebih besar, seperti tanah yang produktif atau akses ke air yang bersih, mungkin memiliki tingkat kemiskinan yang lebih rendah dibandingkan daerah lain.
3. Perbedaan tingkat urbanisasi: Daerah yang lebih terurbanisasi mungkin memiliki tingkat kemiskinan yang lebih rendah dibandingkan daerah lain, karena urbanisasi dapat meningkatkan akses ke peluang kerja dan sumber daya lainnya.
4. Perbedaan tingkat ketidaksetaraan ekonomi: Daerah dengan tingkat ketidaksetaraan ekonomi yang lebih tinggi mungkin memiliki tingkat kemiskinan yang lebih tinggi dibandingkan daerah lain, karena segelintir orang mungkin memiliki akses ke sumber daya yang lebih besar daripada orang lain.

2.3 Prediksi (*Forecasting*/Paeramalan)

Prediksi adalah kegiatan memperkirakan kejadian yang akan terjadi berdasarkan nilai-nilai yang diperoleh dari masa lalu dan masa sekarang(Pranata et al., 2018). Pengertian lain menjelaskan bahwa prediksi adalah kemampuan untuk memprediksi kejadian yang akan terjadi di masa depan dengan menggunakan

metode ilmiah dengan menggunakan berbagai informasi yang relevan dari masa lalu (historis)(Wahyuni et al., 2018).

Menurut Sinaga & Irawati, peramalan adalah teknik perhitungan yang menggunakan data atau informasi masa lampau untuk memprediksi kejadian di masa depan guna meminimalkan tingkat kesalahan peramalan(Kusuma et al., 2021). Setiap kegiatan peramalan data memiliki target yang diharapkan. Tujuan dari peramalan yaitu mendapatkan suatu prediksi dengan meminimalkan nilai error atau kesalahan dalam peramalan (Forecast Error) yang biasanya menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) digunakan untuk mengukur nilai kesalahan(Ashari & Sadikin, 2020).

Langkah-langkah dalam proses peramalan terdiri dari lima tahap, yaitu (Putra Manurung, 2015):

1. Identifikasi masalah dan analisis: Mengidentifikasi masalah yang akan diselesaikan dan melakukan analisis yang diperlukan, serta mengumpulkan data yang relevan untuk proses analisis.
2. Pengumpulan dan persiapan data: Memastikan data yang diperlukan tersedia dan disiapkan untuk diproses lebih lanjut.
3. Pemilihan metode peramalan: Menentukan metode peramalan yang sesuai berdasarkan data yang tersedia.
4. Proses peramalan: Melakukan pemrosesan data prediktif untuk periode waktu tertentu yang telah ditentukan.
5. Evaluasi hasil peramalan: Mengevaluasi hasil peramalan untuk mengecek keakuratan dan kesesuaian dengan kebutuhan.

2.4 Data Kemiskinan

Data yang digunakan adalah data persentase penduduk miskin yang diambil dari kabupaten/kota yang ada di Jawa Barat. Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data dari *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS) provinsi Jawa Barat (<https://jabar.bps.go.id/>).

Rentang historis data yang diambil adalah dari tahun 2002 hingga tahun 2021. Data terdiri dari 540 sampel yang terdiri data yang berasal dari 18 kabupaten dan 9 kota dalam kurun waktu 2002 sampai 2021. Contoh data persentase penduduk miskin dapat dilihat pada tabel 2.2.

Tabel 2.2 Contoh data persentase jumlah penduduk (persen)

Nama Kabupaten/Kota	2009	2010	2011	2012	2013
Kabupaten Bogor	10.81	9.97	9.65	8.83	9.54
Kabupaten Sukabumi	11.78	10.65	10.28	9.79	9.24
Kabupaten Cianjur	14.14	14.32	13.82	13.18	12.02
Kabupaten Bandung	8.29	9.29	8.99	8.33	7.94
Kota Bogor	8.82	9.47	9.16	8.48	8.19

Persentase penduduk miskin diperoleh dengan rumus seperti

berikut(Bappeda dan BPS, 2020) :

$$\%PM = \frac{PM}{P} \times 100\%$$

Dengan : $\%PM$: Persentase penduduk miskin

PM : Jumlah penduduk miskin

P : Jumlah penduduk total

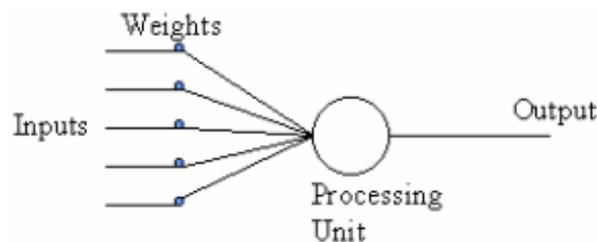
Berikut merupakan data penunjang dalam memperoleh persentase kemiskinan. Dapat dilihat pada Tabel 2.3 terdapat tabel jumlah penduduk miskin dan jumlah penduduk di setiap kabupaten/kota di Jawa Barat

Tabel 2.3 Contoh data jumlah penduduk dan jumlah penduduk miskin

Kab/Kota	Jumlah Penduduk				Kab/Kota	Jumlah Penduduk Miskin			
	2009	2010	2011	2012		2009	2010	2011	2012
Kab. Bogor	5331149	4813876	4943746	5073116	Kab. Bogor	446	477.2	470.5	451
Kab. Sukabumi	2422113	2358418	2376495	2393191	Kab. Sukabumi	265.5	249.6	246.1	234.6
Kab. Cianjur	2235418	2186794	2201003	2213889	Kab. Cianjur	311.1	311	306.6	292.2
Kab. Bandung	3470393	3205121	3272828	3339684	Kab. Bandung	238.8	296.3	292.2	279.5
Kota Bogor	1030720	958077	976791	995081	Kota Bogor	91.7	90.2	88.9	84.8

2.5 Artificial Neural Network

Sistem pemrosesan informasi yang dikenal sebagai *Artificial Neural Network* (ANN) memiliki karakteristik kinerja tertentu yang menyerupai jaringan saraf otak manusia. Pada ANN, setiap neuron terhubung dengan neuron lainnya dan melakukan proses pembelajaran dengan mengubah bobot yang ada (Saputra et al., 2017). *Neuron* merupakan unsur dasar yang menjadi pondasi dalam pemrosesan informasi pada ANN. Bentuk dasar dari *neuron* dalam ANN dapat dijelaskan sebagai berikut :

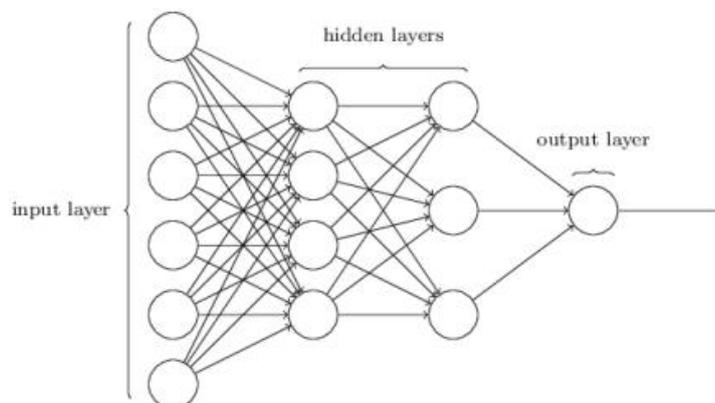


Gambar 2.1 Model dasar *Neuron*
Sumber: (Hatem Heriz et al., 2018)

Dari Gambar 2.1 diperoleh informasi sebagai berikut:

- a. *Input* merupakan data masukan yang digunakan dalam proses pembelajaran serta pengenalan suatu objek.
- b. *Weight* atau bobot merupakan parameter yang akan diubah selama proses pembelajaran pada ANN, yang berfungsi untuk mengatur kekuatan sinyal masukan yang masuk ke dalam prosesiing unit.
- c. *Processing unit*, adalah bagian dari ANN yang bertugas untuk melakukan proses pengenalan objek berdasarkan bobot yang diatur pada setiap koneksi antar neuron(Hatem Heriz et al., 2018).

Arsitektur ANN dapat dilihat dari jumlah lapisan (layer) dan jumlah neuron yang terdapat pada setiap lapisannya. Terdapat 3 lapisan pada ANN, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Contoh arsitektur ANN dapat dilihat pada Gambar 2.2 berikut :



Gambar 2.2 Arsitektur *Artificial Neural Network*
Sumber:(Hatem Heriz et al., 2018)

1. *Input Layer*: Lapisan yang membawa data ke dalam sistem untuk diproses oleh lapisan berikutnya. Lapisan masukan menerima masukan dari luar. Masukan masukan berupa gambar masalah.
2. *Hidden Layer*: Lapisan yang terletak antara *input layer* dan *output layer* pada *Neural Network*. Setiap *artificial neuron* memiliki sekumpulan *input* berbobot

dan melakukan proses pengolahan yang menghasilkan output melalui fungsi aktivasi.

3. *Output Layer*: Lapisan terakhir pada Neural Network yang menghasilkan output dari sistem. Output yang dihasilkan oleh layer ini merupakan hasil akhir dari jaringan syaraf tiruan untuk suatu masalah tertentu (Guntoro & Lisnawita, 2019).

Neural Network adalah sistem yang dapat belajar dari pengalaman masa lalu untuk memprediksi kejadian di masa depan, mirip dengan cara kerja otak manusia. Backpropagation adalah salah satu jenis Neural Network yang sering digunakan untuk memprediksi data time series (Almais et al., 2022). ANN merupakan metode yang efektif dalam menangani model yang kompleks karena sifatnya yang *non-linear*, kemampuan pemrosesan data secara paralel dalam jumlah besar, toleransi kesalahan, dan ketahanannya yang tinggi (Siregar & Wanto, 2017).

2.6 Linear Regression

Linear Regression merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara dua variabel, yaitu variabel *independen* dan variabel *dependen* (Mahfuza et al., 2021). Namun, regresi sangat mungkin melibatkan masalah multilinearitas, yang berarti variabel saling terkait. Misalnya, dalam prediksi kemiskinan, posisi pekerjaan mungkin secara langsung terkait dengan pendapatan dan tabungan (Zixi, 2021). Regresi linier terbagi menjadi dua jenis yaitu :

1. *Regresi Linear Sederhana*

Metode statistik yang memungkinkan kita untuk meringkas dan mempelajari hubungan antara dua variabel *kontinu* (kuantitatif). Satu variabel

dilambangkan x dianggap sebagai variabel *independen* dan yang lain dilambangkan y dianggap sebagai variabel *dependen* (Fumo & Rafe Biswas, 2015). Diasumsikan bahwa kedua variabel berhubungan secara linear. Berikut merupakan persamaan bentuk *Regresi Linear Sederhana* :

$$Y = b_0 + b_1X + \varepsilon \quad (2.1)$$

Dimana : Y = variabel respon

X = variabel predictor

b_0 dan b_1 = koefisien regresi atau parameter regresi

ε = kesalahan untuk memperhitungkan perbedaan antara prediksi data dari persamaan dan data yang diamati

Berikut merupakan persamaan bentuk nilai prediksi :

$$Y = b_0 + b_1X \quad (2.2)$$

Dimana : Y = nilai yang cocok atau diprediksi

b_0 dan b_1 = perkiraan koefisien regresi

2. *Regresi Linear Berganda*

Regresi Linear Berganda pada dasarnya menggambarkan bagaimana satu variabel *respons* Y bergantung secara linear pada sejumlah variabel *prediktor* (Mahfuza et al., 2021). Persamaan *Regresi Linear Berganda* adalah sebagai berikut :

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_nX_n \quad (2.3)$$

Dimana : Y : Variabel terikat

a : Konstanta

b_n : Koefisien regresi

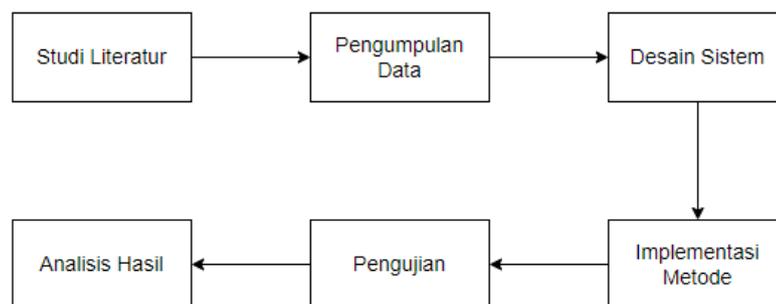
X_n : Variabel bebas

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Desain Penelitian

Desain penelitian merupakan kerangka atau prosedur penelitian yang berisi gambaran dari tahapan penelitian. Tahapan ini dibuat untuk memudahkan penulis dalam menjalankan penelitian dengan lebih terarah dan sistematis. Desain penelitian pada sistem untuk prediksi angka kemiskinan di Jawa Barat adalah sebagai berikut:



Gambar 3.1 Desain Penelitian

Dari Gambar 3.1 diperoleh informasi tahap pertama adalah studi literatur, di mana penulis melakukan pencarian referensi dari berbagai sumber yang terkait dengan topik penelitian. Tahap kedua adalah pengumpulan data, di mana data yang digunakan dalam penelitian adalah persentase penduduk miskin dari tahun 2002 hingga 2021 yang diperoleh dari sumber resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Barat di <https://jabar.bps.go.id/>. Tahap ketiga desain sistem yaitu gambaran secara jelas mengenai proses pengolahan data hingga menghasilkan output. Tahap selanjutnya yaitu dilakukan implementasi menggunakan metode yang digunakan serta dilakukan pengujian untuk mengetahui sistem dapat berjalan dengan baik dan sudah sesuai dengan harapan. Terakhir yaitu dilakukan analisis hasil yang diperoleh

dari pengujian. Dari hasil tersebut dicari mana yang terbaik setelah dilakukan perbandingan dengan hasil yang lain setelah dilakukan perubahan parameter.

3.2 Pengumpulan Data

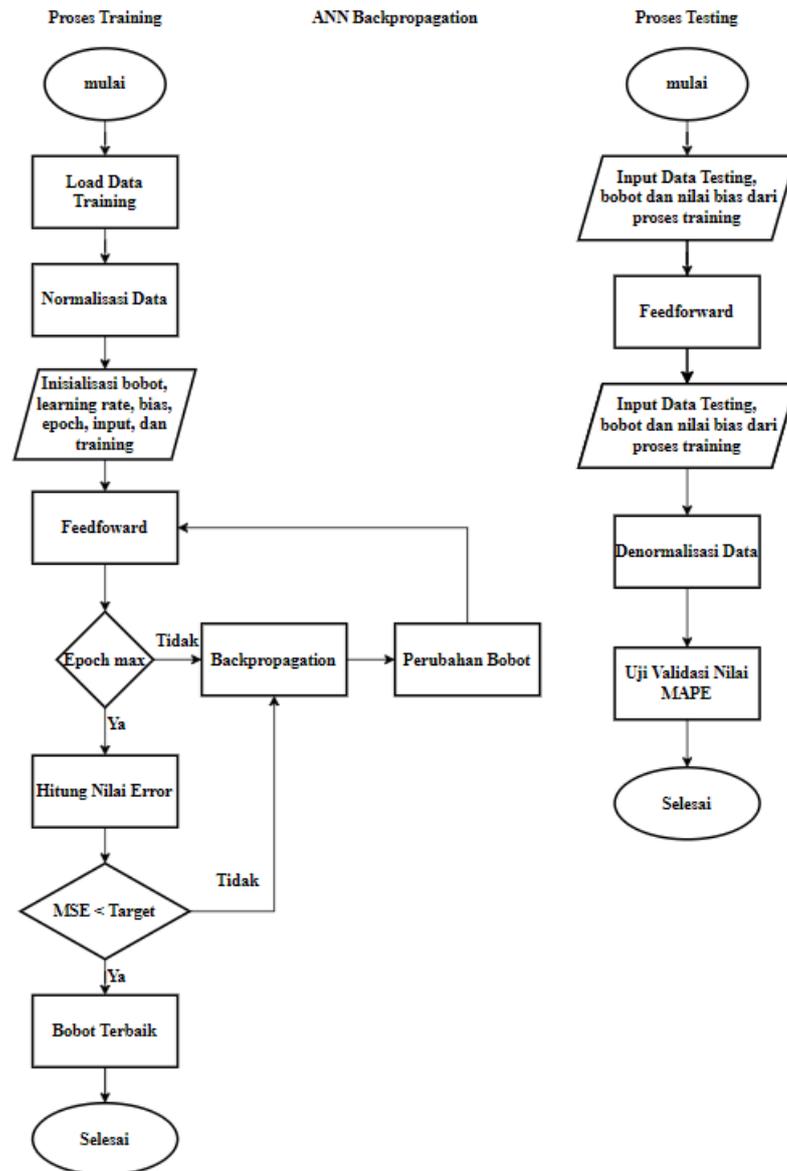
Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari pengambilan data dari sumber resmi pemerintah, yaitu situs web Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Barat di <https://jabar.bps.go.id/>. Data yang diambil adalah persentase penduduk miskin dari setiap kabupaten/kota di Jawa Barat dalam rentang waktu 2002 hingga 2021. Sebanyak 540 sampel data yang diambil dari 18 kabupaten dan 9 kota dalam kurun waktu tersebut. Contoh data persentase penduduk miskin dapat dilihat pada tabel 3.1. Pada Tabel 3.1 terdapat target yang berisi data yang akan diprediksi, karena yang diprediksi yaitu dua tahun kemudian maka setelah 2013 targetnya yaitu 2015.

Tabel 3.1 Contoh data persentase jumlah penduduk (persen)

Nama Kabupaten/Kota	2009	2010	2011	2012	2013	Target
Kabupaten Bogor	10.81	9.97	9.65	8.83	9.54	8.96
Kabupaten Sukabumi	11.78	10.65	10.28	9.79	9.24	8.96
Kabupaten Cianjur	14.14	14.32	13.82	13.18	12.02	12.21
Kabupaten Bandung	8.29	9.29	8.99	8.33	7.94	8.00
Kota Bogor	8.82	9.47	9.16	8.48	8.19	7.60

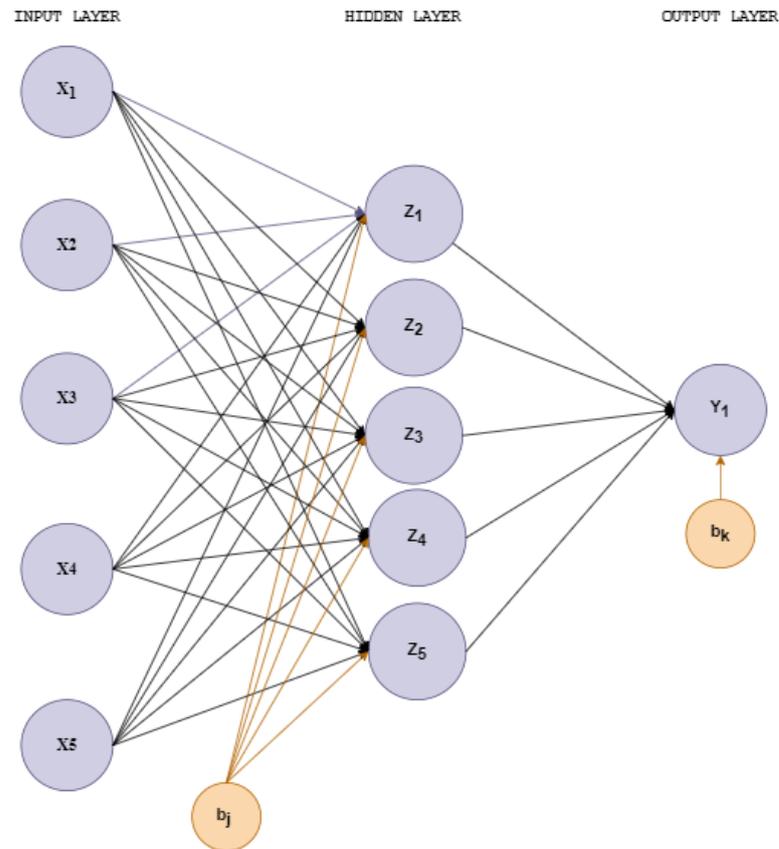
3.3 Desain Sistem

Desain sistem merupakan gambaran alur sistem yang akan dirancang. Gambar 3.2 berikut merupakan desain sistem dari sistem prediksi angka kemiskinan.



Gambar 3.2 Flowchart Proses Training dan Testing Metode ANN-Backpropagation

Arsitektur ANN menggunakan metode *Backpropagation* yang akan digunakan pada penelitian ini disajikan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Arsitektur ANN

Keterangan :

X = neuron pada *input layer*

Z = neuron pada *hidden layer*

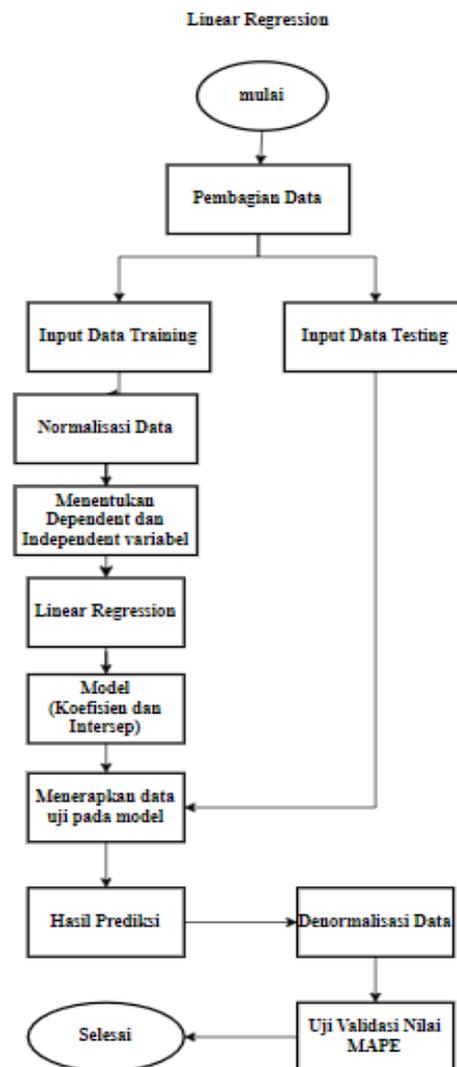
Y = *output layer*

$V_0 - V_6$ = bobot antara lapisan *input* dan *hidden layer*

b = *bias*

w = bobot yang berada di antara *hidden* dan *output layer*

Gambar 3.4 berikut merupakan *flowchart* dari sistem prediksi angka kemiskinan menggunakan metode *Linear Regression*.



Gambar 3.4 Flowchart Metode *Linear Regression*

Dari Gambar 3.4 memberikan informasi flowchart pada metode *linear regression*. Proses training terdiri dari beberapa tahap, yaitu input data training, normalisasi data, menentukan *dependent* dan *independent variabel*, melakukan *linear regression*, dan model. Model yang dihasilkan yaitu *koefisien* dan *intersep*. Sementara itu, proses testing dimulai dengan menginputkan data testing pada model *linear regression* yang sudah dibuat pada tahap training. Selanjutnya, model akan menghasilkan prediksi dan perlu dilakukan denormalisasi data untuk memperoleh

hasil yang sesuai dengan nilai sebenarnya. Terakhir, dilakukan uji validasi dengan menghitung nilai MAPE untuk mengetahui tingkat akurasi prediksi model *linear regression* yang telah dibuat.

3.4 Preparasi Data

Data yang telah diperoleh pada penelitian ini memerlukan normalisasi nilai agar dapat dianalisis dengan baik. Normalisasi nilai dilakukan untuk membuat nilai data menjadi standar dan memiliki rentang nilai yang sama antara 0,1 hingga 0,9 untuk setiap variabelnya. (Edi Ismanto, 2017). Jenis normalisasi data yang digunakan yaitu normalisasi Min-Max. Persamaan 3.1 berikut merupakan persamaan untuk normalisasi data: (Windarto et al., 2019)

$$X_i = \frac{0.8(x - \min)}{\max - \min} + 0.1 \quad (3.1)$$

Keterangan:

X_i = Hasil konversi data

x = Nilai yang akan dikonversi

min dan max = Nilai minimal dan maksimal dari keseluruhan data

Data pada Tabel 3.1 selanjutnya dilakukan normalisasi sesuai dengan persamaan, dan dihasilkan normalisasi pada Tabel 3.2

Tabel 3.2 Normalisasi data

Nama Kabupaten/Kota	2009	2010	2011	2012	2013	Target
Kabupaten Bogor	0.482	0.382	0.344	0.246	0.331	0.262
Kabupaten Sukabumi	0.598	0.463	0.419	0.361	0.295	0.262
Kabupaten Cianjur	0.879	0.900	0.840	0.764	0.626	0.649
Kabupaten Bandung	0.182	0.301	0.265	0.187	0.140	0.148
Kota Bogor	0.245	0.323	0.286	0.205	0.170	0.100

3.5 Backpropagation

Proses perhitungan manual yang dilakukan sehingga memperoleh hasil prediksi adalah sebagai berikut:

Data yang telah dikumpulkan dapat ditemukan pada Tabel 3.1 untuk data awal sedangkan Tabel 3.2 merupakan hasil setelah dilakukan normalisasi. Data *input* yang digunakan pada percobaan ini sebanyak 5, *hidden* 1, dan *output* juga 1.

Diketahui :

Bobot Random Awal

- a. Konstanta belajar (α) = 0.1
- b. *Input ke Hidden Layer*

Tabel 3.3 Bobot antara *input ke hidden layer*

Bobot	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5
V_0	0.27	0.83	0.17	0.38	0.81
V_1	0.45	0.51	0.44	0.47	0.91
V_2	0.16	0.82	0.75	0.13	0.86
V_3	0.35	0.98	0.37	0.26	0.77
V_4	0.09	0.46	0.04	0.62	0.46

- c. *Hidden Layer ke Output*

Tabel 3.4 Bobot antara *hidden layer ke output*

W_1	0.17
W_2	0.31
W_3	0.74
W_4	0.47
W_5	0.81

- d. *Bias Input ke Hidden Layer*

Tabel 3.5 Bias antara *input ke hidden layer*

$b_{1,1}$	0.73
$b_{1,2}$	0.69
$b_{1,3}$	0.42
$b_{1,4}$	0.93
$b_{1,5}$	0.51

- e. *Bias Hidden ke Output*

$$b_2 : 0.68$$

Perhitungan :

Pelatihan *epoch* ke-1

Data ke-1

Feedforward

Operasi pada *hidden layer* :

Penjumlahan terbobot

$$Z_{net\ ij} = (\sum_{ij=1}^n w_{ij} * x_{ij}) + b_{ij}$$

$$\begin{aligned} Z_{net\ 1} &= b_1 + (V_0 * X_1) + (V_0 * X_2) + (V_0 * X_3) + (V_0 * X_4) + (V_0 * X_5) = 0.73 + \\ &(0.482 * 0.27) + (0.382 * 0.83) + (0.344 * 0.17) + (0.246 * 0.38) + (0.331 * 0.81) \\ &= 1.598 \end{aligned}$$

Hasil keseluruhan penjumlahan terbobot :

Tabel 3.6 Hasil penjumlahan terbobot

$Z_{net\ 1}$	1.598
$Z_{net\ 2}$	1.818
$Z_{net\ 3}$	2.567
$Z_{net\ 4}$	1.544
$Z_{net\ 5}$	0.897

Pengaktifan bobot pada *hidden layer*

$$Z_i = \frac{1}{1+e^{-Z_{net\ ij}}}$$

$$Z_1 = \frac{1}{1+e^{-Z_{net\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{-1.598}} = 0.832$$

Tabel 3.7 Nilai *neuron* dari *hidden layer*

Z_1	0.832
Z_2	0.860
Z_3	0.929
Z_4	0.824
Z_5	0.710

Operasi pada *output layer* :

Perkalian bobot

$$y_{net\ jk} = (\sum_{jk=1}^n w_{jk} * Z_{jk}) + b_{jk}$$

$$\begin{aligned} y_{net\ jk} &= b_2 + (W_1 * Z_1) + (W_2 * Z_2) + (W_3 * Z_3) + (W_4 * Z_4) + (W_5 * Z_5) = 0.68 + \\ &(0.17 * 0.832) + (0.31 * 0.860) + (0.74 * 0.929) + (0.47 * 0.824) + (0.81 * 0.710) \\ &= 2.738 \end{aligned}$$

Pengaktifan bobot pada *output layer*

$$y_{jk} = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ jk}}}$$

$$y_{jk} = \frac{1}{1+e^{-2.738}} = 0.939$$

Backforward

$$\text{Error} = \text{target} - y_{jk} = 0.262 - 0.939 = -0.677$$

$$\text{Jumlah Kuadrat error} = (-0.677)^2 = 0.459$$

Menghitung faktor δ (nilai error) dari unit keluaran y_{jk}

$$\begin{aligned} \delta_{jk} &= (\text{target} - y_{jk}) y_{jk} (1 - y_{jk}) = (-0.677)(0.939)(1 - 0.939) \\ &= -0.038659 \end{aligned}$$

Perubahan bobot antara *output layer* dan *hidden layer*

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_{jk} x_i$$

$$\Delta W_0 = \alpha * \delta = 0.1 * -0.038659 = -0.003866$$

$$\Delta W_1 = \alpha * \delta * x_1 = 0.1 * -0.038659 * 0.832 = -0.003215$$

Tabel 3.8 Perubahan Bobot antara *output layer* dan *hidden layer*

ΔW_0	-0.003866
ΔW_1	-0.003215
ΔW_2	-0.003326
ΔW_3	-0.003590

ΔW_4	-0.003186
ΔW_5	-0.002746

Faktor (δ) dari setiap unit keluaran

$$\delta_{in1} = \delta_{jk} * W_1 = (-0.038659) * (0.17) = -0.006572$$

Tabel 3.9 Faktor (δ) dari setiap unit keluaran

δ_{in1}	-0.006572
δ_{in2}	-0.011984
δ_{in3}	-0.028607
δ_{in4}	-0.018170
δ_{in5}	-0.031313

$$\delta_1 = \delta_{in1} * \left[\frac{1}{1+e^{-z_1}} \right] * \left[1 - \left(\frac{1}{1+e^{-z_1}} \right) \right]$$

$$= -0.006572 * \left[\frac{1}{1+e^{-0.832}} \right] * \left[1 - \left(\frac{1}{1+e^{-0.832}} \right) \right] = -0.00092001$$

Tabel 3.10 Hasil faktor (δ) dari setiap unit keluaran

δ_1	-0.00092001
δ_2	-0.00144040
δ_3	-0.00189440
δ_4	-0.00263465
δ_5	-0.00644261

Perbarui bobot pada setiap unit keluaran (Output)

$$\Delta V_{11} = \alpha * \delta_1 * x_1 = 0.1 * -0.00092001 * 0.482 = -0.0000444$$

Tabel 3.11 Hasil pembaruan bobot pada setiap output

	ΔV_1	ΔV_2	ΔV_3	ΔV_4	ΔV_5
1	-0.0000444	-0.0000694	-0.0000913	-0.0001270	-0.0003106
2	-0.0000352	-0.0000550	-0.0000724	-0.0001007	-0.0002462
3	-0.0000317	-0.0000496	-0.0000652	-0.0000906	-0.0002217
4	-0.0000227	-0.0000355	-0.0000467	-0.0000649	-0.0001588
5	-0.0000304	-0.0000477	-0.0000627	-0.0000872	-0.0002132

Perubahan bobot *input* menuju *hidden layer*

$$\Delta V_{01} = \alpha * \delta_1 = 0.1 * -0.00092001 = -0.00009200$$

Tabel 3.12 Perubahan bobot *input* ke *hidden layer*

ΔV_{01}	-0.00009200
ΔV_{02}	-0.00014404
ΔV_{03}	-0.00018944
ΔV_{04}	-0.00026346
ΔV_{05}	-0.00064426

Hitung bobot *input* ke *hidden layer*

$$V_{11} = V_0 + \Delta V_{11} = 0.27 + -0.0000444 = 0.270$$

Tabel 3.13 Perubahan bobot *input* ke *hidden layer*

	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5
V_{11}	0.270	0.830	0.170	0.380	0.810
V_{12}	0.450	0.510	0.440	0.470	0.910
V_{13}	0.160	0.820	0.750	0.130	0.860
V_{14}	0.350	0.980	0.370	0.260	0.770
V_{15}	0.090	0.460	0.040	0.620	0.460

Perubahan bobot awal *hidden layer* ke output

$$W_{1.1} = W_1 + \Delta W_1 = 0.17 + -0.003215 = 0.167$$

Tabel 3.14 Perubahan bobot awal *hidden layer* ke output

$W_{1.1}$	0.167
$W_{2.1}$	0.307
$W_{3.1}$	0.736
$W_{4.1}$	0.467
$W_{5.1}$	0.807

Perubahan bias *input* ke *hidden layer*

$$b_{1.11} = b_{1.1} + \Delta V_{01} = 0.73 + -0.00009200 = 0.730$$

Tabel 3.15 Perubahan bias *input* ke *hidden layer*

$b_{1.11}$	0.730
$b_{1.12}$	0.690
$b_{1.13}$	0.420
$b_{1.14}$	0.930
$b_{1.15}$	0.509

Perubahan bias *hidden layer* ke output

$$b_{2.1} = b_2 + \Delta W_0 = 0.68 + -0.003866 = 0.676$$

Proses Pengujian

Misalkan kita menguji data Kabupaten Bogor untuk memprediksi jumlah angka kemiskinan 2 tahun selanjutnya. Pada pengujian ini menggunakan bobot dan bias yang terbaru dari proses pelatihan *epoch* 1, seperti yang disajikan pada Tabel 3.16.

Tabel 3.16 Bobot dan bias dari proses training

Bobot <i>Input</i> ke <i>Hidden Layer</i>					
	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5
V_{11}	0.270	0.830	0.170	0.380	0.810
V_{12}	0.450	0.510	0.440	0.470	0.910
V_{13}	0.160	0.820	0.750	0.130	0.860
V_{14}	0.350	0.980	0.370	0.260	0.770
V_{15}	0.090	0.460	0.040	0.620	0.460
Bobot <i>Hidden Layer</i> ke <i>Output</i>					
	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5
Y	0.167	0.307	0.736	0.467	0.807
Bias <i>Input</i> ke <i>Hidden Layer</i>					
	$b_{1.1}$	$b_{1.2}$	$b_{1.3}$	$b_{1.4}$	$b_{1.5}$
V_{j0}	0.730	0.690	0.420	0.930	0.509
Bias <i>Hidden Layer</i> ke <i>Output</i>					
	$b_{2.1}$			0.676	

Perhitungan Prediksi :*Feedforward*Operasi pada *hidden layer* :

Penjumlahan terbobot

$$Z_{net\ 1} = b_{1.1} + (V_{11} * X_1) + (V_{11} * X_2) + (V_{11} * X_3) + (V_{11} * X_4) + (V_{11} * X_5) = 0.730$$

$$+ (0.482 * 0.270) + (0.382 * 0.830) + (0.344 * 0.170) + (0.246 * 0.380) + (0.331$$

$$* 0.810) = 1.597$$

Hasil semua penjumlahan terbobot menggunakan data dari Kabupaten Bogor

Tabel 3.17 Hasil penjumlahan terbobot pada data uji

$Z_{net\ 1}$	1.597
$Z_{net\ 2}$	1.637
$Z_{net\ 3}$	1.385
$Z_{net\ 4}$	1.465
$Z_{net\ 5}$	1.047

Nilai *neuron* dari *hidden layer*

$$Z_1 = \frac{1}{1+e^{-Z_{net\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{-1.597}} = 0.832$$

Tabel 3.18 Nilai *neuron* dari *hidden layer*

Z_1	0.832
Z_2	0.837
Z_3	0.800
Z_4	0.812
Z_5	0.740

Operasi pada *output layer* :

Perkalian bobot

$$y_{net\ jk} = b_{2.1} + (W_1 * Z_1) + (W_2 * Z_2) + (W_3 * Z_3) + (W_4 * Z_4) + (W_5 * Z_5) = 0.676 \\ + (0.167 * 0.832) + (0.307 * 0.837) + (0.736 * 0.800) + (0.467 * 0.812) + (0.807 * \\ 0.740) = 2.637$$

Menghitung *output* dari *output layer*

$$y_{jk} = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ jk}}}$$

$$y_{jk} = \frac{1}{1+e^{-2.637}} = 0.933$$

Denormalisasi

$$\text{Hasil prediksi} = \text{Denormalisasi} = \frac{(y_{jk}-0.1)(\text{max}-\text{min})}{0,8} + \text{min} \\ = \frac{(0.933-0.1)(14.32-7.6)}{0,8} + 7.6 = 14.599$$

Jadi pada perhitungan prediksi angka kemiskinan di Kabupaten Bogor diperoleh hasil:

$$\text{Output} = 0.933$$

$$\text{Error} = \text{target} - \text{output} = 0.262 - 0.933 = -0.671$$

3.6 Linear Regression

Dilakukan proses perhitungan menggunakan metode *Linear Regression*.

Perhitungan dilakukan menggunakan rumus seperti pada persamaan (2.3)

a. *Independent variabel (x)* dan *Dependent variable (y)*

Independent variabel (x) yang digunakan yaitu persentase kemiskinan di setiap kabupaten atau kota di setiap tahunnya (Kabupaten Majalengka, kota Bogor, kota Banjar, dll.) sedangkan *Dependent variable* yang digunakan yaitu jumlah kemiskinan pertahun di provinsi Jawa Barat. Tabel 3.19 berikut merupakan sebagian dari data yang digunakan sebagai inputan untuk nilai x dan y.

Tabel 3.19 Data *Independent variabel (x)* dan *Dependent variable (y)*

Kab. Kuningan	Kab. Cirebon	...	Kota Cimahi	Kota Tasikmalaya	Kota Banjar	Jumlah Kemiskinan Pertahun
20.36	19.64	...	0.00	0.00	0.00	12.10
19.5	17.29	...	9.68	9.32	10.67	13.06
18.95	16.59	...	8.85	8.48	10.33	14.49
18.65	18.59	...	8.44	9.12	10.07	13.55
18.69	21.13	...	7.41	10.23	7.96	12.74

b. Hasil prediksi ini diperoleh dari perhitungan, sebagai berikut :

Diketahui :

Intersep : 0.370

Koefisien dari tiap kabupaten/kota

b_1	-0.200	b_7	0.133	b_{13}	-0.160	b_{19}	0.205	b_{25}	-0.133
b_2	0.108	b_8	0.392	b_{14}	0.231	b_{20}	-0.001	b_{26}	-0.004
b_3	-0.216	b_9	0.022	b_{15}	0.162	b_{21}	0.076	b_{27}	0.318
b_4	-0.035	b_{10}	0.091	b_{16}	0.006	b_{22}	-0.004		
b_5	-0.049	b_{11}	0.047	b_{17}	-0.081	b_{23}	-0.548		
b_6	-0.208	b_{12}	0.206	b_{18}	0.000	b_{24}	-0.054		

Variabel bebas mengambil data kemiskinan di setiap kabupaten/kota di tahun 2021

x_1	8.13	x_7	7.97	x_{13}	10.03	x_{19}	7.24	x_{25}	5.35
x_2	7.70	x_8	13.10	x_{14}	8.83	x_{20}	8.25	x_{26}	13.13
x_3	11.18	x_9	12.30	x_{15}	8.95	x_{21}	4.37	x_{27}	7.11
x_4	7.15	x_{10}	12.33	x_{16}	5.21	x_{22}	10.03		
x_5	10.65	x_{11}	10.71	x_{17}	11.30	x_{23}	4.74		
x_6	11.15	x_{12}	13.04	x_{18}	9.65	x_{24}	2.58		

Hasil perhitungan :

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_nX_n$$

$$Y = 0.370 + (-0.200)(8.13) + (0.108)(7.70) + (-0.216)(11.18) + \dots + (0.318)(7.11) = 6.389$$

Jadi hasil yang diperoleh dari prediksi untuk persentase kemiskinan 2023 yaitu 6.389

3.7 Evaluasi

Evaluasi pada penelitian ini digunakan sebagai informasi seberapa bagus hasil prakiraan sesuai dengan data yang sebenarnya, sehingga dapat digunakan untuk perhitungan prakiraan pada periode mendatang. Evaluasi dilihat dari nilai *error* dan hasil validasi. Metode MAPE sering digunakan untuk menguji prediksi nilai error dalam peramalan. Semakin rendah nilai MAPE yang dihasilkan atau yang mendekati nol maka akan semakin bagus karena hasil prediksi yang diperoleh menunjukkan kesesuaian dengan data aktual yang ada, sehingga dapat dijadikan sebagai acuan untuk perhitungan prediksi pada periode selanjutnya.

Sebagai contoh terdapat 5 data angka kemiskinan dari kabupaten Bogor, Sukabumi, Cianjur, Bandung, dan Kota Bogor. Data angka kemiskinan yang

digunakan pada percobaan ini yaitu dari tahun 2009 hingga 2013, dengan tujuan prediksi 2 tahun yang akan datang (2017). Berikut merupakan perhitungan yang telah didapatkan :

Tabel 3.20 Hasil perhitungan target, *output*, *error*, dan hasil prediksi

Nama Kabupaten / Kota	Target (y_i)	Output (t_i)	$(y_i - t_i)$	$ \frac{y_i - t_i}{y_i} $
Kabupaten Bogor	0.877	0.879	-0.002	0.002
Kabupaten Sukabumi	0.364	0.369	-0.005	0.014
Kabupaten Cianjur	0.471	0.476	-0.005	0.011
Kabupaten Bandung	0.484	0.488	-0.004	0.008
Kota Bogor	0.100	0.105	-0.005	0.050

Berdasarkan Tabel 3.20 selanjutnya dapat dilakukan perhitungan dengan metode MAPE untuk mengevaluasi prakiraan sebagai rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai actual (Finaliamartha et al., 2022). Persamaan 3.2 berikut merupakan perhitungan untuk mencari nilai MAPE:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |\frac{y_i - t_i}{y_i}| \times 100\%}{n} \quad (3.2)$$

Keterangan : y_i : nilai data target ke-I (permintaan)

t_i : nilai hasil prediksi ke-i

n : banyaknya data

$$MAPE = \frac{(0.002 + 0.014 + 0.011 + 0.008 + 0.050)}{5} = 2\%$$

3.8 Skenario Percobaan

Pada penelitian ini, akan dilakukan variasi pada beberapa atribut seperti : jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron* dalam *hidden layer*, *learning rate*, dan *Epoch*. Data yang digunakan akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing* dengan rasio pembagian 60:40 dan 80:20. Data yang digunakan sebanyak

19 tahun mulai dari tahun 2002-2020 yang terdiri dari 18 kabupaten dan 9 kota, sehingga *input layer* memiliki 27 *neuron*.

Pada variasi jumlah *hidden layer*, empat perubahan akan dilakukan untuk menentukan arsitektur terbaik dalam data yang diprediksi. Ada 4 perubahan dalam jumlah *neuron hidden layer*. Jumlah *neuron* dalam variasi pertama adalah 16-20, variasi kedua menggunakan jumlah *neuron* 16-20-24, variasi ketiga menggunakan jumlah *neuron* 8-10, dan variasi keempat menggunakan jumlah *neuron* 8-10-12. Arsitektur dengan *accuracy* terendah akan dijadikan sebagai arsitektur terbaik untuk jumlah *hidden layer* dan jumlah *neuron* disetiap *hidden layer*. Selanjutnya dilakukan variasi pada *learning rate* dengan menggunakan nilai random. Variasi *Learning rate* yang digunakan yaitu 0.01, 0.05, dan 0.1.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan dan mengulas tentang hasil implementasi metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression* untuk memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat 2 tahun kemudian. Dilakukan pengujian pada berbagai parameter untuk metode *Artificial Neural Network Backpropagation*, seperti jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron* dalam *hidden layer*, *learning rate*, dan *epoch*. Sedangkan untuk metode *Linear Regression*, dilakukan penentuan *Independent variabel* (x) dan *Dependent variable* (y). Sebelum pengujian, data dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan pembagian 60:40 atau 80:20, yang hasilnya akan dibandingkan. Berikut merupakan hasil pengujian disetiap metodenya :

4.1 Hasil Pengujian Metode Linear Regression

Pengujian pada metode ini, *Independent variabel* (x) yang digunakan yaitu angka kemiskinan di setiap kabupaten atau kota di setiap tahunnya (Kabupaten Majalengka, kota Bogor, kota Banjar, dll.) sedangkan *Dependent variable* yang digunakan yaitu jumlah kemiskinan pertahun di provinsi Jawa Barat. Model *Linear Regression* dibangun dengan menggunakan rumus sebagai persamaan (2.3). Sebelum dilakukan pengujian dilakukan uji normalitas *Shapiro-Wilk* dengan menggunakan SPSS. Berikut merupakan hasil uji normalitas yang diperoleh :

Tabel 4.1 Hasil uji normalitas

	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
kab.bogor	.160	18	.200*	.940	18	.287
kab.sukabumi	.162	18	.200*	.911	18	.091
kab.cianjur	.145	18	.200*	.937	18	.257
kab.bandung	.205	18	.044	.903	18	.064
kab.garut	.118	18	.200*	.965	18	.691
kab.tasikmalaya	.174	18	.155	.923	18	.149
kab.ciamis	.158	18	.200*	.903	18	.065
kab.kuningan	.182	18	.120	.920	18	.131
kab.cirebon	.092	18	.200*	.975	18	.888
kab.majalengka	.105	18	.200*	.975	18	.879
kab.sumedang	.101	18	.200*	.969	18	.779
kab.indramayu	.071	18	.200*	.979	18	.937
kab.subang	.089	18	.200*	.979	18	.941
kab.purwakarta	.179	18	.130	.926	18	.167
kab.karawang	.103	18	.200*	.973	18	.856
kab.bekasi	.136	18	.200*	.979	18	.942
kab.bandungbarat	.216	18	.026	.836	18	.005
kab.pangandaran	.447	18	.000	.605	18	.000
kota.bogor	.098	18	.200*	.945	18	.351
kota.sukabumi	.086	18	.200*	.986	18	.989
kota.bandung	.142	18	.200*	.926	18	.166
kota.cirebon	.122	18	.200*	.967	18	.749
kota.bekasi	.183	18	.114	.901	18	.059
kota.depok	.335	18	.000	.689	18	.000
kota.cimahi	.155	18	.200*	.887	18	.034
kota.tasikmalaya	.117	18	.200*	.975	18	.882
kota.banjar	.232	18	.011	.835	18	.005

Pada Tabel 4.1 merupakan hasil uji normalitas *Shapiro-Wilk* yang telah dilakukan. Pengujian normalitas dengan *Shapiro-Wilk*, nilai signifikansi (sig) harus lebih besar dari α (biasanya 0,05). Jika sig lebih besar dari α , maka data dianggap terdistribusi normal. Namun, jika sig lebih kecil dari α , maka data dianggap tidak terdistribusi normal. Dari gambar tersebut diperoleh hasil terdapat beberapa variabel yang tidak terdistribusi normal, yaitu kabupaten Bandung barat, kabupaten Pangandaran, kota Depok, kota Cimahi, dan kota Banjar.

Kemudian dilakukan percobaan menggunakan pembagian rasio data training dan data testing yaitu 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan hasil nilai Intersep dan koefisien yang dihasilkan:

Intersep :

Tabel 4.2 Intersep

Intersep (60:40)	Intersep (80:20)
0.370267	0.379745

Koefisien dari tiap kabupaten/kota

Tabel 4.3 Koefisien dari tiap kabupaten/kota

Fitur	Koefisien (60:40)	Koefisien (80:20)
Kabupaten Bogor (b_1)	-0.200469	0.148471
Kabupaten Sukabumi (b_2)	0.108017	0.125716
Kabupaten Cianjur (b_3)	-0.216449	-0.325345
Kabupaten Bandung (b_4)	-0.034647	-0.024328
Kabupaten Garut (b_5)	-0.048580	0.081271
Kabupaten Tasikmalaya (b_6)	-0.207843	-0.312502
Kabupaten Ciamis (b_7)	0.133427	-0.041682
Kabupaten Kuningan (b_8)	0.392335	0.310735
Kabupaten Cirebon (b_9)	0.021813	-0.021030
Kabupaten Majalengka (b_{10})	0.091458	0.040835
Kabupaten Sumedang (b_{11})	0.046929	-0.024224
Kabupaten Indramayu (b_{12})	0.206266	0.177647
Kabupaten Subang (b_{13})	-0.159524	-0.071532
Kabupaten Purwakarta (b_{14})	0.231343	0.175602
Kabupaten Karawang (b_{15})	0.162311	0.175253
Kabupaten Bekasi (b_{16})	0.005546	0.182695
Kabupaten Bandung barat (b_{17})	-0.081107	-0.049399
Kabupaten Pangandaran (b_{18})	0.000000	-0.056740
Kota Bogor (b_{19})	0.204576	0.196450
Kota Sukabumi (b_{20})	-0.001372	0.096157
Kota Bandung (b_{21})	0.075884	0.089793
Kota Cirebon (b_{22})	-0.003889	-0.157678
Kota Bekasi (b_{23})	-0.548063	-0.645217
Kota Depok (b_{24})	-0.054321	0.002486
Kota Cimahi (b_{25})	-0.132623	-0.142418
Kota Tasikmalaya (b_{26})	-0.004197	0.108856
Kota Banjar (b_{27})	0.317880	0.221312

Tabel 4.2 dan 4.3 menunjukkan hasil intersep dan koefisien yang dihasilkan dari percobaan pembagian rasio data training dan data testing menggunakan 60:40 dan 80:20. Nilai intersep adalah konstanta yang diterapkan pada model regresi linear, yang menyatakan titik potong antara garis regresi dan sumbu Y. Tabel 4.2

menunjukkan koefisien dari tiap kabupaten/kota yang terlibat dalam percobaan. Koefisien ini menunjukkan tingkat kontribusi setiap fitur (kabupaten/kota) pada variasi target variabel (nilai aktual dan prediksi). Koefisien positif menunjukkan bahwa fitur tersebut memiliki kontribusi positif terhadap variasi target variabel, sedangkan koefisien negatif menunjukkan bahwa fitur tersebut memiliki kontribusi negatif terhadap variasi target variabel. Dari hasil ini, dapat diambil kesimpulan bahwa percobaan pembagian rasio data training dan data testing mempengaruhi hasil intersep dan koefisien yang dihasilkan.

MAPE yang dihasilkan dari model *Linear Regression* adalah sebagai berikut :

Tabel 4.4 MAPE yang dihasilkan

MAPE (60:40)	MAPE (80:20)
9.19%	14.54%

Tabel 4.4 menunjukkan nilai MAPE dari hasil percobaan dengan pembagian rasio data training dan data testing sebesar 60:40 dan 80:20. MAPE adalah suatu metode untuk mengukur tingkat akurasi dari model yang dibangun. Semakin kecil nilai MAPE, semakin akurat model dibangun. Menurut Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa dibandingkan dengan distribusi MAPE yang dihasilkan pada percobaan dengan rasio pembagian data 60:40 lebih kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model dibangun dengan rasio data 60:40 lebih baik dibandingkan dengan model yang dibangun dengan pembagian rasio data 80:20.

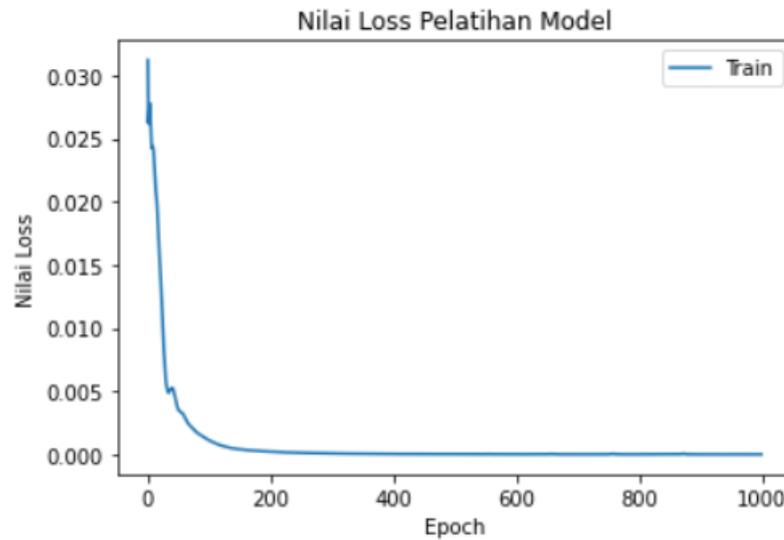
4.2 Hasil Pengujian Metode *Artificial Neural Network Backpropagation*

Pengujian model bertujuan untuk mencari model terbaik untuk memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat 2 tahun kemudian. Proses pengujian model pada metode ini menggunakan 12 model yang berbeda dengan 4 variasi *neuron* pada *hidden layer* yaitu 16-20, 16-20-24, 8-10 dan 8-10-12 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan yaitu 0.01, 0.05, 0.1, dan melakukan pengujian dengan 1000 *epoch*. Hasil terbaik untuk tingkat pembelajaran dan pengujian *epoch* adalah yang didasarkan pada nilai *accuracy*.

Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data training dan data testing, dengan rasio 60:30 dan 80:20. Data training digunakan untuk melatih model dan data testing digunakan untuk mengevaluasi hasil prediksi dari model yang dilatih. Berikut adalah hasil pengujian metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dari beberapa model :

4.2.1 Model 1

Pengujian model 1 akan menggunakan parameter 2 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 16 dan 20 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.01, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 1:



Gambar 4.1 Grafik Nilai *Loss* Model 1 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.1, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

Tabel 4.5 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 1 ANN *Backpropagation*

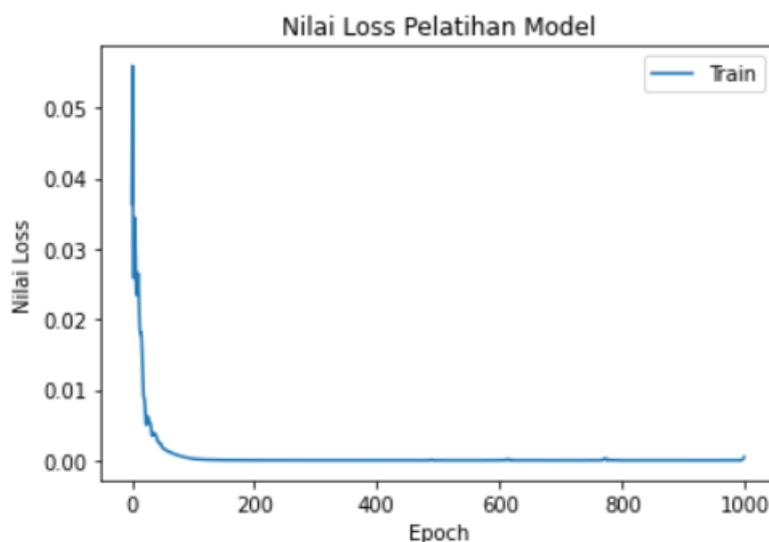
Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	5.76%	0.0038	11.45%	0.0101
2	8.84%	0.0086	12.56%	0.0111
3	6.22%	0.0047	11.97%	0.0102
4	11.62%	0.0139	11.28%	0.0100
5	7.29%	0.0070	11.70%	0.0100
Rata-Rata	7.95%	0.0076	11.79%	0.0103
MIN	5.76%	0.0038	11.28%	0.0100
MAX	11.62%	0.0139	12.56%	0.0111

Pada tabel 4.5 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 1. Berdasarkan Tabel 4.5, model 1 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 7.95% dan rata-rata MSE sebesar 0.0076 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk

pembagian data 80:20 adalah 11.79% dan 0.0103. Nilai MAPE tertinggi adalah 12.56% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0139. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 5.76% dan nilai MSE terendah adalah 0.0038. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-1 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-1 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.2 Model 2

Pengujian model 2 akan menggunakan parameter 2 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 16 dan 20 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.05, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 2:



Gambar 4.2 Grafik Nilai *Loss* Model 2 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

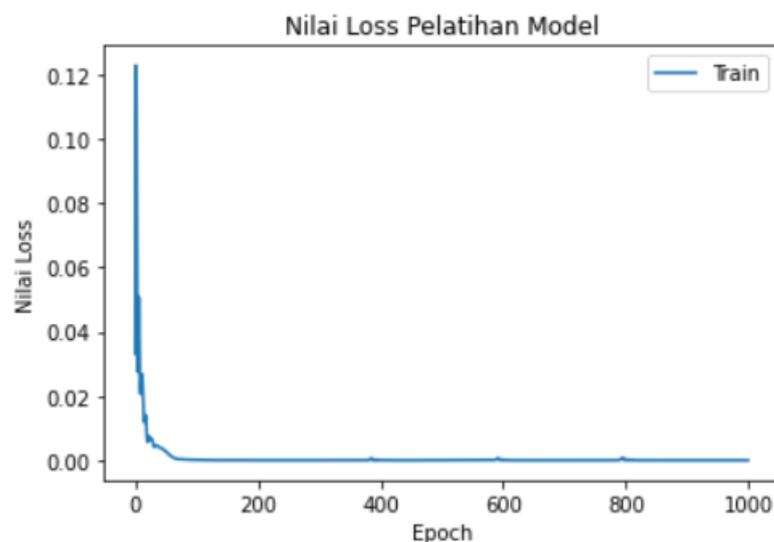
Tabel 4.6 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 2 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	6.43%	0.0049	11.81%	0.0099
2	6.20%	0.0044	11.72%	0.0101
3	5.99%	0.0044	12.76%	0.0115
4	6.53%	0.0049	11.21%	0.0089
5	6.21%	0.0050	11.36%	0.0096
Rata-Rata	6.27%	0.0047	11.77%	0.0100
MIN	5.99%	0.0044	11.28%	0.0100
MAX	6.53%	0.0050	12.56%	0.0111

Pada tabel 4.6 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 2. Berdasarkan Tabel 4.6, model 2 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 6.27% dan rata-rata MSE sebesar 0.0047 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 11.77% dan 0.0100. Nilai MAPE tertinggi adalah 12.76% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0115. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 5.99% dan nilai MSE terendah adalah 0.0044. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-3 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-3 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.3 Model 3

Pengujian model 3 akan menggunakan parameter 2 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 16 dan 20 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.1, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 3:



Gambar 4.3 Grafik Nilai *Loss* Model 3 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.3, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

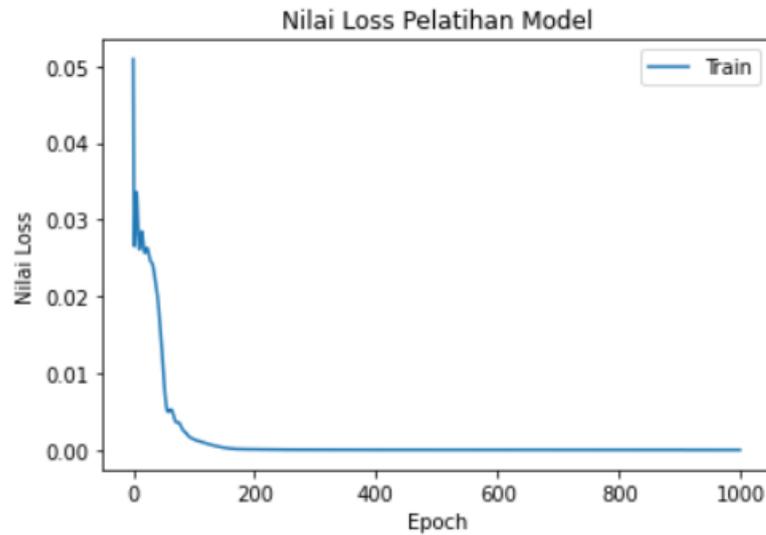
Tabel 4.7 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 3 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	7.23%	0.0062	10.73%	0.0099
2	18.76%	0.0323	12.54%	0.0112
3	8.78%	0.0095	9.82%	0.0079
4	7.82%	0.0076	10.37%	0.0089
5	18.27%	0.0302	11.93%	0.0124
Rata-Rata	12.17%	0.0172	11.08%	0.0100
MIN	7.23%	0.0062	9.82%	0.0079
MAX	18.76%	0.0323	12.54%	0.0124

Pada tabel 4.7 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 3. Berdasarkan Tabel 4.7, model 3 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 12.17% dan rata-rata MSE sebesar 0.0172 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 11.08% dan 0.0100. Nilai MAPE tertinggi adalah 18.76% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0323. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 7.23% dan nilai MSE terendah adalah 0.0062. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-1 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-1 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.4 Model 4

Pengujian model 4 akan menggunakan parameter 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah neuron sebanyak 16, 20, dan 24 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.01, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data training dan data testing dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 4:



Gambar 4.4 Grafik Nilai *Loss* Model 4 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.4, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

Tabel 4.8 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 4 ANN *Backpropagation*

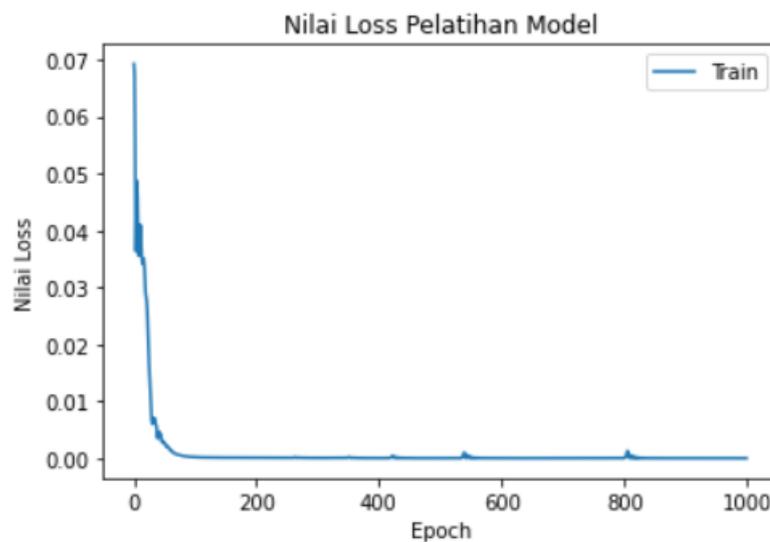
Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	6.53%	0.0055	11.56%	0.0097
2	6.72%	0.0062	11.85%	0.0100
3	9.36%	0.0099	10.18%	0.0082
4	6.08%	0.0050	11.60%	0.0097
5	7.34%	0.0067	11.57%	0.0098
Rata-Rata	7.21%	0.0067	11.35%	0.0095
MIN	6.08%	0.0050	10.18%	0.0082
MAX	9.36%	0.0099	11.85%	0.0100

Pada tabel 4.8 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 4. Berdasarkan Tabel 4.8, model 4 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 7.21% dan rata-rata MSE sebesar 0.0067 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian

data 80:20 adalah 11.35% dan 0.0095. Nilai MAPE tertinggi adalah 11.85% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0100. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 6.08% dan nilai MSE terendah adalah 0.0050. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-4 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-4 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.5 Model 5

Pengujian model 5 akan menggunakan parameter 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 16, 20, dan 24 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.05, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 5:



Gambar 4.5 Grafik Nilai *Loss* Model 5 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.5, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

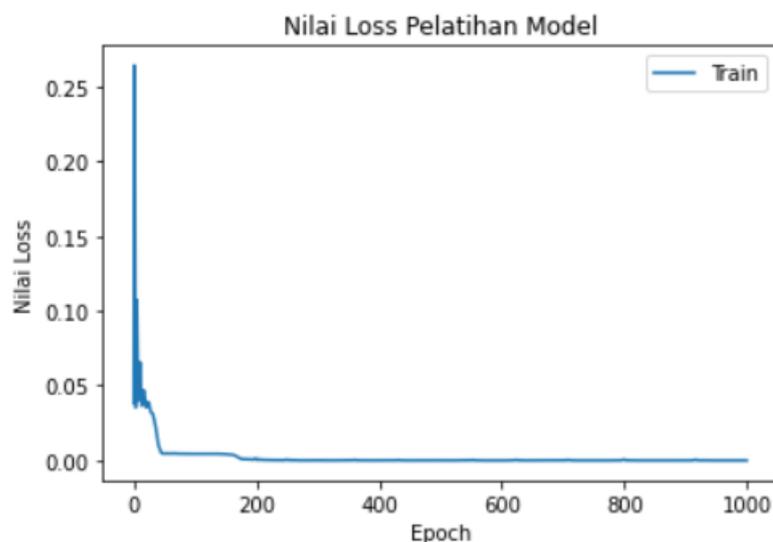
Tabel 4.9 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 5 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	8.28%	0.0085	10.21%	0.0089
2	7.24%	0.0070	10.08%	0.0079
3	8.16%	0.0084	9.79%	0.0084
4	7.11%	0.0066	9.94%	0.0085
5	8.69%	0.0093	9.42%	0.0078
Rata-Rata	7.90%	0.0079	9.89%	0.0083
MIN	7.11%	0.0066	9.42%	0.0078
MAX	8.69%	0.0093	10.21%	0.0089

Pada tabel 4.9 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 5. Berdasarkan Tabel 4.9, model 5 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 7.90% dan rata-rata MSE sebesar 0.0079 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 9.89% dan 0.0083. Nilai MAPE tertinggi adalah 10.21% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0093. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 7.11% dan nilai MSE terendah adalah 0.0066. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-4 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-4 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.6 Model 6

Pengujian model 6 akan menggunakan parameter 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 16, 20, dan 24 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.1, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 6:



Gambar 4.6 Grafik Nilai *Loss* Model 6 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.6, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

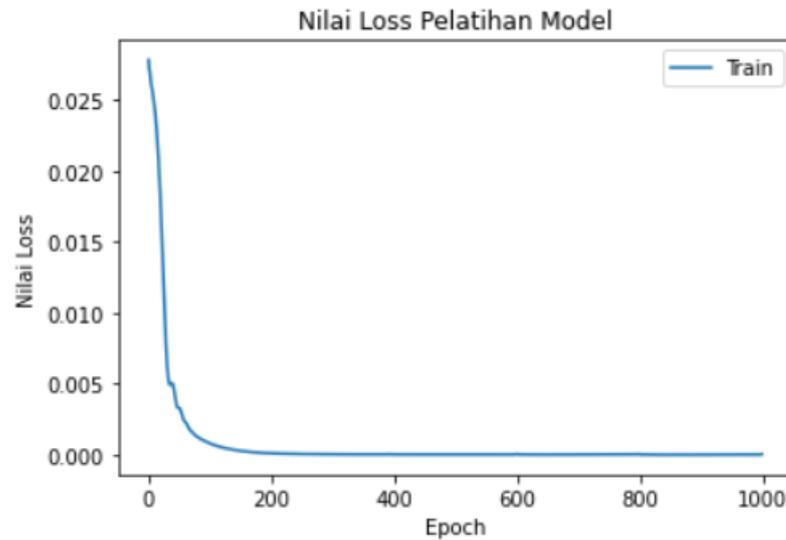
Tabel 4.10 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 6 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	12.26%	0.0159	10.39%	0.0093
2	23.68%	0.0470	13.88%	0.0149
3	11.89%	0.0151	12.46%	0.0129
4	12.93%	0.0173	14.20%	0.0155
5	11.20%	0.0137	10.72%	0.0101
Rata-Rata	14.39%	0.0218	12.33%	0.0125
MIN	11.20%	0.0137	10.39%	0.0093
MAX	23.68%	0.0470	14.20%	0.0155

Pada tabel 4.10 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 6. Berdasarkan Tabel 4.10, model 6 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 14.39% dan rata-rata MSE sebesar 0.0218 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 12.33% dan 0.0125. Nilai MAPE tertinggi adalah 23.68% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0470. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 10.39% dan nilai MSE terendah adalah 0.0093. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-1 dari pembagian data 80:20 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-1 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.7 Model 7

Pengujian model 7 akan menggunakan parameter 2 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 8 dan 10 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.01, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 7:



Gambar 4.7 Grafik Nilai *Loss* Model 7 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.7, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

Tabel 4.11 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 7 ANN *Backpropagation*

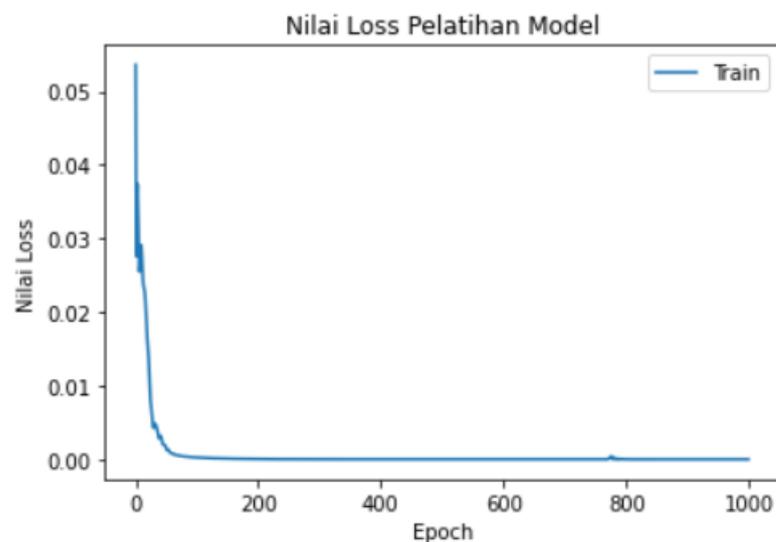
Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	9.38%	0.0101	10.29%	0.0113
2	19.20%	0.0334	10.09%	0.0113
3	7.04%	0.0062	10.21%	0.0113
4	16.61%	0.0264	12.54%	0.0113
5	16.97%	0.0265	10.35%	0.0113
Rata-Rata	13.84%	0.0205	10.69%	0.0094
MIN	7.04%	0.0062	10.09%	0.0089
MAX	19.20%	0.0334	12.54%	0.0111

Pada tabel 4.11 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 7. Berdasarkan Tabel 4.11, model 7 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 13.84% dan rata-rata MSE sebesar 0.0205 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk

pembagian data 80:20 adalah 10.69% dan 0.0094. Nilai MAPE tertinggi adalah 19.20% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0334. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 7.04% dan nilai MSE terendah adalah 0.0062. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-3 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-3 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.8 Model 8

Pengujian model 8 akan menggunakan parameter 2 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 8 dan 10 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.05, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 8:



Gambar 4.8 Grafik Nilai *Loss* Model 8 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.8, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

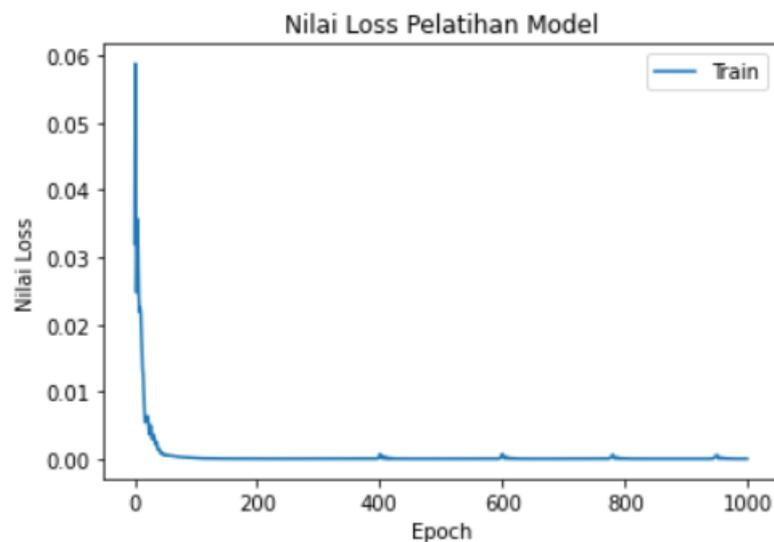
Tabel 4.12 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 8 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	6.57%	0.0061	12.64%	0.0113
2	6.60%	0.0056	12.03%	0.0102
3	8.15%	0.0081	12.85%	0.0117
4	6.99%	0.0067	9.81%	0.0085
5	6.20%	0.0049	11.47%	0.0093
Rata-Rata	6.90%	0.0063	11.76%	0.0102
MIN	6.20%	0.0049	9.81%	0.0085
MAX	8.15%	0.0081	12.85%	0.0117

Pada tabel 4.12 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 8. Berdasarkan Tabel 4.11, model 8 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 6.90% dan rata-rata MSE sebesar 0.0063 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 11.76% dan 0.0102. Nilai MAPE tertinggi adalah 12.85% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0117. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 6.20% dan nilai MSE terendah adalah 0.0049. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-5 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-5 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.9 Model 9

Pengujian model 9 akan menggunakan parameter 2 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 8 dan 10 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.1, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 9:



Gambar 4.9 Grafik Nilai *Loss* Model 9 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.9, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

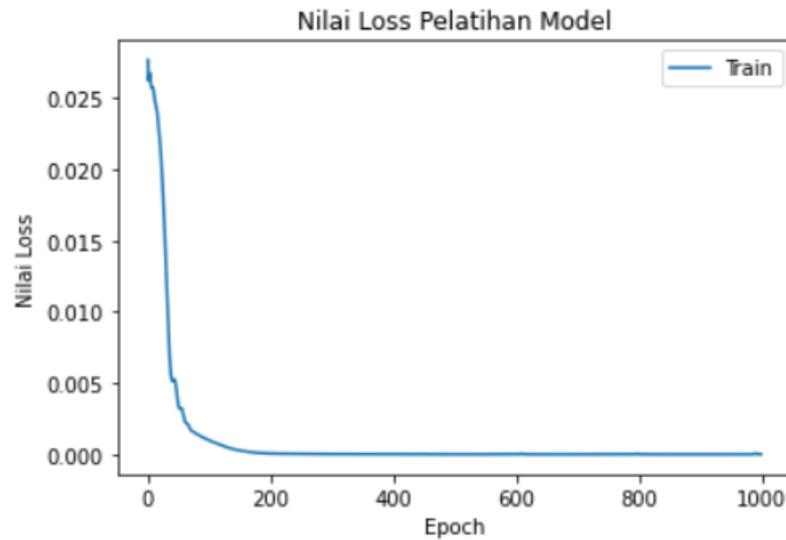
Tabel 4.13 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 9 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	7.01%	0.0061	10.38%	0.0089
2	23.78%	0.0474	10.64%	0.0097
3	7.69%	0.0074	9.92%	0.0087
4	10.48%	0.0114	10.07%	0.0087
5	14.51%	0.0193	12.17%	0.0105
Rata-Rata	12.69%	0.0183	10.63%	0.0093
MIN	7.01%	0.0061	9.92%	0.0087
MAX	23.78%	0.0474	12.17%	0.0105

Pada tabel 4.13 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 9. Berdasarkan Tabel 4.13, model 9 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 12.69% dan rata-rata MSE sebesar 0.0183 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 10.63% dan 0.0093. Nilai MAPE tertinggi adalah 23.78% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0474. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 7.01% dan nilai MSE terendah adalah 0.0061. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-1 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-1 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.10 Model 10

Pengujian model 10 akan menggunakan parameter 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 8, 10, dan 12 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.01, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 10:



Gambar 4.10 Grafik Nilai *Loss* Model 10 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.10, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

Tabel 4.14 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 10 ANN *Backpropagation*

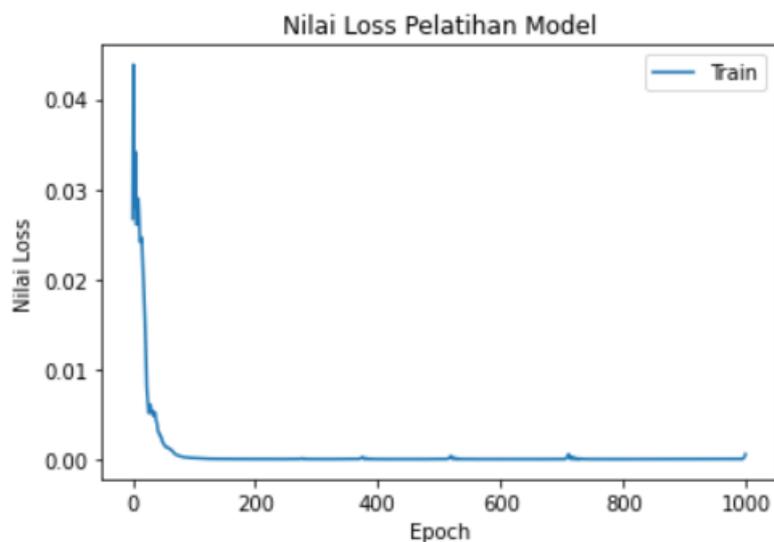
Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	6.26%	0.0052	10.62%	0.0096
2	5.94%	0.0044	11.00%	0.0087
3	9.03%	0.0094	12.04%	0.0102
4	6.90%	0.0063	10.21%	0.0083
5	5.85%	0.0040	9.91%	0.0082
Rata-Rata	6.80%	0.0058	10.75%	0.0090
MIN	5.85%	0.0040	9.91%	0.0082
MAX	9.03%	0.0094	12.04%	0.0102

Pada tabel 4.14 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 10. Berdasarkan Tabel 4.14, model 10 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 6.80% dan rata-rata MSE sebesar 0.0058 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk

pembagian data 80:20 adalah 10.75% dan 0.0090. Nilai MAPE tertinggi adalah 12.04% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0102. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 5.85% dan nilai MSE terendah adalah 0.0040. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-5 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-5 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.11 Model 11

Pengujian model 11 akan menggunakan parameter 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 8, 10, dan 12 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.05, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 11:



Gambar 4.11 Grafik Nilai *Loss* Model 11 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.11, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

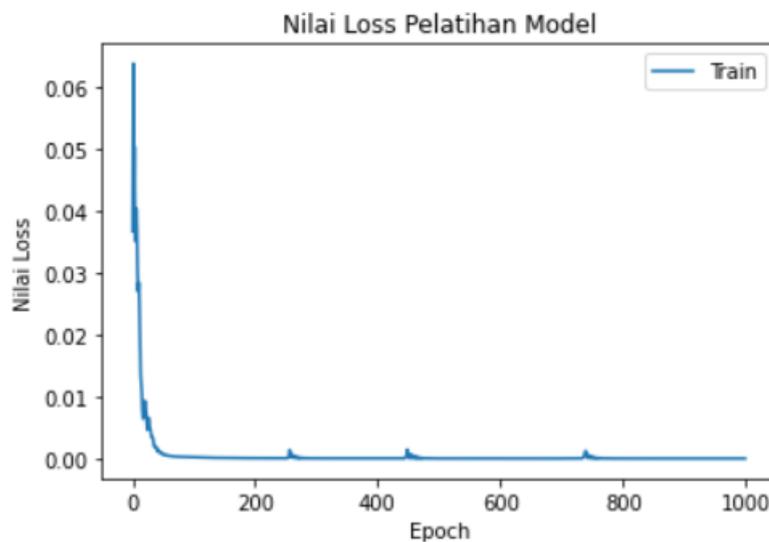
Tabel 4.15 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 11 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	6.95%	0.0060	9.71%	0.0971
2	7.62%	0.0076	9.87%	0.0987
3	7.29%	0.0071	9.44%	0.0944
4	8.73%	0.0092	9.93%	0.0993
5	8.19%	0.0084	9.26%	0.0926
Rata-Rata	7.76%	0.0076	9.64%	0.0078
MIN	6.95%	0.0060	9.26%	0.0076
MAX	8.73%	0.0092	9.93%	0.0079

Pada tabel 4.15 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 11. Berdasarkan Tabel 4.15, model 11 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 7.76% dan rata-rata MSE sebesar 0.0076 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 9.64% dan 0.0078. Nilai MAPE tertinggi adalah 9.93% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.0092. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 6.95% dan nilai MSE terendah adalah 0.0060. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-1 dari pembagian data 60:40 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-1 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.2.12 Model 12

Pengujian model 12 akan menggunakan parameter 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki jumlah *neuron* sebanyak 8, 10, dan 12 *neuron*. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.1, dan proses pelatihan dilakukan selama 1000 *epoch*. Proses pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 60:40 dan 80:20. Berikut merupakan grafik perubahan nilai *loss* selama proses pelatihan model 12:



Gambar 4.12 Grafik Nilai *Loss* Model 12 ANN *Backpropagation*

Nilai *loss* merupakan nilai yang menunjukkan seberapa jauh model tersebut dari hasil yang diharapkan. Semakin kecil nilai *loss*, maka semakin baik performa dari model tersebut. Dari grafik yang dihasilkan pada Gambar 4.12, dapat dilihat bahwa nilai *loss* mulai menurun dan mencapai titik stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah konvergen. Konvergensi dapat dikenali dari nilai *loss* yang semakin stabil dan tidak lagi mengalami perubahan yang signifikan.

Tabel 4.16 Hasil MAPE dan MSE Pengujian Model 12 ANN *Backpropagation*

Percobaan	MAPE (60:40)	MSE (60:40)	MAPE (80:20)	MSE (80:20)
1	14.12%	0.0203	10.09%	0.0087
2	11.74%	0.0147	11.34%	0.0116
3	43.00%	0.1424	10.97%	0.0106
4	11.71%	0.0147	12.05%	0.0110
5	12.86%	0.0172	11.91%	0.0121
Rata-Rata	18.68%	0.0419	11.27%	0.0108
MIN	11.71%	0.0147	10.09%	0.0087
MAX	43.00%	0.1424	12.05%	0.0121

Pada tabel 4.16 menunjukkan hasil MAPE dan MSE yang diperoleh dari pengujian Model 12. Berdasarkan Tabel 4.16, model 12 menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 18.68% dan rata-rata MSE sebesar 0.0419 untuk pembagian data training dan testing dengan perbandingan 60:40. Rata-rata MAPE dan MSE untuk pembagian data 80:20 adalah 11.27% dan 0.0108. Nilai MAPE tertinggi adalah 43.00% dan nilai MSE tertinggi adalah 0.1424. Sementara itu, nilai MAPE terendah adalah 10.09% dan nilai MSE terendah adalah 0.0087. Kesimpulan yang bisa diambil adalah percobaan dengan MAPE dan MSE terendah menunjukkan hasil yang paling bagus. Dalam hal ini, percobaan ke-1 dari pembagian data 80:20 menunjukkan nilai MAPE dan nilai MSE terendah. Oleh karena itu, percobaan ke-1 merupakan percobaan yang paling baik dari semua percobaan.

4.3 Pembahasan

Setelah dilakukan pengujian model dari 12 model yang berbeda dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network Backpropagation*. Berikut merupakan hasil dari model tersebut :

Tabel 4.17 Hasil Pengujian Model Metode ANN *Backpropagation*

Model	Pembagian Data	Rata-Rata MAPE	Rata-Rata MSE	MIN MAPE	MIN MSE	MAX MAPE	MAX MSE
Model 1	60:40	7.95%	0.0076	5.76%	0.0038	11.62%	0.0139
	80:20	11.79%	0.0103	11.28%	0.0100	12.56%	0.0111
Model 2	60:40	6.27%	0.0047	5.99%	0.0044	6.53%	0.0050
	80:20	11.79%	0.0103	11.21%	0.0089	12.76%	0.0115
Model 3	60:40	12.17%	0.0172	7.23%	0.0062	18.76%	0.0323
	80:20	11.77%	0.0100	9.82%	0.0079	12.54%	0.0124
Model 4	60:40	7.21%	0.0067	6.08%	0.0050	9.36%	0.0099
	80:20	11.35%	0.0095	10.18%	0.0082	11.85%	0.0100
Model 5	60:40	7.90%	0.0079	7.11%	0.0066	8.69%	0.0093
	80:20	9.89%	0.0083	9.42%	0.0078	10.21%	0.0089
Model 6	60:40	14.39%	0.0218	11.20%	0.0137	23.68%	0.0470
	80:20	12.33%	0.0125	10.39%	0.0093	14.20%	0.0155
Model 7	60:40	13.84%	0.0205	7.04%	0.0062	19.20%	0.0334
	80:20	10.69%	0.0094	10.09%	0.0089	12.54%	0.0111
Model 8	60:40	6.90%	0.0063	6.20%	0.0049	8.15%	0.0081
	80:20	11.76%	0.0102	9.81%	0.0085	12.85%	0.0117
Model 9	60:40	12.69%	0.0183	7.01%	0.0061	23.78%	0.0474
	80:20	10.63%	0.0093	9.92%	0.0087	12.17%	0.0105
Model 10	60:40	6.80%	0.0058	5.85%	0.0040	9.03%	0.0094
	80:20	10.75%	0.0090	9.91%	0.0082	12.04%	0.0102
Model 11	60:40	7.76%	0.0076	6.95%	0.0060	8.73%	0.0092
	80:20	9.64%	0.0078	9.26%	0.0076	9.93%	0.0079
Model 12	60:40	18.68%	0.0419	11.71%	0.0147	43.00%	0.1424
	80:20	11.27%	0.0108	10.09%	0.0087	12.05%	0.0121

Tabel 4.17 hasil pengujian model pada metode ANN *Backpropagation* menunjukkan performa dari 12 model yang diuji dengan 2 rasio pembagian data, yaitu 60:40 dan 80:20. Setiap model memiliki rata-rata MAPE dan rata-rata MSE, yang menunjukkan tingkat keakuratan dari model. Berdasarkan tabel, dapat disimpulkan bahwa model 2 memiliki performa terbaik sebagai model ANN *Backpropagation*, dengan rata-rata MAPE dan MSE terendah dibandingkan model lainnya. Model 10 dan model 8 menempati peringkat kedua dan ketiga sebagai model terbaik berdasarkan nilai rata-rata MAPE dan MSE-nya. Ketiga model terbaik tersebut didapatkan dari pengujian dengan pembagian data 60:40.

Berikut merupakan hasil MAPE dan MSE yang dihasilkan dari model 2 untuk variabel lengkap dan model 6 untuk pengurangan variabel, kedua model tersebut merupakan model terbaik dari metode ANN *Backpropagation* :

Tabel 4.18 MAPE dan MSE model terbaik ANN *Backpropagation*

MAPE (Variabel lengkap)	MSE (Variabel lengkap)	MAPE (Pengurangan Variabel)	MSE (Pengurangan Variabel)
6.27%	0.0047	11.86%	0.0127

Tabel 4.18 menunjukkan nilai MAPE dan MSE dari model terbaik untuk prediksi kemiskinan menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN) *Backpropagation*. Terdapat dua model yang dibandingkan, yaitu model dengan variabel lengkap dan model dengan variabel yang telah dilakukan pengurangan. Model pertama menggunakan variabel lengkap dengan percobaan menggunakan jumlah neuron sebanyak 16-20, learning rate 0,05, dan rasio pembagian data 60:40. Hasil yang diperoleh adalah MAPE sebesar 6,27% dan MSE sebesar 0,0047. Model kedua menggunakan variabel yang telah dilakukan pengurangan pada variabel yang memiliki nilai tidak lengkap atau nilai 0 nya lebih dari 1 seperti pada kabupaten Pangandaran dan Bandung Barat yang merupakan kabupaten baru sehingga belum memiliki persentase kemiskinan dari tahun 2002-2006 untuk kabupaten Bandung Barat dan 2002-2014 untuk kabupaten Pangandaran. Model ini menggunakan percobaan dengan jumlah neuron sebanyak 16-20-24, learning rate 0,1, dan rasio pembagian data 80:20. Hasil yang diperoleh adalah MAPE sebesar 11,86% dan MSE sebesar 0,0127.

Dari tabel dapat disimpulkan bahwa MAPE dan MSE yang dihasilkan dari variabel yang lengkap menghasilkan MAPE dan MSE yang lebih baik karena memiliki hasil dengan nilai lebih rendah.

Tabel 4.19 Hasil Pengujian Model 2 ANN *Backpropagation* dengan variabel lengkap

Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.380135	9.18	9.564278
0.376517	0.348808	9.53	9.26746
0.315303	0.312005	8.95	8.918752
0.289974	0.271467	8.71	8.53465
0.156992	0.250278	7.45	8.333886
0.100000	0.248710	6.91	8.319029
0.202375	0.232648	7.88	8.166836
0.257256	0.233362	8.4	8.173605

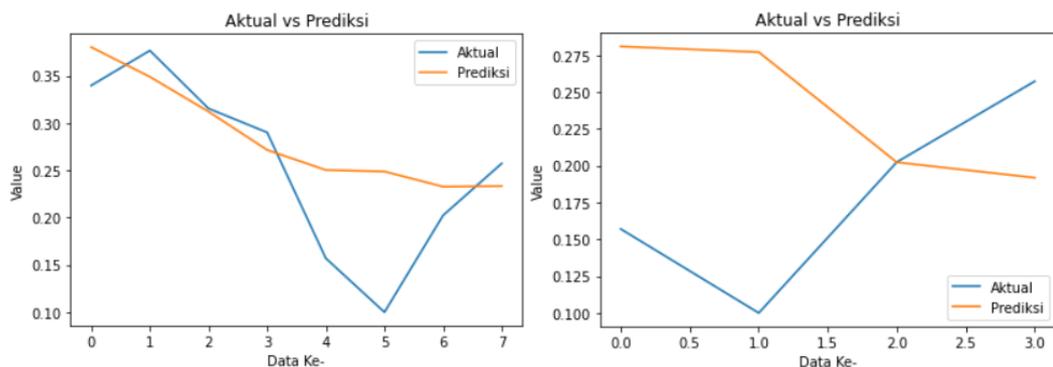
Tabel 4.19 menunjukkan hasil pengujian model 2 ANN *Backpropagation* dengan variabel lengkap. Dari tabel di atas, dapat disimpulkan bahwa model 2 ANN *Backpropagation* dengan variabel lengkap mampu memprediksi nilai kemiskinan dengan baik. Hal ini dapat dilihat dari nilai data aktual (denormalisasi) yang relatif mendekati dengan nilai data prediksi (denormalisasi) pada setiap baris. Namun, terdapat beberapa nilai yang memiliki selisih yang cukup besar antara data aktual dan data prediksi, seperti pada data aktual dengan nilai 7.45 yang diprediksi sebesar 8.333886 dan data aktual dengan nilai 6.91 yang diprediksi sebesar 8.319029.

Tabel 4.20 Hasil Pengujian Model 6 ANN *Backpropagation* dengan variabel tidak lengkap

Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.280893	7.45	8.623958
0.100000	0.277034	6.91	8.587395
0.202375	0.202257	7.88	7.87889
0.257256	0.191796	8.4	7.779765

Tabel 4.20 menunjukkan hasil pengujian model 6 ANN *Backpropagation* dengan variabel tidak lengkap. Dapat disimpulkan bahwa data aktual dan prediksi tidak selalu sama, beberapa data prediksi lebih tinggi atau lebih rendah

dibandingkan data aktual. Seperti terdapat beberapa nilai yang memiliki selisih yang cukup besar antara data aktual dan data prediksi, seperti pada data aktual dengan nilai 7.45 yang diprediksi sebesar 8.623958 dan data aktual dengan nilai 6.91 yang diprediksi sebesar 8.587395. Data aktual dan prediksi tersebut dapat digambarkan pada grafik berikut :



a. Gambar dari variabel lengkap

b. Gambar dari variabel tidak lengkap

Gambar 4.13 Grafik perbandingan actual prediksi model terbaik ANN *Backpropagation*

Pada Gambar 4.13 diatas menunjukkan perbandingan antara data aktual dan data prediksi dari model terbaik dari metode ANN *Backpropagation* dengan input menggunakan variabel lengkap dan variabel tidak lengkap. Dari visualisasi tersebut, dapat dilihat bahwa model ANN *Backpropagation* dengan variabel lengkap menghasilkan prediksi yang lebih akurat daripada model dengan variabel tidak lengkap. Hal ini dapat dilihat dari data prediksi pada variabel lengkap lebih mendekati data aktual jika dibandingkan dengan variabel tidak lengkap yang cenderung menjauhi data actual. Dari percobaan dapat disimpulkan bahwa semakin dekat nilai data aktual dan data prediksi, berarti semakin baik kualitas model dalam memprediksi.

Sedangkan pada metode *Linear Regression* setelah dilakukan pengujian. Hasil pengujian terbaik pada metode ini yaitu, sebagai berikut:

Tabel 4.21 MAPE dan MSE metode *Linear Regression*

MAPE (Variabel lengkap)	MAPE (Pengurangan Variabel)
9.19%	9.72%

Dari tabel 4.21 merupakan hasil MAPE dari metode *Linear Regression* yang terdiri dari percobaan menggunakan variabel yang masih lengkap dan variabel yang telah dilakukan pengurangan pada variabel yang memiliki nilai tidak lengkap atau nilai 0 nya lebih dari 1 seperti pada kabupaten Pangandaran dan Bandung Barat yang merupakan kabupaten baru sehingga belum memiliki persentase kemiskinan dari tahun 2002-2006 untuk kabupaten Bandung Barat dan 2002-2014 untuk kabupaten Pangandaran. Dari tabel dapat disimpulkan bahwa MAPE yang dihasilkan dari variabel yang masih lengkap menghasilkan MAPE yang lebih baik karena memiliki hasil dengan nilai lebih rendah.

Selanjutnya dilakukan uji *linieritas* dengan SPSS dilakukan untuk memastikan bahwa hubungan antara variabel *independen* dan variabel *dependen* bersifat *linier*. Hal ini sangat penting karena jika hubungan tersebut tidak *linier*, maka model *Regresi Linier* tidak dapat digunakan.

Tabel 4.22 Hasil uji linearitas

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kab.bogor	Between Groups	16	5.092	3.403	.405
	Linearity	1	62.343	41.660	.998
	Deviiation from Linearity	15	1.275	.852	.704
	Within Groups	1	1.496		
Total	82.969	17			

			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kab.cianjur	Between Groups	(Combined)	82.833	16	5.177	38.292	.126
		Linearity	66.008	1	66.008	488.227	.029
		Deviation from Linearity	16.825	15	1.122	8.296	.267
	Within Groups	135	1	135			
	Total	82.969	17				
			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kab.bandungbarat	Between Groups	(Combined)	79.742	13	6.134	7.603	.032
		Linearity	31.746	1	31.746	39.349	.003
		Deviation from Linearity	47.996	12	4.000	4.958	.067
	Within Groups	3.227	4	.807			
	Total	82.969	17				
			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kab.pangandaran	Between Groups	(Combined)	43,189	5	8.638	2.606	.081
		Linearity	40.656	1	40.656	12.264	.004
		Deviation from Linearity	2,534	4	.633	.191	.938
	Within Groups	39.779	12	3.315			
	Total	82.969	17				
			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kota.bogor	Between Groups	(Combined)	81.524	16	5.095	3.526	.398
		Linearity	17.395	1	17.395	12.038	.179
		Deviation from Linearity	64.129	15	4.275	2.959	.430
	Within Groups	1.445	1	1.445			
	Total	82.969	17				
			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kota.bandung	Between Groups	(Combined)	64.421	15	4.295	.463	.850
		Linearity	12.517	1	12.517	1.350	.365
		Deviation from Linearity	51.904	14	3.707	.400	.882
	Within Groups	18.547	2	9.274			

Total			82.969	17			
			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kota.cirebon	Between Groups	(Combined)	82.296	16	5.143	7.645	.278
		Linearity	10.988	1	10.988	16.332	.154
		Deviation from Linearity	71.307	15	4.754	7.066	.288
	Within Groups		.673	1	.673		
Total			82.969	17			
			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Jumlah kemiskinan *kota.depok	Between Groups	(Combined)	82.655	15	5.510	35.097	.028
		Linearity	37.024	1	37.024	235.819	.004
		Deviation from Linearity	45.631	14	3.259	20.760	.047
	Within Groups		.314	2	.157		
Total			82.969	17			

Tabel 4.22 menunjukkan hasil dari uji linearitas. Kesimpulan dari hasil uji linearitas adalah dengan mengamati nilai Sig (p-value) pada bagian *Deviation from Linearity*. Jika nilai Sig (p-value) kurang dari 0,05, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat hubungan *linear* antara variabel *independen* dan *dependen*. Sebaliknya, jika nilai Sig (p-value) lebih dari 0,05, dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan *linear* antara variabel *independen* dan *dependen* (Widhiarso, 2010). Berdasarkan hasil uji linearitas pada variabel jumlah kemiskinan terhadap beberapa kabupaten/kota diatas, dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan linear antara variabel jumlah kemiskinan dengan kabupaten Bogor, kabupaten Cianjur, kabupaten Bandung Barat, kabupaten Pangandaran, kota Bogor, kota Bandung, dan kota Cirebon. Sedangkan pada kota depok tidak terdapat hubungan linear antara variabel jumlah kemiskinan dengan kabupaten/kota tersebut dikarenakan nilai Sig pada bagian *Deviation from Linearity* kurang dari 0,05.

Tabel 4.23 Data aktual dan prediksi metode *Linear Regression* variabel lengkap

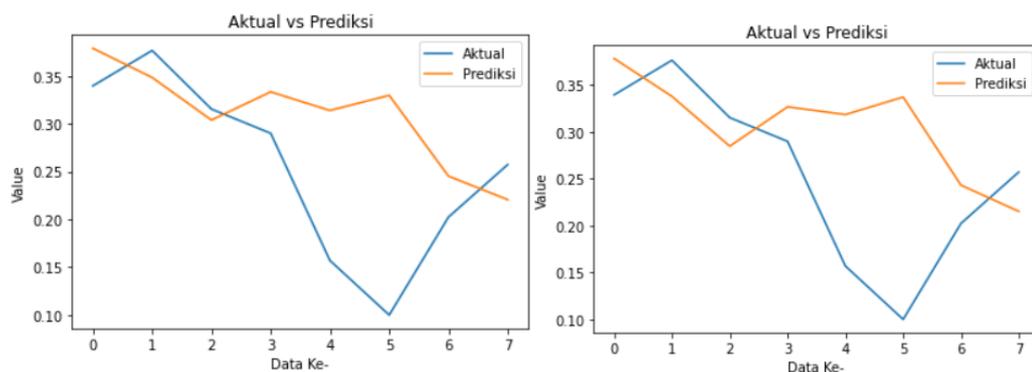
Aktual (Normalisasi)	Prediksi (Normalisasi)	Aktual (Denormalisasi)	Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.378799	9.18	9.551623
0.376517	0.348285	9.53	9.262504
0.315303	0.303818	8.95	8.841174
0.289974	0.333262	8.71	9.120153
0.156992	0.313821	7.45	8.935954
0.100000	0.329654	6.91	9.085972
0.202375	0.245181	7.88	8.285588
0.257256	0.220594	8.4	8.052625

Tabel 4.24 Data aktual dan prediksi metode *Linear Regression* variabel tidak lengkap

Aktual (Normalisasi)	Prediksi (Normalisasi)	Aktual (Denormalisasi)	Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.378381	9.18	9.547662
0.376517	0.337963	9.53	9.164700
0.315303	0.284823	8.95	8.661199
0.289974	0.326797	8.71	9.058899
0.156992	0.318553	7.45	8.980790
0.100000	0.337238	6.91	9.157832
0.202375	0.243237	7.88	8.267173
0.257256	0.215259	8.4	8.002082

Tabel 4.23 dan 4.24 menunjukkan hasil pengujian *Linear Regression*

dengan variabel lengkap dan tidak lengkap. Dapat disimpulkan bahwa data aktual dan prediksi tidak selalu sama, beberapa data prediksi lebih tinggi atau lebih rendah dibandingkan data aktual. Data aktual dan prediksi tersebut dapat digambarkan pada grafik berikut :



Gambar dari variabel lengkap

b. Gambar dari variabel tidak lengkap

Gambar 4.14 Grafik perbandingan actual prediksi model 2 *Linear Regression*

Pada Gambar 4.14 diatas menunjukkan perbandingan antara data aktual dan data prediksi dari model 2 dengan input menggunakan variabel lengkap dan variabel tidak lengkap. Dari visualisasi tersebut, dapat dilihat bahwa model *Linear*

Regression dengan variabel lengkap menghasilkan prediksi yang lebih akurat daripada model dengan variabel tidak lengkap. Hal ini dapat dilihat dari data prediksi pada variabel lengkap lebih mendekati data aktual jika dibandingkan dengan variabel tidak lengkap yang cenderung menjauhi data actual. Dari percobaan dapat disimpulkan bahwa semakin dekat nilai data aktual dan data prediksi, berarti semakin baik kualitas model dalam memprediksi.

Berikut merupakan perbandingan waktu eksekusi yang dihasilkan oleh metode ANN *backpropagation* dan *Linear Regression* :

Tabel 4.25 Hasil waktu eksekusi dari kedua metode

Waktu Eksekusi Metode <i>Linear Regression</i>	Waktu Eksekusi Metode ANN <i>backpropagation</i>
0.11697 detik	22.05985 detik

Dari Tabel 4.25 menunjukkan hasil waktu eksekusi yang dihasilkan dari metode ANN *backpropagation* dan *Linear Regression*. Kesimpulan dari hasil tersebut yaitu bahwa metode *Linear Regression* memiliki waktu lebih singkat dalam memproses data pelatihan jika dibandingkan dengan metode ANN *backpropagation* yang memerlukan waktu lebih lama dalam memproses data. Selisih waktu eksekusi antara kedua metode, yaitu: 22.05985 detik - 0.11697 detik = 21.94288 detik. Persentase keunggulan metode metode *Linear Regression* adalah:

$$\text{Persentase Perbedaan Waktu Eksekusi} = \frac{22.05985}{0.11697} \times 100\% = 18859\%$$

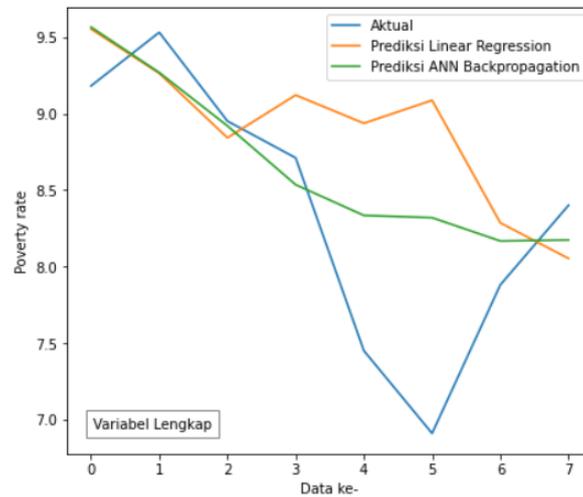
Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa waktu eksekusi metode *Linear Regression* lebih cepat sekitar 188% dibandingkan dengan metode ANN *Backpropagation*. Artinya, waktu eksekusi metode *Linear Regression* jauh lebih singkat dibandingkan dengan metode ANN *Backpropagation*.

Tabel 4.26 Perbandingan prediksi dari model terbaik yang dihasilkan kedua metode

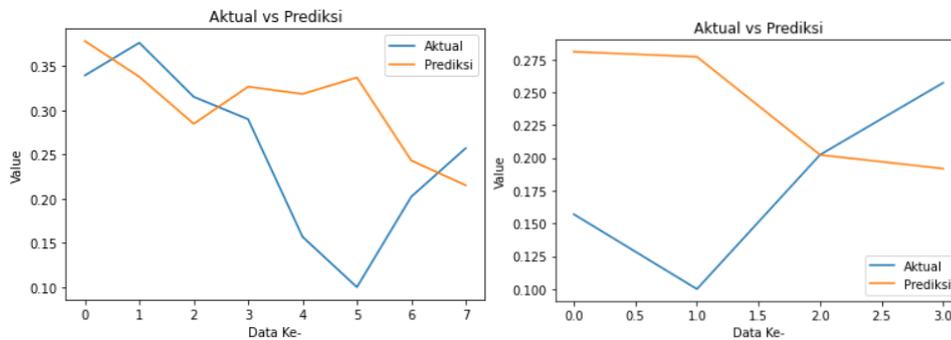
Aktual	Variabel Lengkap		Variabel Tidak Lengkap	
	Prediksi (<i>Linear Regression</i>)	Prediksi (ANN <i>backpropagation</i>)	Prediksi (<i>Linear Regression</i>)	Prediksi (ANN <i>backpropagation</i>)
9.18	9.551623	9.564278	9.547662	-
9.53	9.262504	9.26746	9.164700	
8.95	8.841174	8.918752	8.661199	
8.71	9.120153	8.53465	9.058899	
7.45	8.935954	8.333886	8.980790	8.623958
6.91	9.085972	8.319029	9.157832	8.587395
7.88	8.285588	8.166836	8.267173	7.87889
8.4	8.052625	8.173605	8.002082	7.779765

Berikut merupakan gambar grafik dari tabel perbandingan menggunakan

variabel lengkap :



Gambar 4.15 Grafik perbandingan menggunakan variabel lengkap yang dihasilkan metode *Linear Regression* dan *ANN backpropagation*



a. Gambar dari metode *Linear Regression* b. Gambar dari *ANN Backpropagation*
 Gambar 4.16 Grafik perbandingan menggunakan variabel tidak lengkap

Tabel 4.26, Gambar 4.15, dan Gambar 4.16 membandingkan data aktual dengan data prediksi dari dua model terbaik, yaitu *Linear Regression* dan *ANN Backpropagation* dengan menggunakan input lengkap dan tidak lengkap. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa *ANN Backpropagation* dengan input lengkap lebih baik dalam memprediksi dibandingkan dengan *Linear Regression*. Hal ini disebabkan oleh kemampuan ANN untuk memodelkan hubungan yang lebih kompleks antara variabel input dan output, sehingga dapat menangkap pola dan karakteristik yang lebih kompleks daripada model *Linear Regression* yang hanya mampu memodelkan hubungan *linier* antara variabel.

Dalam percobaan, rasio pembagian data 60:40 menghasilkan hasil terbaik karena dapat menghindari overfitting. Overfitting terjadi karena model yang dibuat terlalu kompleks dan over-adaptasi terhadap data training yang digunakan. Jika dilihat dari grafik actual dan prediksi antara percobaan dengan rasio pembagian data 60:40 dan 80:20 untuk grafik actual pada rasio 60:40 meskipun grafik actual cenderung menurun, model masih dapat mempelajari pola dengan baik sehingga jarak antara actual dan prediksi tidak terlalu jauh. Sedangkan untuk rasio pembagian data 80:20, meskipun grafik actual tidak menunjukkan penurunan yang signifikan, namun terdapat jarak yang cukup jauh antara data aktual dan prediksi, hal ini menunjukkan bahwa model tidak dapat menyesuaikan dengan data uji dengan baik. Namun, telah diketahui bahwa data yang digunakan tidak terdistribusi secara normal karena terjadi penurunan drastis pada beberapa tahun, terutama yang dipengaruhi oleh pandemi Covid-19.

Pada Gambar 4.15, data ke-4 dan ke-5 menunjukkan kenaikan angka kemiskinan yang disebabkan oleh beberapa peristiwa. Selama tahun 2019 hingga 2021, angka kemiskinan meningkat karena dampak pandemi Covid-19. Sedangkan dari tahun 2012 hingga 2021, kota Tasikmalaya memiliki persentase penduduk miskin tertinggi karena banyak kegiatan ekonomi yang mengalami penurunan bahkan terhenti berproduksi akibat pandemi Covid-19 (Pemkot Tasikmalaya, 2022). Di sisi lain, kota Depok memiliki persentase penduduk miskin terendah karena pemerintah Kota Depok telah menerapkan berbagai program untuk menekan angka kemiskinan, seperti program 5.000 wirausaha baru dan 1.000 perempuan pengusaha, serta Kartu Depok Sejahtera (KDS) dan upaya untuk menyelesaikan ketidaksesuaian antara lulusan dan dunia kerja (Pemkot Depok, 2022). Kebijakan tersebut terbukti efektif untuk menurunkan angka kemiskinan di kota Depok.

Tabel 4.27 Hasil MAPE dari kedua metode

MAPE <i>Linear Regression</i>	MAPE <i>Linear Regression</i> (Pengurangan Variabel)	MAPE ANN <i>backpropagation</i>	MAPE ANN <i>backpropagation</i> (Pengurangan Variabel)
9.19%	9.72%	6.27%	11.86%

Tabel 4.27 menunjukkan hasil perbandingan MAPE antara metode *Linear Regression* dan metode *ANN Backpropagation*, pada dataset dengan variabel lengkap dan dataset dengan pengurangan variabel. Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa pada dataset dengan variabel lengkap, metode *ANN Backpropagation* lebih baik dalam memprediksi kemiskinan dibandingkan dengan metode *Linear Regression* karena memiliki MAPE yang lebih kecil. Namun, pada dataset dengan pengurangan variabel, metode *Linear Regression* lebih baik dalam memprediksi kemiskinan.

Perbedaan ini disebabkan karena *ANN Backpropagation* dapat memberikan hasil akurasi yang lebih baik ketika menggunakan lebih banyak variabel input atau *independent* variabel. Sedangkan *Linear Regression* lebih baik dalam dataset dengan pengurangan variabel karena hanya mempertimbangkan variabel yang paling signifikan dalam memprediksi kemiskinan. Secara keseluruhan, metode *ANN Backpropagation* lebih baik karena mampu digunakan untuk semua jenis data, baik data dengan variabel *linier* maupun yang belum *linier*. Hasil MAPE terkecil yang diperoleh adalah sebesar 6,27%.

Dari uji normalitas seperti pada Tabel 4.1 didapatkan hasil terdapat beberapa variabel yang tidak terdistribusi normal. Jika variabel-variabel yang tidak terdistribusi normal tersebut digunakan sebagai input dalam model *Linear Regression*, dapat terjadi bias pada hasil prediksi dan menyebabkan nilai MAPE yang lebih tinggi. Oleh karena itu, sebaiknya dilakukan transformasi data atau penggunaan metode lain yang lebih cocok untuk data yang tidak terdistribusi normal, seperti *ANN backpropagation*.

Selanjutnya dilakukan tahapan validasi model untuk mengevaluasi kinerja model dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Proses ini membagi data menjadi k bagian (fold). Nilai k yang digunakan pada penelitian ini adalah 5. Kemudian, k bagian tersebut digunakan secara bergantian sebagai data uji dan data pelatihan. Hal ini dilakukan sebanyak 5 kali hingga setiap bagian data digunakan sebagai data uji. Setelah itu, hasil dari setiap kali pengujian dicari rata-ratanya untuk mengetahui akurasi model secara keseluruhan. Berikut merupakan hasil *K-Fold Cross Validation* pada kedua metode :

Tabel 4.28 Hasil dari *K-Fold Cross Validation*

Metode	MAPE Score	Rata-Rata MAPE Score
<i>ANN-Backpropagation</i>	0.8008%	0.5233%
	0.5462%	
	0.7019%	
	0.3127%	
	0.2550%	
<i>Linear Regression</i>	12.4034%	21.0944%
	19.5271%	
	21.1102%	
	22.2679%	
	30.1636%	

Tabel 4.28 tersebut menunjukkan hasil dari *K-Fold Cross Validation* pada dua metode, yaitu *ANN-Backpropagation* dan *Linear Regression*. Pada pengukuran akurasi *K-Fold Cross Validation* menggunakan data MAPE. Dari tabel, dapat dilihat bahwa metode *ANN-Backpropagation* memiliki rata-rata MAPE Score sebesar 0.5233%, yang lebih kecil dibandingkan dengan rata-rata MAPE Score pada metode *Linear Regression* yaitu 21.0944%. Oleh karena itu, model *ANN-Backpropagation* lebih akurat dalam hal prediksi dibandingkan dengan *Linear Regression*.

Berdasarkan model terbaik dari percobaan menggunakan metode *ANN Backpropagation* dan *Linear Regression* prediksi yang dihasilkan untuk tahun 2023 adalah sebagai berikut :

Tabel 4.29 Hasil prediksi dengan pengujian berdasarkan model terbaik

Input (Data normalisasi persentase kemiskinan di tahun 2021)	Output <i>Linear Regression</i> (Hasil Prediksi tahun 2023)	Output ANN <i>Backpropagation</i> (Hasil Prediksi tahun 2023)
0.33, 0.31, 0.42, 0.30, 0.41, 0.42, 0.32, 0.49, 0.46, 0.46, 0.41, 0.48, 0.39, 0.35, 0.35, 0.23, 0.43, 0.38, 0.30, 0.33, 0.21, 0.39, 0.22, 0.15, 0.24, 0.49, 0.29	0.5812569 Denormalisasi: 16.1033%	0.5797493 Denormalisasi: 16.0562%

Tabel 4.29 menunjukkan hasil prediksi tahun 2023. Data input yang digunakan yaitu data normalisasi persentase kemiskinan pada tahun 2021 dari

beberapa kabupaten/kota yang ada di Jawa Barat dengan jumlah sebanyak 28 kabupaten/kota. Output dari *Linear Regression* dan *ANN Backpropagation* adalah hasil prediksi untuk tahun 2023 berdasarkan model terbaik. Output dari *Linear Regression* yaitu 0.5812569, sedangkan output dari *ANN Backpropagation* yaitu 0.5797493.

4.4 Integrasi Islam

Pada penelitian ini, diterapkan 3 konsep muamalah. Muamalah merupakan hubungan manusia, baik itu dengan Allah, sesama manusia, maupun dengan alam. Tiga konsep muamalah yang terdapat pada penelitian ini antara lain *muamalah ma'a Allah*, *muamalah ma'a an-nas*, dan *muamalah ma'a al-alam*.

4.4.1 *Muamalah Ma'a Allah*

Masalah kemiskinan merupakan masalah yang diakui sebagai masalah penting dalam Islam. Al-Quran menyatakan bahwa setiap Muslim harus berpartisipasi dalam menanggulangi kemiskinan sesuai dengan kemampuan mereka, dan orang yang enggan melakukannya dianggap sebagai orang yang mendustakan agama. Seperti dalam surat al-Ma'un ayat 1-3 :

أَرَأَيْتَ الَّذِي يُكَذِّبُ بِالْإِيمَانِ ﴿١﴾ فَذَلِكَ الَّذِي يَدْعُ الْيَتِيمَ ﴿٢﴾
وَلَا يَحْضُرْ عَلَىٰ طَعَامِ الْمَسْكِينِ ﴿٣﴾

“Tahukah kamu (orang) yang mendustakan agama? Itulah orang yang menghardik anak yatim, dan tidak menganjurkan memberi Makan orang miskin.” (Q. S. Al-Ma'un (107): 1-3).

Berikut merupakan tafsir dari surat al-Ma'un ayat 1-3 dari Tafsir Ibnu Katsir dan Tafsir Jalalain :

Tabel 4.30 Tafsir surat al-Ma'un ayat 1-3

	Tafsir Ibnu Katsir	Tafsir Jalalain
Tafsir	Orang yang mendustakan <i>ad-Diin</i> , yaitu hari kebangkitan serta pemberian balasan dan pahala? Itula orang yang menghardik anak yatim. Yakni, orang yang berbuat sewenang-wenang terhadap anak yatim dan men-zhalimi haknya, tidak memberinya makan serta tidak juga berbuat baik kepadanya. Dan tidak menganjurkan memberi makan orang miskin (Al-Sheikh, 2005).	(Tahukah kamu orang yang mendustakan hari pembalasan?) atau adanya hari hisab dan hari pembalasan amal perbuatan. Maksudnya apakah kamu mengetahui orang itu? Jika kamu belum mengetahui: (Maka dia itulah sesudah huruf Fa ditetapkan adanya lafal Huwa, artinya maka dia itulah (orang yang menghardik anak yatim) yakni menolaknya dengan keras dan tidak mau memberikan hak yang seharusnya ia terima. (Dan tidak menganjurkan) dirinya atau orang lain (memberi makan orang miskin) ayat ini diturunkan berkenaan dengan orang yang bersikap demikian, yaitu Al-'Ash bin Wail atau Walid bin Mughirah (Imam Jalaludin Muhammad, 2010).
Persamaan	Orang yang mendustakan agama	Orang yang mendustakan agama
	Tidak peduli dengan nasib anak yatim	Tidak peduli dengan nasib anak yatim
	Tidak menganjurkan memberi makan orang miskin	Tidak menganjurkan memberi makan orang miskin
Perbedaan	Lebih menekankan pada mengingkari hari kebangkitan dan pemberian balasan dengan berbuat sewenang-wenang terhadap anak yatim dan men-zhalimi haknya	Lebih menekankan pada adanya hari hisab dan hari pembalasan amal perbuatan dengan menolak keras memberikan hak yang seharusnya diterima oleh anak yatim
	Tidak disebutkan nama orang yang bersikap demikian	Menyebutkan nama orang yang bersikap demikian yaitu Al-'Ash bin Wail atau Walid bin Mughirah

Pesan dari surat al-Ma'un ayat 1-3 tersebut adalah mengajak manusia untuk berbuat baik kepada sesama, terutama kepada orang yang membutuhkan seperti anak yatim dan orang miskin, serta tidak menyombongkan diri dalam beribadah.

4.4.2 *Muamalah Ma'a an-Nas*

Manfaat dari penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak pemerintah dalam mempersiapkan tindakan untuk mengatasi masalah kemiskinan di masa yang akan datang sehingga angka kemiskinan dapat mengalami penurunan. Namun, perbaikan masih diperlukan pada model yang dibangun untuk memastikan hasil

yang lebih akurat. Upaya ini tidak hanya akan membantu banyak orang, tetapi juga merupakan bagian dari amal baik yang dianjurkan dalam Al-Qur'an, yaitu pada surah Al-Qasas Ayat 84 :

مَنْ جَاءَ بِالْحَسَنَةِ فَلَهُ خَيْرٌ مِنْهَا وَمَنْ جَاءَ بِالسَّيِّئَةِ فَلَا يُجْزَى الَّذِينَ عَمِلُوا السَّيِّئَاتِ إِلَّا مَا كَانُوا يَعْمَلُونَ

“Barangsiapa datang dengan (membawa) kebaikan, maka dia akan mendapat (pahala) yang lebih baik daripada kebbaikannya itu; dan barang siapa datang dengan (membawa) kejahatan, maka orang-orang yang telah mengerjakan kejahatan itu hanya diberi balasan (seimbang) dengan apa yang dahulu mereka kerjakan.” (QS. Al-Qasas (28): 84).

Berikut merupakan tafsir dari surat Al-Qasas Ayat 84 dari Tafsir Ibnu Katsir dan Tafsir Jalalain :

Tabel 4.31 Tafsir surat Al-Qasas Ayat 84

	Tafsir Ibnu Katsir	Tafsir Jalalain
Tafsir	Allah menegaskan bahwa kebahagiaan dan kenikmatan akhirat hanya dapat diterima oleh hamba-hamba-Nya yang beriman dan rendah hati. Mereka yang tidak sombong, tidak sewenang-wenang, dan tidak merugikan orang lain. Maka, jika ingin mendapatkan kebahagiaan akhirat, seharusnya memiliki sifat rendah hati dan tidak sombong serta tidak merugikan orang lain.”(Al-Sheikh, 2004)	(Barang siapa yang datang dengan membawa kebaikan, maka baginya pahala yang lebih baik daripada kebbaikannya itu) sebagai imbalan daripada kebaikan yang dibawanya, yaitu sebanyak sepuluh kali lipat dari pahala kebbaikannya (dan barang siapa yang datang dengan membawa kejahatan, maka tidaklah diberi pembalasan kepada orang-orang yang telah mengerjakan kejahatan itu melainkan) pembalasan yang seimbang (dengan apa yang dahulu mereka kerjakan) yakni dengan kejahatannya (Imam Jalaludin Muhammad, 2010).
Persamaan	Ayat tersebut menunjukkan pentingnya berbuat baik.	Ayat tersebut menunjukkan pentingnya berbuat baik.
	Ayat tersebut menegaskan bahwa orang yang membawa kebaikan akan mendapatkan pahala yang lebih baik daripada kebbaikannya itu.	Ayat tersebut menegaskan bahwa orang yang membawa kebaikan akan mendapatkan pahala yang lebih baik daripada kebbaikannya itu.
	Ayat tersebut menunjukkan bahwa Allah memberikan balasan yang seimbang dengan apa yang telah dilakukan seseorang.	Ayat tersebut menunjukkan bahwa Allah memberikan balasan yang seimbang dengan apa yang telah dilakukan seseorang.
Perbedaan	Lebih menekankan bahwa kebahagiaan dan kenikmatan akhirat hanya dapat diterima oleh orang yang beriman dan rendah hati	Lebih menekankan pada pentingnya melakukan amal baik dan menghindari perbuatan jahat.

	Menekankan bahwa jika ingin mendapatkan kebahagiaan akhirat, seharusnya memiliki sifat rendah hati dan tidak sombong serta tidak merugikan orang lain	Tidak menekankan mengenai mendaapatkan kebahagiaan di akhirat
	Tidak menekankan pahala yang diberikan oleh Allah	menekankan bahwa pahala yang diberikan oleh Allah sebanyak sepuluh kali lipat dari kebaikan yang dibawanya.

Pesan dari surat Al-Qasas Ayat 84 adalah bahwa siapa pun yang melakukan kebaikan akan mendapat balasan yang lebih baik, dan siapa pun yang melakukan kejahatan hanya akan diberi balasan seimbang dengan tindakannya.

4.4.3 *Muamalah Ma'a al-Alam*

Angka kemiskinan yang tinggi dan terus meningkat bukan hanya disebabkan oleh faktor alam, tetapi juga oleh tindakan manusia yang serakah dan tidak bertanggung jawab. Tindakan ini membuat orang lain menjadi miskin, kekurangan akses pendidikan, pekerjaan dan kesejahteraan layak. Seperti yang ditegaskan dalam QS. Al-Baqarah ayat 268 :

الشَّيْطَانُ يَعِدُكُمُ الْفَقْرَ وَيَأْمُرُكُم بِالْفَحْشَاءِ ۗ وَاللَّهُ يَعِدُكُم مَّغْفِرَةً مِّنْهُ وَفَضْلًا ۗ وَاللَّهُ وَاسِعٌ عَلِيمٌ

“Setan menjanjikan (menakut-nakuti) kemiskinan kepadamu dan menyuruh kamu berbuat keji (kikir), sedangkan Allah menjanjikan ampunan dan karunia-Nya kepadamu. Dan Allah Mahaluas, Maha Mengetahui” (QS. Al-Baqarah (2): 268).

Berikut merupakan tafsir dari surat Al-Baqarah ayat 268 dari Tafsir Ibnu Katsir dan Tafsir Jalalain :

Tabel 4.32 Tafsir surat Al-Baqarah ayat 268

	Tafsir Ibnu Katsir	Tafsir Jalalain
Tafsir	Sesungguhnya syaitan itu mempunyai dorongan atau bisikan kepada anak Adam, dan malaikat juga mempunyai dorongan atau bisikan pula. Dorongan syaitan itu berupa upayanya mengembalikan kepada kejahatan dan mendusta kan kebenaran. Sedangkan dorongan malaikat berupa upaya	Setan menjanjikan kemiskinan bagimu), artinya menakut-nakuti kamu dengan kemiskinan sekiranya kamu mengeluarkan zakat, maka hendaklah waspada (dan menyuruh kamu berbuat kejahatan) bersifat kikir dan menahan zakat (sedangkan Allah menjanjikan kepadamu) dengan

	Tafsir Ibnu Katsir	Tafsir Jalalain
	mengembalikan kepada kebaikan dan membenaran terhadap kebenaran. Barangsiapa mendapat kan hal tersebut, maka hendaklah ia mengetahui bahwa yang demikian itu dari Allah, dan hendaklah ia memanjatkan pujian kepada-Nya. Dan barang siapa mendapatkan selain dari itu, maka hendaklah ia berlindung dari syaitan (Al-Sheikh, 2001).	mengeluarkan nafkah itu (keampunan dari-Nya) terhadap dosa-dosamu (dan karunia), yakni rezeki sebagai penggantinya (dan Allah Maha Luas) karunia-Nya (lagi Maha Mengetahui) orang-orang yang suka mengeluarkan nafkah (Imam Jalaludin Muhammad, 2010).
Persamaan	Terdapat pengaruh dari setan dalam pikiran manusia	Terdapat pengaruh dari setan dalam pikiran manusia
	Manusia dianjurkan untuk memahami pengaruh tersebut dan bersikap waspada terhadap pengaruh setan	Manusia dianjurkan untuk memahami pengaruh tersebut dan bersikap waspada terhadap pengaruh setan
	Akibat dari menerima pengaruh setan tersebut dapat berdampak pada keburukan dalam kehidupan manusia	Akibat dari menerima pengaruh setan tersebut dapat berdampak pada keburukan dalam kehidupan manusia
Perbedaan	Menjelaskan bahwa pengaruh setan berupa dorongan untuk berbuat kejahatan dan mendustakan kebenaran, sedangkan pengaruh malaikat berupa dorongan untuk berbuat kebaikan dan membenarkan kebenaran.	Menjelaskan bahwa setan menjanjikan kemiskinan dan menyuruh untuk menahan zakat, sedangkan Allah menjanjikan ampunan dosa dan karunia pengganti
	Menekankan pentingnya memahami bahwa pengaruh setan dan malaikat tersebut berasal dari Allah.	Menekankan pentingnya mengeluarkan nafkah dan menghindari sifat kikir dalam memberikan zakat
	Tidak membahas tentang akibat dari menerima pengaruh tersebut	Menekankan bahwa dengan mengeluarkan nafkah akan mendapat ampunan dosa dan karunia pengganti dari Allah.

Surat Al-Baqarah ayat 268 memberikan peringatan bagi kita untuk berhati-hati dan bersikap waspada terhadap godaan setan dan untuk selalu berusaha mengikuti petunjuk Allah.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dan *Linear Regression*, dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat adalah menggunakan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* dengan variabel lengkap dengan scenario percobaan jumlah *neuron* sebanyak 16 dan 20 *neuron*, *Learning rate* 0.05, dan rasio pembagian data 60:40 menghasilkan MAPE sebesar 6,27% dan MSE sebesar 0,0047. Namun, pada dataset dengan pengurangan variabel, metode *Linear Regression* lebih baik dalam memprediksi kemiskinan, dengan rasio pembagian data 60:40 menghasilkan MAPE sebesar 9,72%.

Selain itu, dilakukan pula uji linieritas dan uji normalitas dengan SPSS untuk memastikan hubungan antara *variabel independen* dan *dependen* bersifat linier dan mengetahui status data penelitian sudah berdistribusi normal atau tidak. Uji linieritas menunjukkan adanya hubungan linear yang kurang signifikan antara jumlah kemiskinan kota Depok. Uji normalitas menunjukkan adanya beberapa variabel yang tidak terdistribusi normal. Dari kedua uji tersebut, dapat diketahui bahwa metode *ANN Backpropagation* lebih baik karena mampu digunakan untuk semua jenis data, baik data dengan *variabel linier* maupun yang belum *linier* terdistribusi normal atau tidak.

Dari segi waktu eksekusi metode *Linear Regression* lebih cepat dengan waktu eksekusi sebesar 0,11697 detik, sementara metode *ANN Backpropagation*

membutuhkan waktu eksekusi lebih lama sebesar 22,05985 detik. Secara keseluruhan, metode *ANN Backpropagation* lebih baik dalam memprediksi angka kemiskinan di Jawa Barat dibandingkan dengan metode *Linear Regression*, namun membutuhkan waktu eksekusi yang lebih lama.

5.2 Saran

Saran yang dapat penulis sampaikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

- a. Data yang digunakan lebih banyak lagi karena ANN akan dapat mempelajari lebih baik lagi dengan history data yang lebih banyak.
- b. Dapat melakukan pengujian model dengan menambah model arsitektur yang, *learning rate*, dan jumlah *epoch* yang lebih banyak untuk meningkatkan akurasi prediksi.
- c. Dapat melakukan penelitian terkait dengan menggunakan metode Machine Learning lain untuk memprediksi angka kemiskinan

DAFTAR PUSTAKA

- Adawiyah, S. El. (2020). Kemiskinan Dan Fakor-Faktor Penyebabnya. *Journal of Social Work and Social Service*, 1(April), 43–50.
- Al-Sheikh, A. bin M. bin A. bin I. (2001). *Tafsir Ibnu Katsir 1 d.pdf* (pp. 534–537). Pustaka Imam asy-Syafi'i.
- Al-Sheikh, A. bin M. bin A. bin I. (2004). *Tafsir Ibnu Katsir 6.3.pdf* (pp. 304–306). Pustaka Imam asy-Syafi'i.
- Al-Sheikh, A. bin M. bin A. bin I. (2005). *Tafsir Ibnu Katsir 8.5.pdf* (pp. 551–555). Pustaka Imam asy-Syafi'i.
- Almais, A. T. W., Crysdiyan, C., Holle, K. F. H., & Roihan, A. (2022). Smart Assessment Menggunakan Backpropagation Neural Network. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 503–512. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1382>
- Annur, R. A. (2013). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan Di Kecamatan Jekulo dan MEejobo Kabupaten Kudus Tahun 2013. *Economics Development Analysis Journal*, 2(4). <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/edaj/article/view/3209>
- Ashari, M. L., & Sadikin, M. (2020). Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi Lstm. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, 9(1), 1. <https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19140>
- Bappeda dan BPS. (2020). Penduduk Miskin dan Pemerataan Pendapatan kabupaten Magelang 2012. In *Bappeda kabupaten Magelang*. Badan Pusat Statistik Kabupaten Magelang.
- Bappenas. (2010). *Bab 16 Penanggulangan Kemiskinan*. Kementrian PPN/Bappenas. <https://www.bappenas.go.id/>
- Edi Ismanto, E. P. C. (2017). Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 2(2), 196–209. <https://doi.org/10.36341/rabit.v2i2.152>
- Febianto, N. I., & Palasara, N. (2019). Analisa Clustering K-Means Pada Data Informasi Kemiskinan Di Jawa Barat Tahun 2018. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 8(2), 130–140. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v8i2.653>
- Ferezegia, D. (2018). Jurnal Sosial Humaniora Terapan Analisis Tingkat

Kemiskinan. *Jurnal Sosial Humaniora Terapan*, 4(1), 1–6.
<http://journal.vokasi.ui.ac.id/index.php/jsht/article/download/6/1>

Finaliamartha, D., Supriyadi, D., & Fitriana, dan G. F. (2022). Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Prediksi Tingkat Kemiskinan Di Provinsi Jawa Tengah. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 9, 464–655. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202294806>

Fumo, N., & Rafe Biswas, M. A. (2015). Regression analysis for prediction of residential energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47, 332–343. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.03.035>

Guntoro, L. C., & Lisnawita. (2019). Prediksi Jumlah Kendaraan di Provinsi Riau Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 14(1). <https://doi.org/10.30872/jim.v14i1.1745>

Hamdanah, F. H., & Fitriannah, D. (2021). Analisis Performansi Algoritma Linear Regression dengan Generalized Linear Model untuk Prediksi Penjualan pada Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, 10(1), 23. <https://doi.org/10.23887/janapati.v10i1.31035>

Hatem Heriz, H., Salah, H. M., Bashir, S., Abdu, A., Sbihi, M. M. El, & Abu-Naser, S. S. (2018). English Alphabet Prediction Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Academic Pedagogical Research*, 2(11), 8–14. www.ijeais.org/ijapr

Imam Jalaludin Muhammad, bin A. M. dan S. J. A. bin A. B. S. (2010). *Terjemah Tafsir Jalalain*.

Ishom, M. (2018). *Tiga Makna Hadits Kemiskinan Dekat kepada Kekufuran*. <https://islam.nu.or.id/ilmu-hadits/tiga-makna-hadits-kemiskinan-dekat-kepada-kekufuran-liEfm>

Kusuma, F., Ahsan, M., & Syahminan, S. (2021). Prediksi Jumlah Penduduk Miskin Indonesia menggunakan Metode Single Moving Average dan Double Moving Average. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 3(2), 105. <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v3i2.4594>

Mahfuza, S. A., Azmi, Z., & Syahputra, G. (2021). Data Mining Untuk Mengestimasi Angka Kemiskinan Di Sumatera Utara Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda. *Jurnal Cyber Tech*, 4(6).

Mohammed, N. A., & Al-Bazi, A. (2022). An adaptive backpropagation algorithm for long-term electricity load forecasting. *Neural Computing and Applications*, 34(1), 477–491. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06384-x>

- Mulyadi, M. (2016). Peran Pemerintah dalam Mengatasi Pengangguran dan Kemiskinan dalam Masyarakat. *Jurnal Kajian*, 21(3), 221–236.
- Pemkot Depok. (2022). Angka Kemiskinan Depok Terendah se-Jabar. *Berita Depok*. <https://berita.depok.go.id/angka-kemiskinan-depok-terendah-se-jabar>
- Pemkot Tasikmalaya. (2022). *TINGKAT KEMISKINAN DI KOTA TASIKMALAYA TAHUN 2019-2021*. Open Data Kota Tasikmalaya. <https://data.tasikmalayakota.go.id/infografis/tingkat-kemiskinan-di-kota-tasikmalaya-tahun-2021/>
- Pranata, R., Sinaga, S., & Wanto, A. (2018). Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf. *Jurnal SemanTIK*, 4(1), 97–102.
- Putra, H., & Ulfa Walmi, N. (2020). Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 6(2), 100–107. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107>
- Putra Manurung, B. U. (2015). Implementasi Least Square Dalam Untuk Prediksi Penjualan Sepeda Motor (Studi Kasus : Pt . Graha Auto Pratama). *Jurnal Riset Komputer*, 2(6), 21–24.
- Sany, U. P. (2019). Prinsip-Prinsip Pemberdayaan Masyarakat Dalam Perspektif Al Qur'an. *Jurnal Ilmu Dakwah*, 39(1), 32. <https://doi.org/10.21580/jid.v39.1.3989>
- Saputra, W., Tulus, T., Zarlis, M., Sembiring, R. W., & Hartama, D. (2017). Analysis Resilient Algorithm on Artificial Neural Network Backpropagation. *Journal of Physics: Conference Series*, 930(1), 0–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/930/1/012035>
- Sinaga, W. A. L., Sumarno, S., & Sari, I. P. (2022). The Application of Multiple Linear Regression Method for Population Estimation Gunung Malela District. *Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, 1(1), 55–64. <https://doi.org/10.55123/jomlai.v1i1.143>
- Siregar, S. P., & Wanto, A. (2017). Analysis of Artificial Neural Network Accuracy Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting). *International Journal Of Information System & Technology*, 1(1), 34. <https://doi.org/10.30645/ijistech.v1i1.4>
- Syaharuddin, Pujiana, E., Sari, I. P., Mardika, V. M., & Putri, M. (2020). Analisis Algoritma Back Propagation Dalam Prediksi Angka Kemiskinan Di Indonesia. *Jurnal Pendidikan Berkarakter*, 3(1), 11–17.

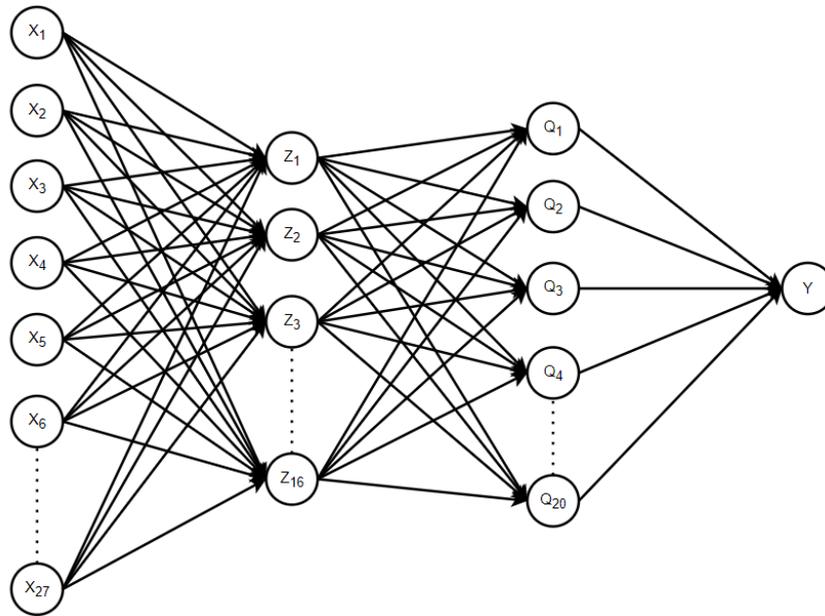
<http://journal.ummat.ac.id/index.php/pendekar/article/view/2814>

- UNICEF. (2020). Situasi Anak di Indonesia - Tren, peluang, dan Tantangan dalam Memenuhi Hak-Hak Anak. *Unicef Indonesia*, 8–38.
- United Nations. (2001). *Poverty*. United Nations Development Programme. <https://www.undp.org/content/undp/en/home/sustainable-development-goals/goal-1-no-poverty.html>
- United Nations Children’s Fund. (2019). *Child poverty*. United Nations Children’s Fund. <https://www.unicef.org/topics/poverty>
- Wahyuni, J., Paranthi, Y. W., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara. *Jurnal Infomedia*, 3(1). <https://doi.org/10.30811/jim.v3i1.624>
- Wanto, A. (2018). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(1), 61–74. <https://doi.org/10.20527/klik.v5i1.129>
- Widhiarso, W. (2010). Catatan Pada Uji Linieritas Hubungan. *ResearchGate*, 6. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16194.32965>
- Windarto, A. P., Nasution, D., Wanto, A., Tambunan, F., Hasibuan, M. S., Siregar, M. N. H., Solikhun, M. R. L., Fadhillah, Y., & Nofriansyah, D. (2019). Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi. In *Yayasan Kita Menulis* (Vol. 53, Issue 9).
- World Bank. (2014). *Poverty*. World Bank. <https://www.worldbank.org/en/topic/poverty>
- Yanto, M., Mulyani, S. R., & Mayola, L. (2019). Peramalan Jumlah Produksi Air Dengan Algoritma Backpropagation. *Sebatik*, 23(1), 172–177. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v23i1.465>
- Zixi, H. (2021). Poverty Prediction through Machine Learning. *International Conference on E-Commerce and Internet Technology*, 314–324. <https://doi.org/10.1109/ECIT52743.2021.00073>

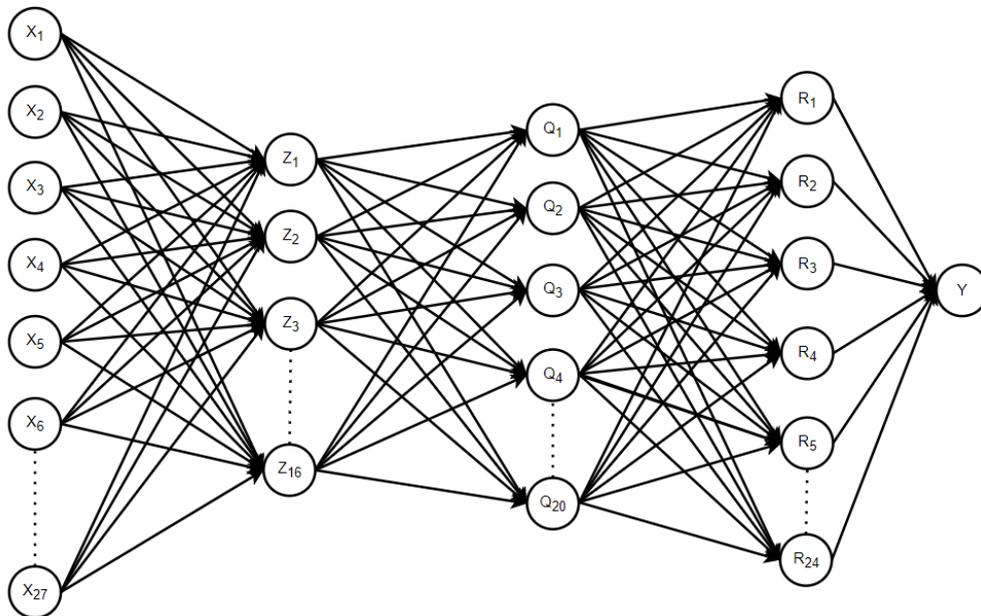
LAMPIRAN

LAMPIRAN

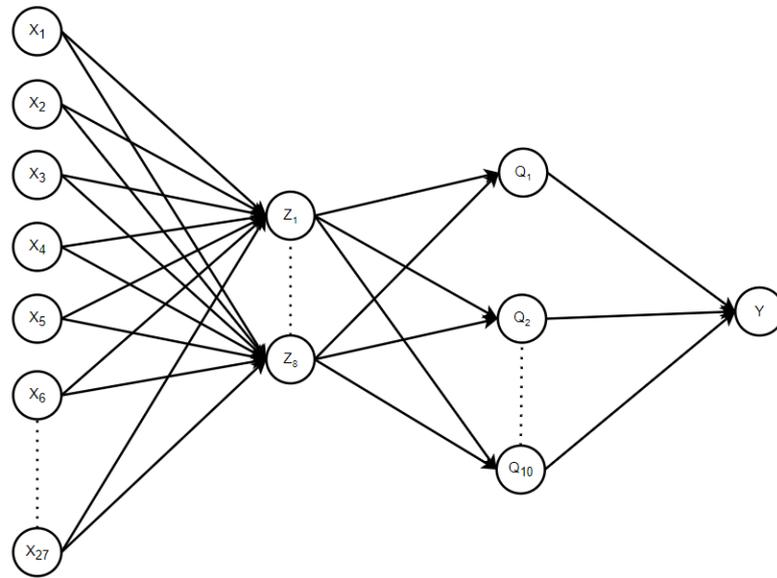
Lampiran 1 Arsitektur Jaringan untuk Model 1,2, dan 3



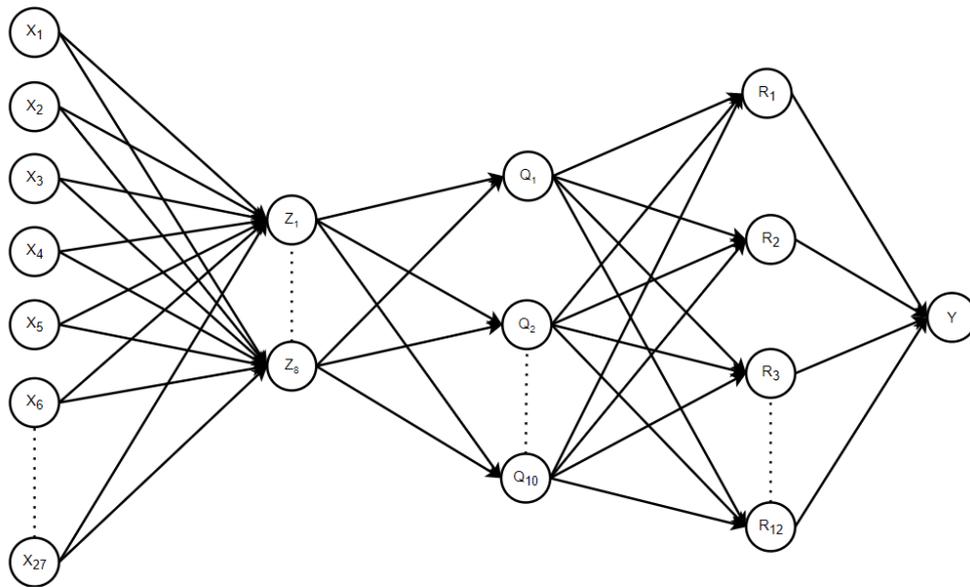
Lampiran 2 Arsitektur Jaringan untuk Model 4,5, dan 6



Lampiran 3 Arsitektur Jaringan untuk Model 7,8, dan 9

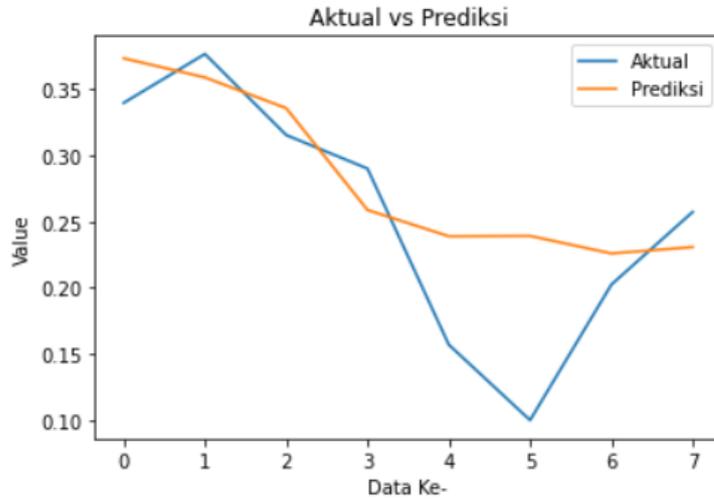


Lampiran 4 Arsitektur Jaringan untuk Model 10, 11 dan 12



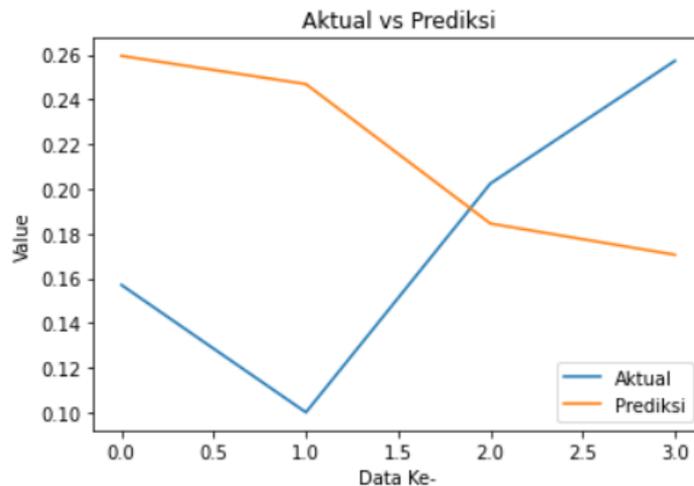
Lampiran 5 Percobaan dengan variabel lengkap

- Model 1 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



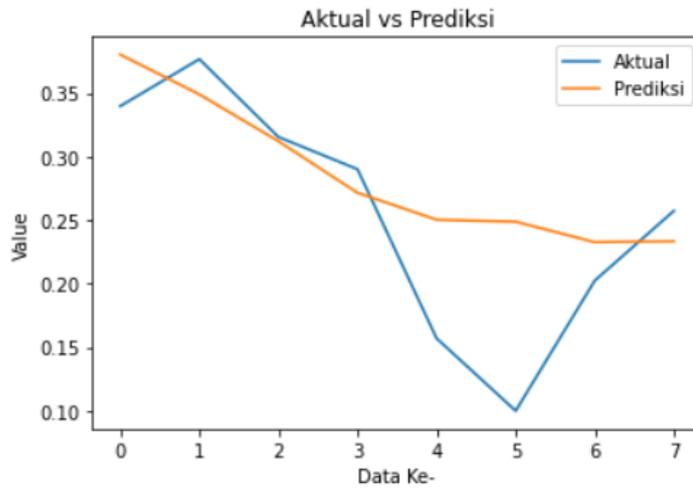
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.373258	9.18	9.499124
0.376517	0.358814	9.53	9.362263
0.315303	0.335596	8.95	9.142267
0.289974	0.258708	8.71	8.413758
0.156992	0.2389	7.45	8.226073
0.100000	0.239146	6.91	8.228413
0.202375	0.225908	7.88	8.102976
0.257256	0.230704	8.4	8.148419

- Model 1 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



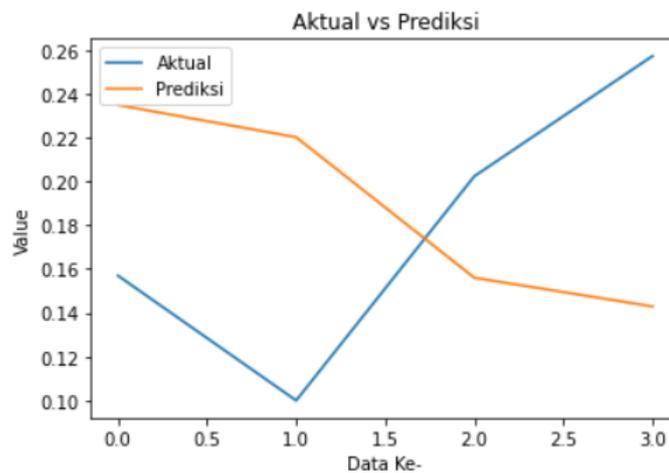
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.259451	7.45	8.420798
0.100000	0.246834	6.91	8.301251
0.202375	0.184438	7.88	7.710051
0.257256	0.170492	8.4	7.57791

- Model 2 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



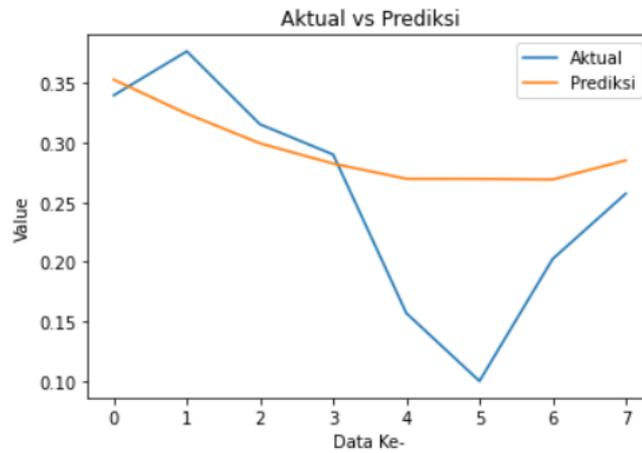
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.380135	9.18	9.564278
0.376517	0.348808	9.53	9.26746
0.315303	0.312005	8.95	8.918752
0.289974	0.271467	8.71	8.53465
0.156992	0.250278	7.45	8.333886
0.100000	0.248710	6.91	8.319029
0.202375	0.232648	7.88	8.166836
0.257256	0.233362	8.4	8.173605

- Model 2 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



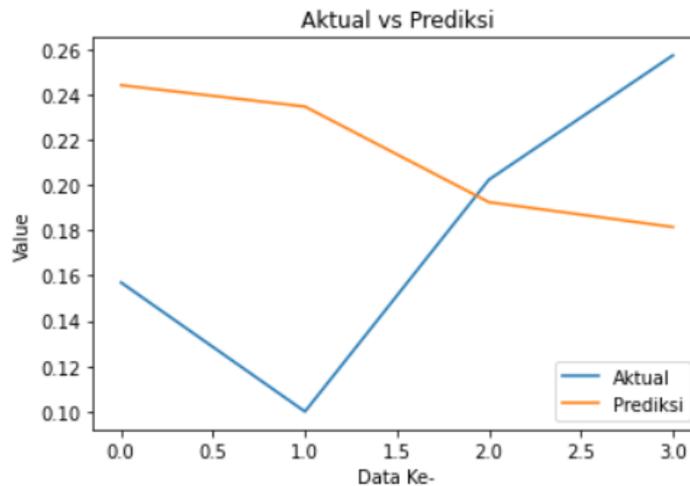
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.234867	7.45	8.187864
0.100000	0.220177	6.91	8.04868
0.202375	0.156029	7.88	7.440877
0.257256	0.142937	8.4	7.316826

- Model 3 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



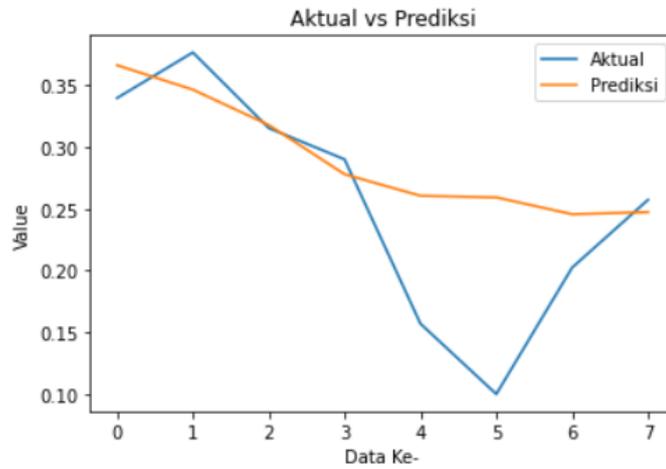
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.352785	9.18	9.305134
0.376517	0.324151	9.53	9.033827
0.315303	0.299367	8.95	8.799
0.289974	0.28237	8.71	8.637955
0.156992	0.269661	7.45	8.517536
0.100000	0.269554	6.91	8.516529
0.202375	0.269049	7.88	8.511742
0.257256	0.285115	8.4	8.663966

- Model 3 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



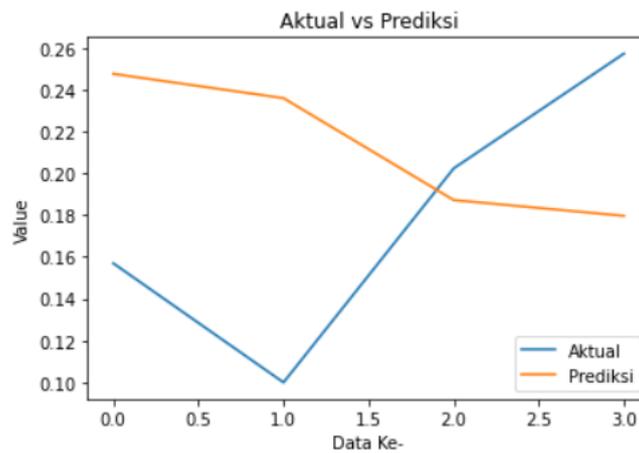
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.244084	7.45	8.275193
0.100000	0.234636	6.91	8.185678
0.202375	0.192426	7.88	7.78574
0.257256	0.181463	8.4	7.681859

- Model 4 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



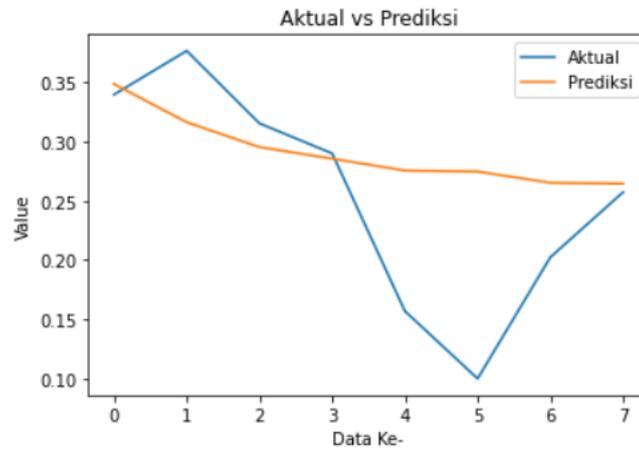
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.36618	9.18	9.432051
0.376517	0.346392	9.53	9.244559
0.315303	0.317814	8.95	8.973785
0.289974	0.277915	8.71	8.595748
0.156992	0.260493	7.45	8.430668
0.100000	0.259183	6.91	8.41826
0.202375	0.245578	7.88	8.289353
0.257256	0.247269	8.4	8.305371

- Model 4 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



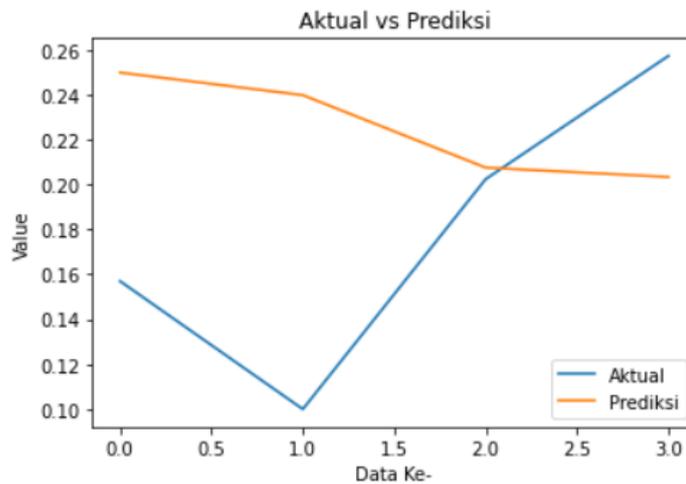
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.247584	7.45	8.308361
0.100000	0.235971	6.91	8.198329
0.202375	0.187222	7.88	7.736431
0.257256	0.179678	8.4	7.664948

- Model 5 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



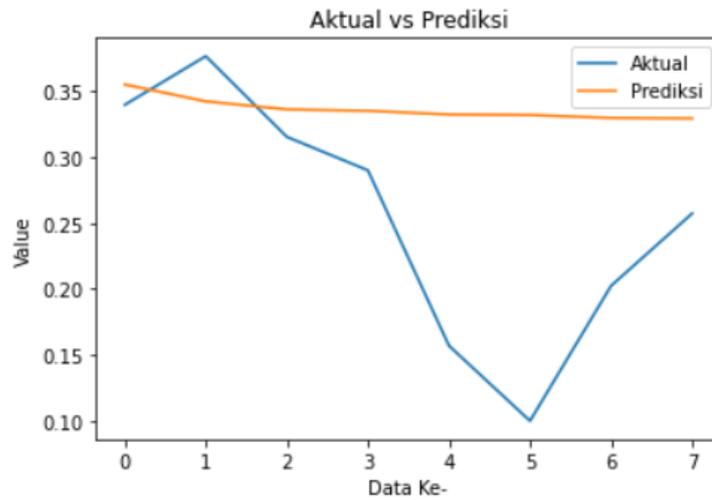
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.348544	9.18	9.264956
0.376517	0.316249	9.53	8.958958
0.315303	0.295305	8.95	8.760515
0.289974	0.285517	8.71	8.66777
0.156992	0.275519	7.45	8.573044
0.100000	0.274657	6.91	8.564874
0.202375	0.265223	7.88	8.475492
0.257256	0.264522	8.4	8.468849

- Model 5 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



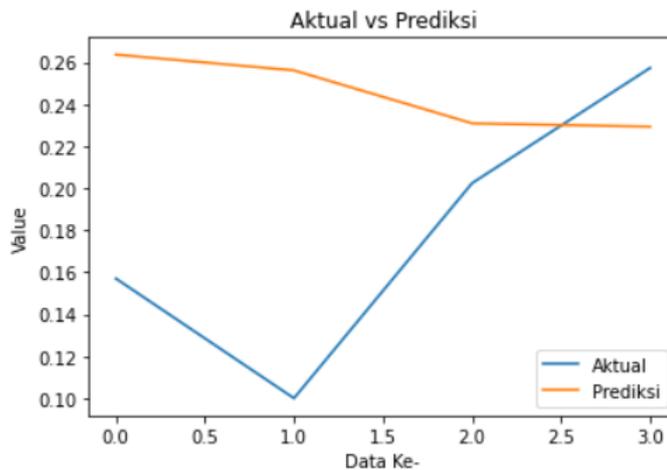
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.249835	7.45	8.329682
0.100000	0.239786	6.91	8.234476
0.202375	0.207519	7.88	7.928746
0.257256	0.203344	8.4	7.889185

- Model 6 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



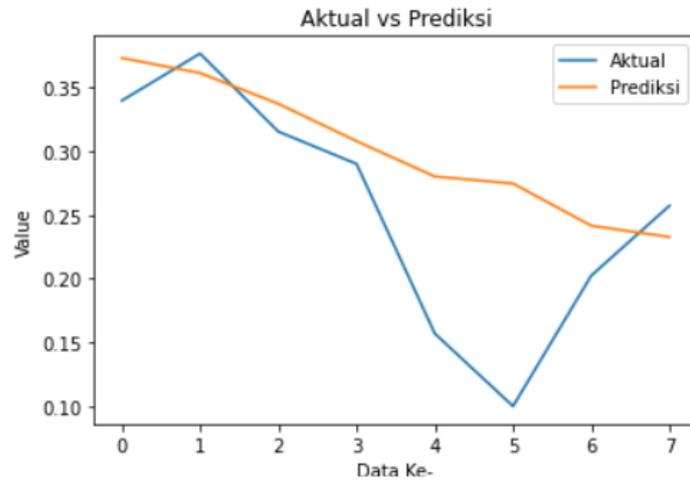
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.35499	9.18	9.326026
0.339578	0.342234	9.18	9.205162
0.376517	0.336124	9.53	9.147274
0.315303	0.33507	8.95	9.137286
0.289974	0.332298	8.71	9.111021
0.156992	0.331939	7.45	9.107618
0.100000	0.329649	6.91	9.085922
0.202375	0.329301	7.88	9.082623

- Model 6 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



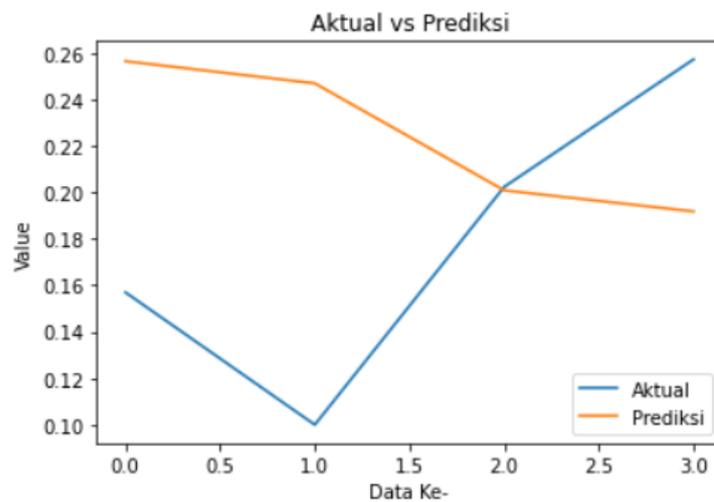
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.263583	7.45	8.459952
0.100000	0.256076	6.91	8.388818
0.202375	0.230881	7.88	8.150095
0.257256	0.229285	8.4	8.134977

- Model 7 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



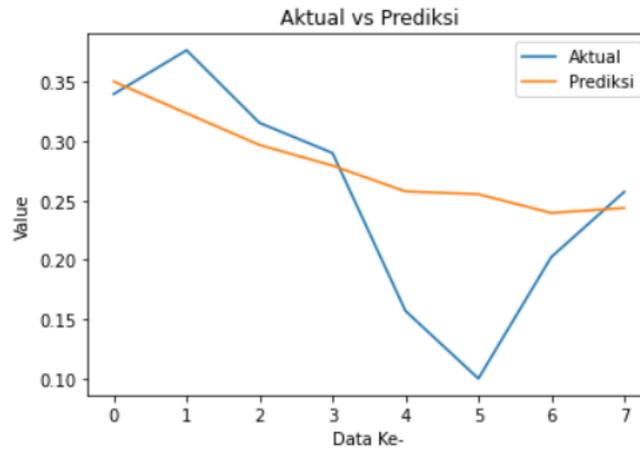
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.373029	9.18	9.496954
0.376517	0.361198	9.53	9.384855
0.315303	0.337117	8.95	9.156686
0.289974	0.307852	8.71	8.879401
0.156992	0.280098	7.45	8.616425
0.100000	0.274587	6.91	8.564209
0.202375	0.241514	7.88	8.250845
0.257256	0.232666	8.4	8.167009

- Model 7 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



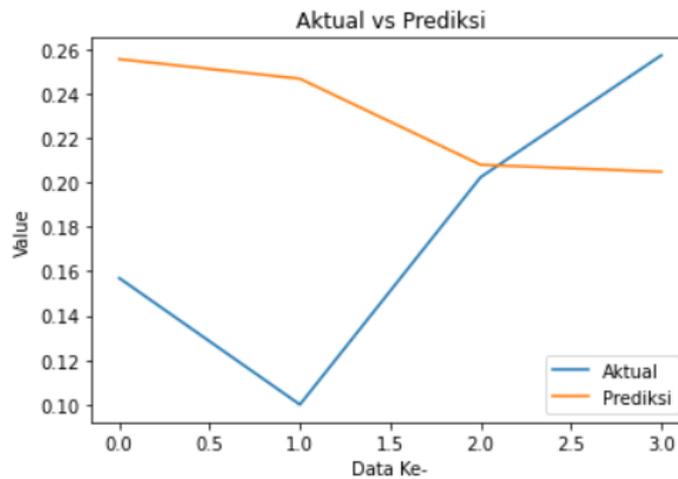
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.256465	7.45	8.392507
0.100000	0.246925	6.91	8.302114
0.202375	0.200878	7.88	7.865817
0.257256	0.191804	8.4	7.779841

- Model 8 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



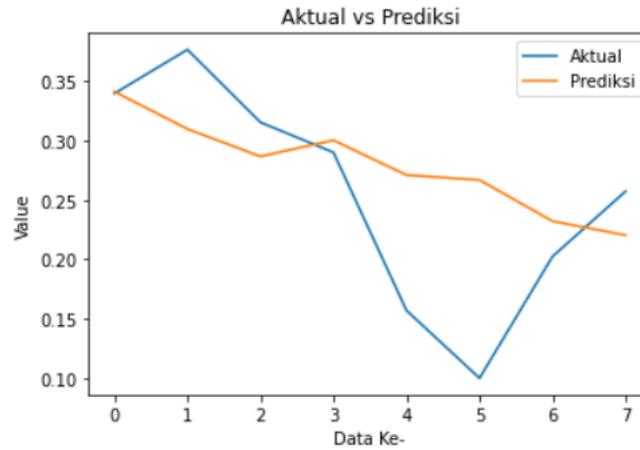
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.350176	9.18	9.280419
0.376517	0.323398	9.53	9.026695
0.315303	0.296681	8.95	8.773548
0.289974	0.279353	8.71	8.609371
0.156992	0.257646	7.45	8.403692
0.100000	0.255218	6.91	8.380688
0.202375	0.239493	7.88	8.231693
0.257256	0.243644	8.4	8.271023

- Model 8 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



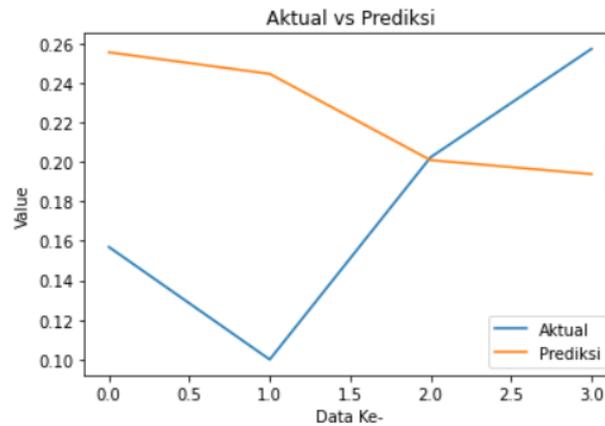
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.242647	7.45	8.261576
0.100000	0.227979	6.91	8.122603
0.202375	0.163234	7.88	7.509143
0.257256	0.150695	8.4	7.390332

- Model 9 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



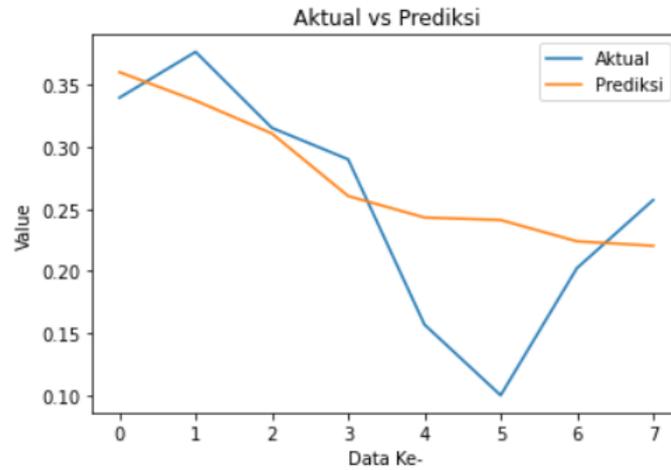
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.341158	9.18	9.194976
0.376517	0.309683	9.53	8.896748
0.315303	0.286643	8.95	8.678444
0.289974	0.300181	8.71	8.806716
0.156992	0.270942	7.45	8.529673
0.100000	0.266759	6.91	8.490038
0.202375	0.232149	7.88	8.162109
0.257256	0.220317	8.4	8.050008

- Model 9 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



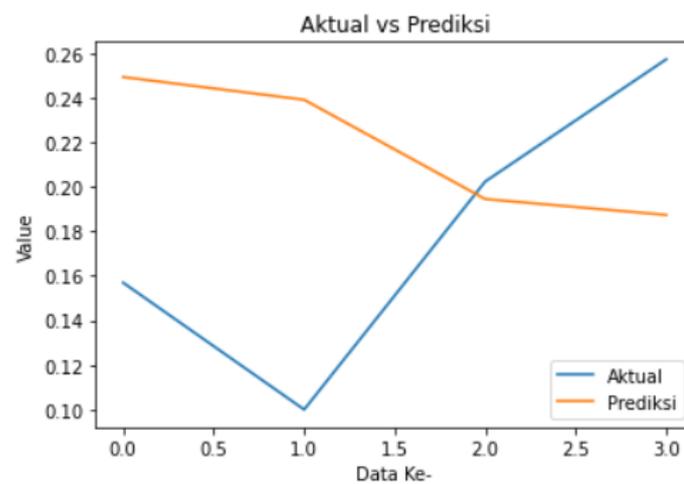
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.255499	7.45	8.383351
0.100000	0.244583	6.91	8.279921
0.202375	0.200901	7.88	7.866039
0.257256	0.193859	8.4	7.799312

- Model 10 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



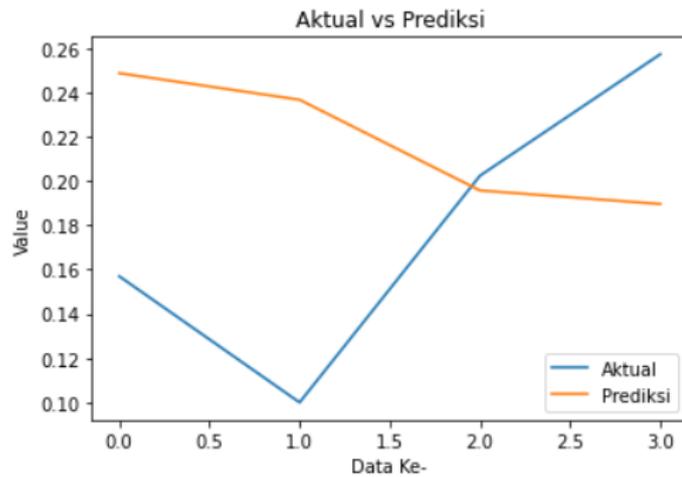
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.365602	9.18	9.426575
0.376517	0.339813	9.53	9.182232
0.315303	0.318177	8.95	8.977222
0.289974	0.293068	8.71	8.739321
0.156992	0.277512	7.45	8.591926
0.100000	0.27558	6.91	8.573625
0.202375	0.259784	7.88	8.423951
0.257256	0.256338	8.4	8.391307

- Model 10 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



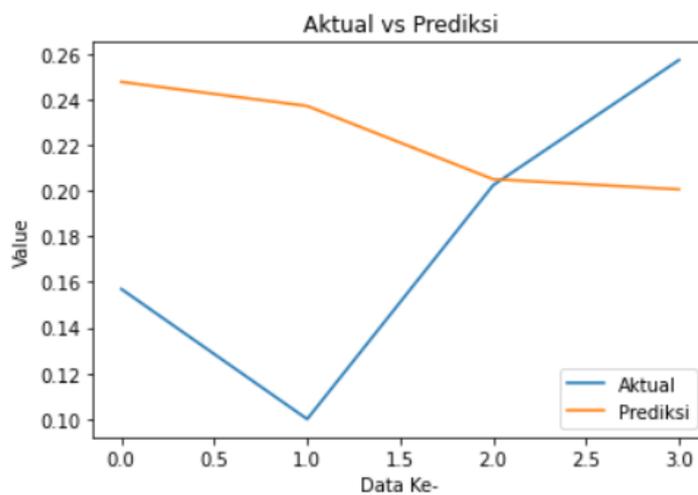
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.249287	7.45	8.324497
0.100000	0.239093	6.91	8.227904
0.202375	0.194518	7.88	7.805554
0.257256	0.187389	8.4	7.738014

- Model 11 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



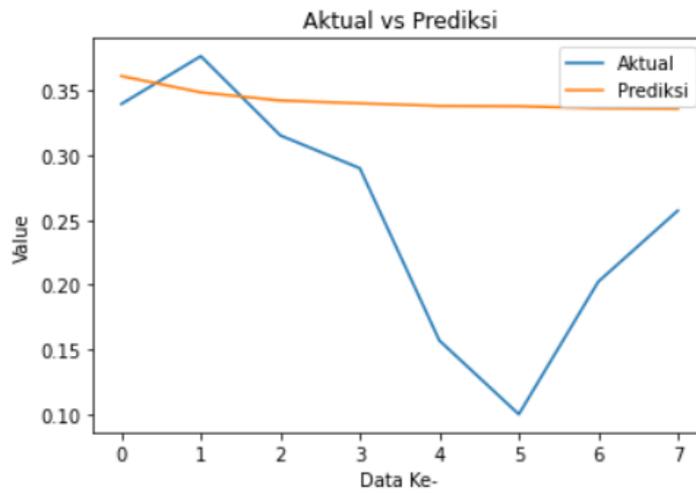
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.329068	9.18	9.08042
0.376517	0.307957	9.53	8.880397
0.315303	0.286929	8.95	8.681155
0.289974	0.277999	8.71	8.596537
0.156992	0.266621	7.45	8.488732
0.100000	0.265157	6.91	8.474864
0.202375	0.254856	7.88	8.377259
0.257256	0.252797	8.4	8.357756

- Model 11 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



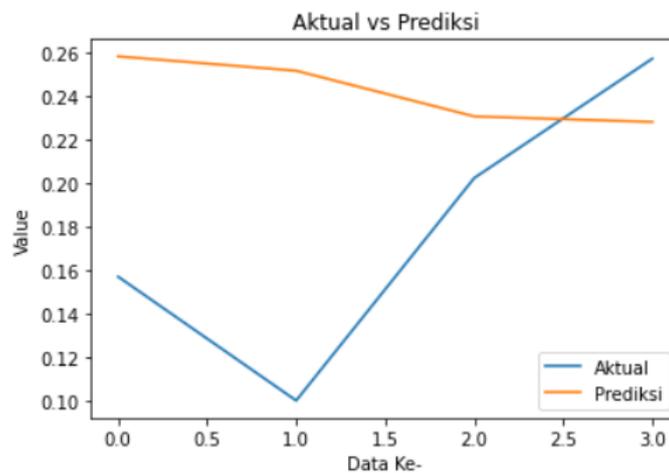
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.247664	7.45	8.309114
0.100000	0.237109	6.91	8.209104
0.202375	0.205061	7.88	7.905453
0.257256	0.200607	8.4	7.863249

- Model 12 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation



Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.361118	9.18	9.384089
0.376517	0.348548	9.53	9.264995
0.315303	0.342258	8.95	9.205393
0.289974	0.340099	8.71	9.184937
0.156992	0.338095	7.45	9.165946
0.100000	0.337866	6.91	9.163783
0.202375	0.336278	7.88	9.148732
0.257256	0.335871	8.4	9.144876

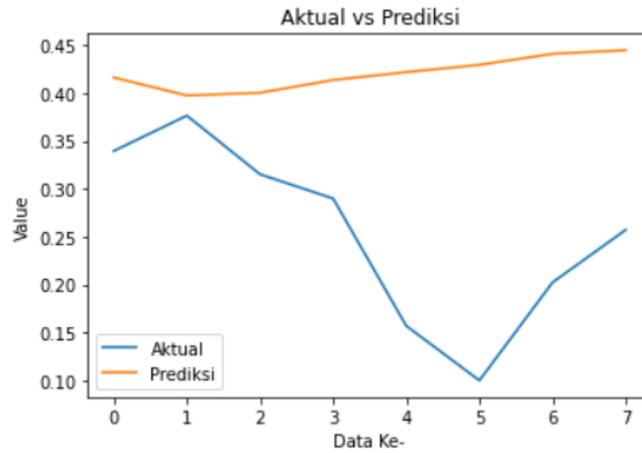
- Model 12 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation



Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.25831	7.45	8.409987
0.100000	0.251692	6.91	8.347278
0.202375	0.230705	7.88	8.14843
0.257256	0.228154	8.4	8.124262

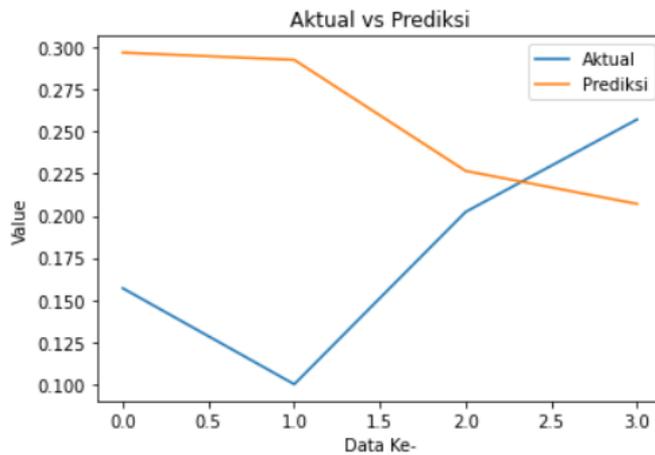
Lampiran 6 Percobaan dengan variabel tidak lengkap

- Model 1 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 20.15% dan MSE 0.0375



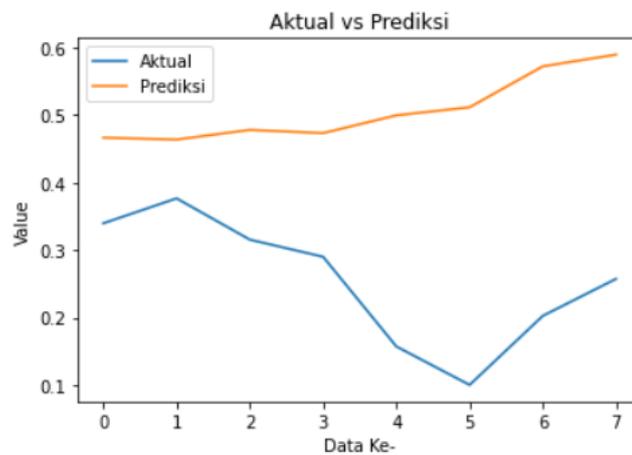
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.41631	9.18	9.907034
0.376517	0.397546	9.53	9.72925
0.315303	0.400338	8.95	9.755699
0.289974	0.413699	8.71	9.882298
0.156992	0.421939	7.45	9.960376
0.100000	0.429525	6.91	10.03225
0.202375	0.441014	7.88	10.14111
0.257256	0.444834	8.4	10.1773

- Model 1 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 13.30% dan MSE 0.0149



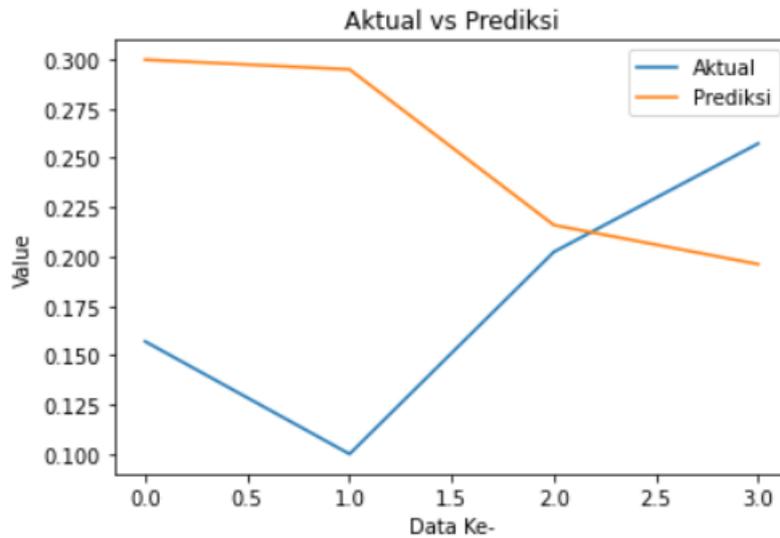
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.296926	7.45	8.775874
0.100000	0.29264	6.91	8.735268
0.202375	0.226659	7.88	8.110096
0.257256	0.207095	8.4	7.924729

- Model 2 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 27.36% dan MSE 0.0671



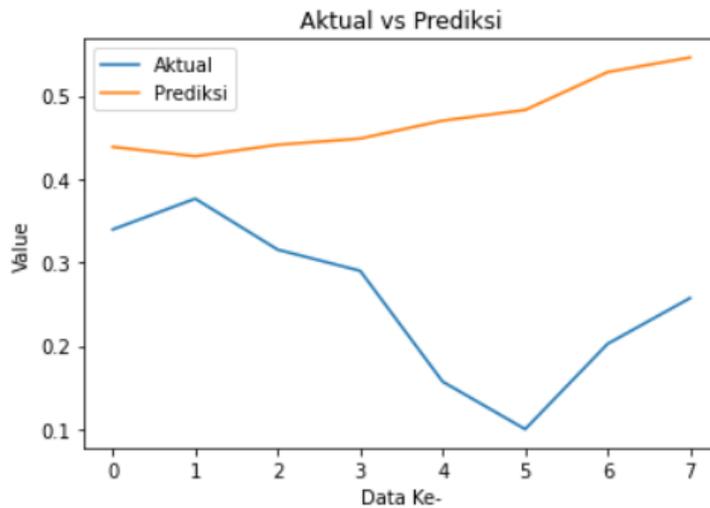
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.446821	9.18	10.19613
0.376517	0.422938	9.53	9.969839
0.315303	0.436159	8.95	10.09511
0.289974	0.449106	8.71	10.21778
0.156992	0.483867	7.45	10.54714
0.100000	0.502723	6.91	10.7258
0.202375	0.549376	7.88	11.16784
0.257256	0.563934	8.4	11.30577

- Model 2 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 13.35% dan MSE 0.0156



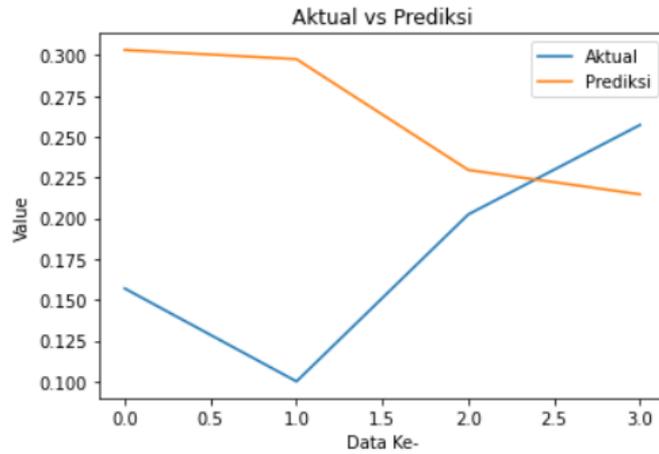
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.299708	7.45	8.802233
0.100000	0.294803	6.91	8.755754
0.202375	0.215956	7.88	8.00868
0.257256	0.196126	8.4	7.820795

- Model 3 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 26.24% dan MSE 0.0610



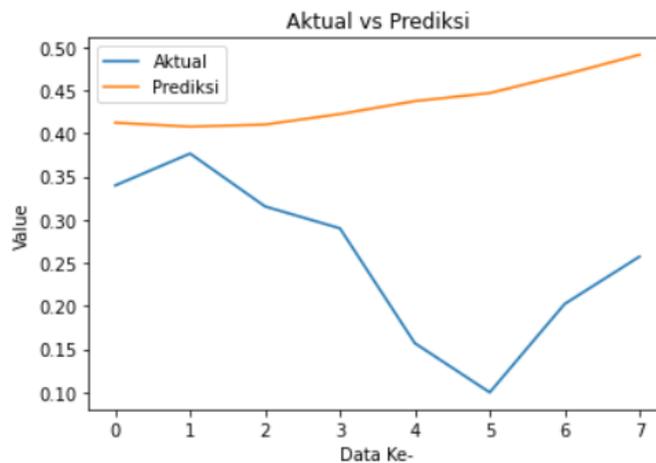
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.438633	9.18	10.11854
0.376517	0.427434	9.53	10.01243
0.315303	0.441156	8.95	10.14245
0.289974	0.448555	8.71	10.21256
0.156992	0.470109	7.45	10.41679
0.100000	0.482903	6.91	10.53801
0.202375	0.528374	7.88	10.96884
0.257256	0.545861	8.4	11.13454

- Model 3 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation MAPE 13.44% dan MSE 0.0157



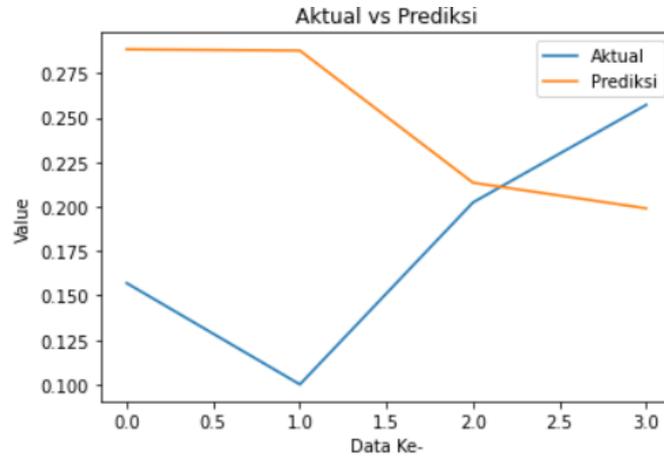
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.303205	7.45	8.835369
0.100000	0.297558	6.91	8.781857
0.202375	0.229643	7.88	8.138365
0.257256	0.214677	8.4	7.996564

- Model 4 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 22.06% dan MSE 0.0446



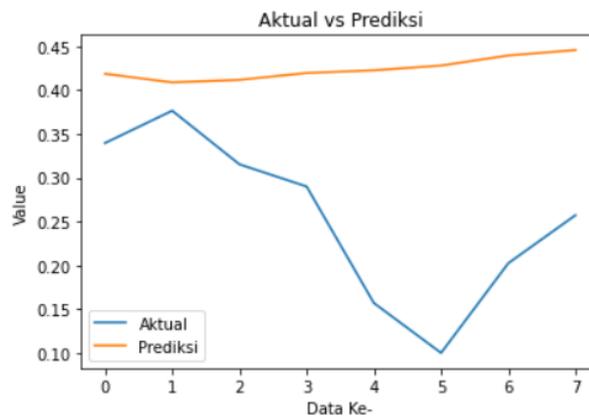
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.412237	9.18	9.868445
0.376517	0.407632	9.53	9.824814
0.315303	0.410097	8.95	9.848167
0.289974	0.422234	8.71	9.963169
0.156992	0.437227	7.45	10.10522
0.100000	0.446556	6.91	10.19362
0.202375	0.467895	7.88	10.3958
0.257256	0.49096	8.4	10.61435

- Model 4 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 12.59% dan MSE 0.014



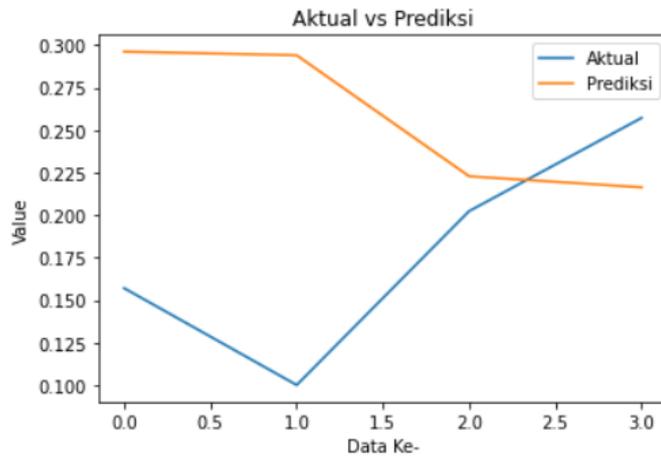
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.288475	7.45	8.695799
0.100000	0.287795	6.91	8.689359
0.202375	0.213432	7.88	7.984768
0.257256	0.199029	8.4	7.848301

- Model 5 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation MAPE 20.53% dan MSE 0.0379



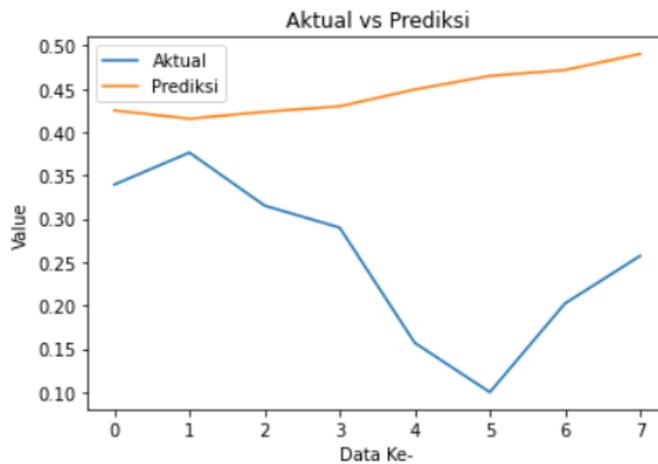
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.418707	9.18	9.92975
0.376517	0.40882	9.53	9.836065
0.315303	0.41174	8.95	9.863733
0.289974	0.419545	8.71	9.937689
0.156992	0.422628	7.45	9.966902
0.100000	0.428063	6.91	10.0184
0.202375	0.439552	7.88	10.12726
0.257256	0.445764	8.4	10.18611

- Model 5 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 12.85% dan MSE 0.0148



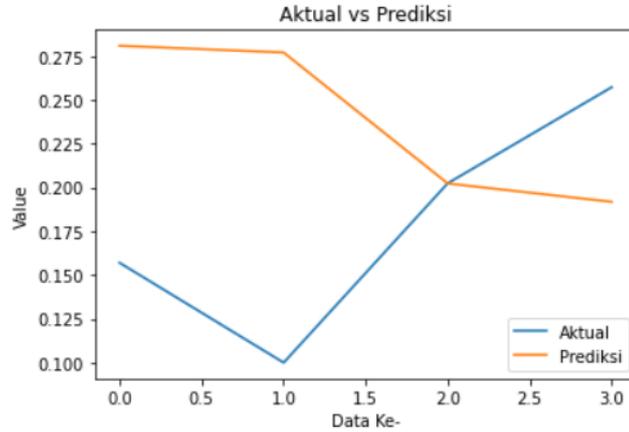
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.296261	7.45	8.769573
0.100000	0.294135	6.91	8.749427
0.202375	0.222871	7.88	8.0742
0.257256	0.216391	8.4	8.012808

- Model 6 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 23.16% dan MSE 0.0482



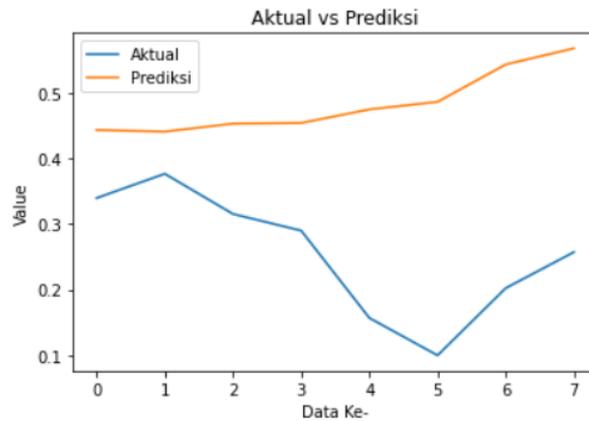
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.425154	9.18	9.990831
0.376517	0.415594	9.53	9.900253
0.315303	0.423585	8.95	9.975969
0.289974	0.429849	8.71	10.03532
0.156992	0.449314	7.45	10.21975
0.100000	0.464993	6.91	10.36831
0.202375	0.471765	7.88	10.43248
0.257256	0.490407	8.4	10.6091

- Model 6 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 11.86% dan MSE 0.0127



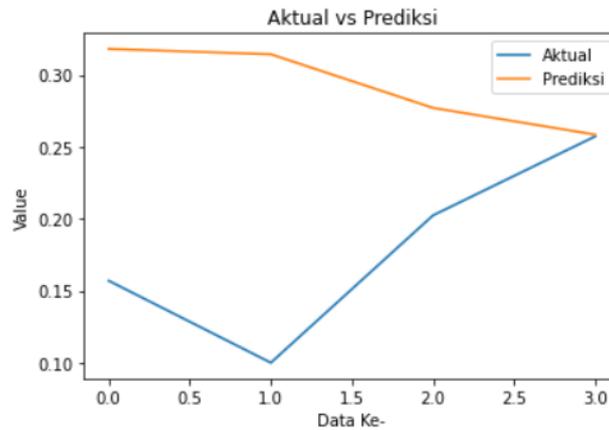
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.280893	7.45	8.623958
0.100000	0.277034	6.91	8.587395
0.202375	0.202257	7.88	7.87889
0.257256	0.191796	8.4	7.779765

- Model 7 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 27.34% dan MSE 0.0654



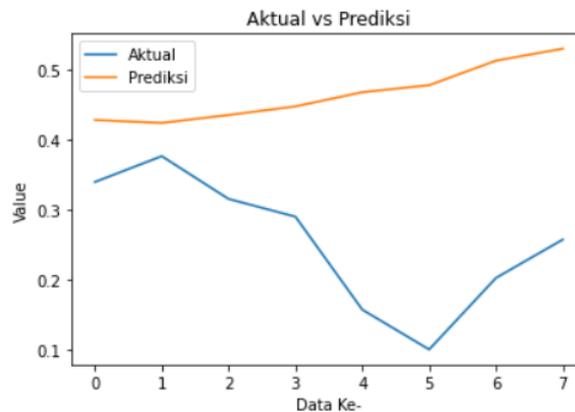
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.443248	9.18	10.16228
0.376517	0.440727	9.53	10.13839
0.315303	0.452914	8.95	10.25386
0.289974	0.453917	8.71	10.26336
0.156992	0.47451	7.45	10.45848
0.100000	0.486035	6.91	10.56768
0.202375	0.542941	7.88	11.10687
0.257256	0.567569	8.4	11.34022

- Model 7 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 14.74% dan MSE 0.0194



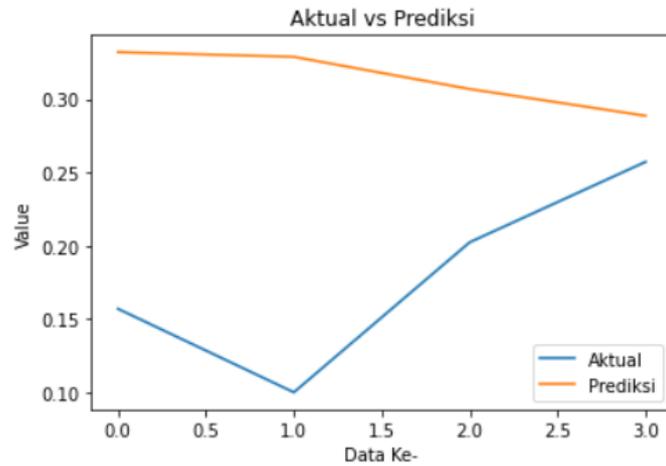
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.318006	7.45	8.975609
0.100000	0.314284	6.91	8.940338
0.202375	0.277021	7.88	8.587278
0.257256	0.258472	8.4	8.411522

- Model 8 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 25.41% dan MSE 0.0575



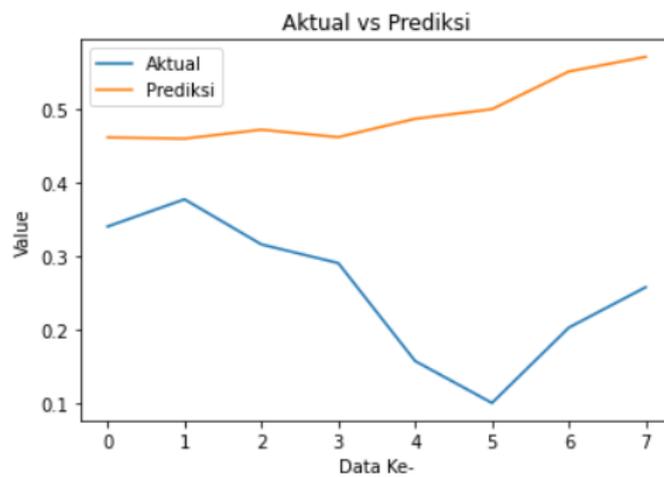
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.42828	9.18	10.02046
0.376517	0.424058	9.53	9.980454
0.315303	0.435421	8.95	10.08812
0.289974	0.447673	8.71	10.2042
0.156992	0.468009	7.45	10.39688
0.100000	0.478045	6.91	10.49198
0.202375	0.513112	7.88	10.82423
0.257256	0.530292	8.4	10.98702

- Model 8 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 17.44% dan MSE 0.0237



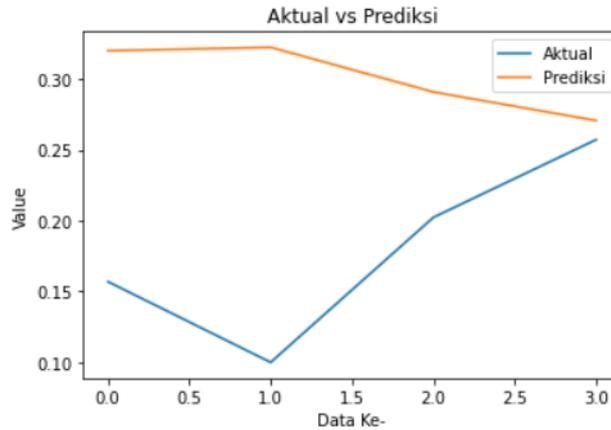
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.332118	7.45	9.109321
0.100000	0.328905	6.91	9.078876
0.202375	0.306924	7.88	8.870605
0.257256	0.288701	8.4	8.697943

- Model 9 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 28.67% dan MSE 0.0701



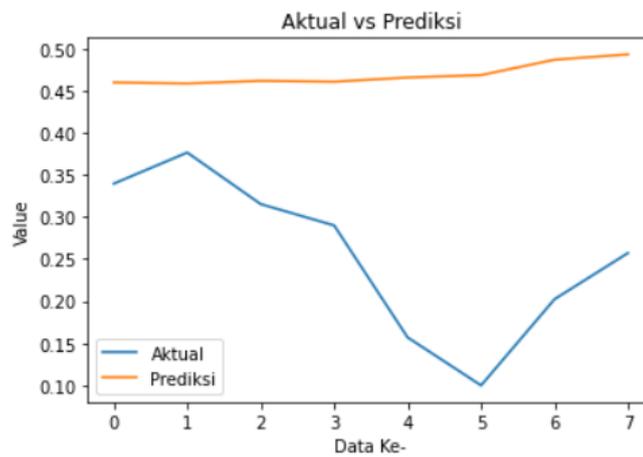
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.460537	9.18	10.32609
0.376517	0.458953	9.53	10.31108
0.315303	0.471053	8.95	10.42573
0.289974	0.460944	8.71	10.32994
0.156992	0.485867	7.45	10.56609
0.100000	0.498912	6.91	10.68969
0.202375	0.55011	7.88	11.1748
0.257256	0.569954	8.4	11.36281

- Model 9 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 15.85% dan MSE 0.021



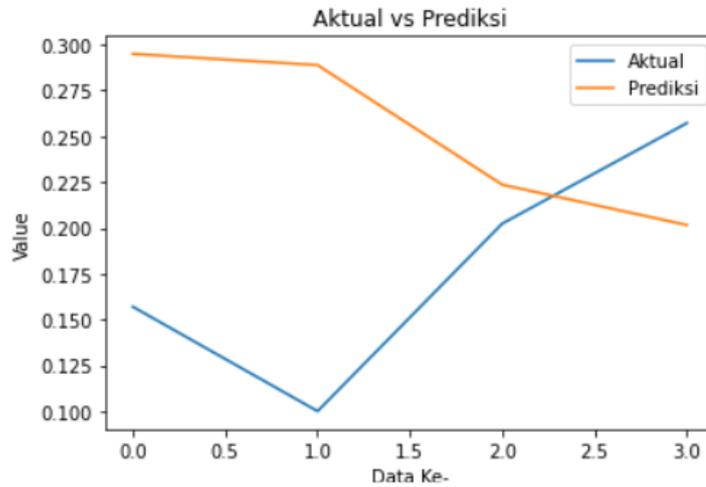
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.320068	7.45	8.995145
0.100000	0.322466	6.91	9.017869
0.202375	0.290947	7.88	8.719223
0.257256	0.270734	8.4	8.527704

- Model 10 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 25.65% dan MSE 0.0549



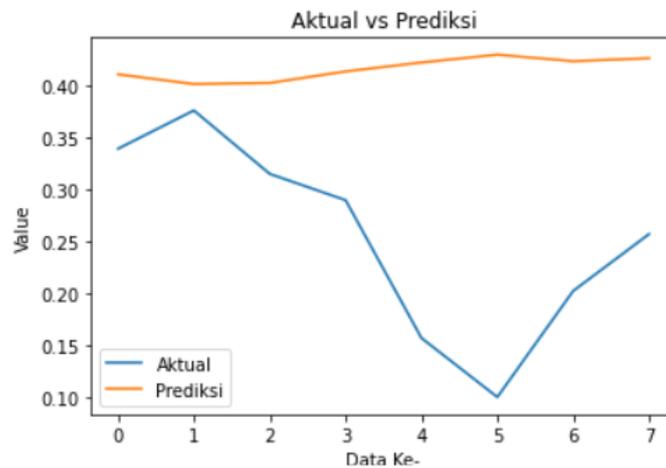
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.459754	9.18	10.31867
0.376517	0.458536	9.53	10.30713
0.315303	0.46167	8.95	10.33682
0.289974	0.460641	8.71	10.32707
0.156992	0.465633	7.45	10.37437
0.100000	0.468463	6.91	10.40119
0.202375	0.486779	7.88	10.57473
0.257256	0.493087	8.4	10.6345

- Model 10 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 13.07% dan MSE 0.0146



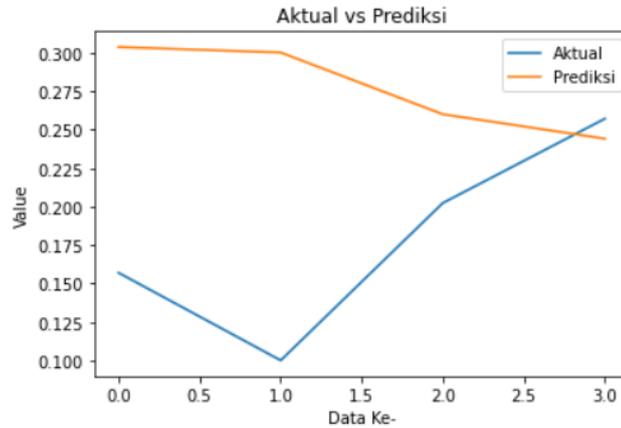
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.294952	7.45	8.757168
0.100000	0.28886	6.91	8.699449
0.202375	0.22359	7.88	8.081017
0.257256	0.201561	8.4	7.872293

- Model 11 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 19.70% dan MSE 0.0358



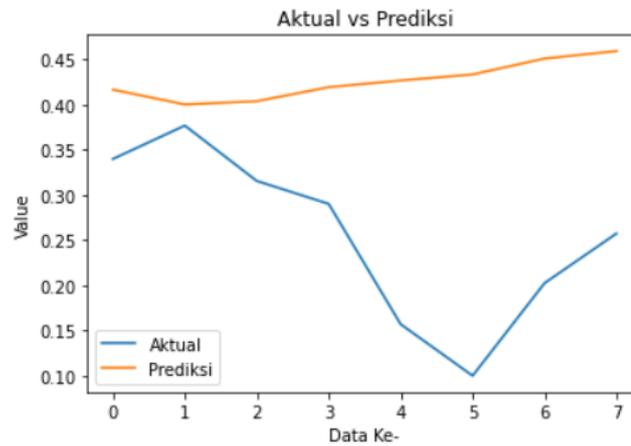
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	0.411355	9.18	9.860088
0.376517	0.401962	9.53	9.771092
0.315303	0.403043	8.95	9.78133
0.289974	0.414146	8.71	9.886532
0.156992	0.422773	7.45	9.968271
0.100000	0.430313	6.91	10.03971
0.202375	0.424035	7.88	9.980228
0.257256	0.42686	8.4	10.007

- Model 11 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 13.64% dan MSE 0.0163



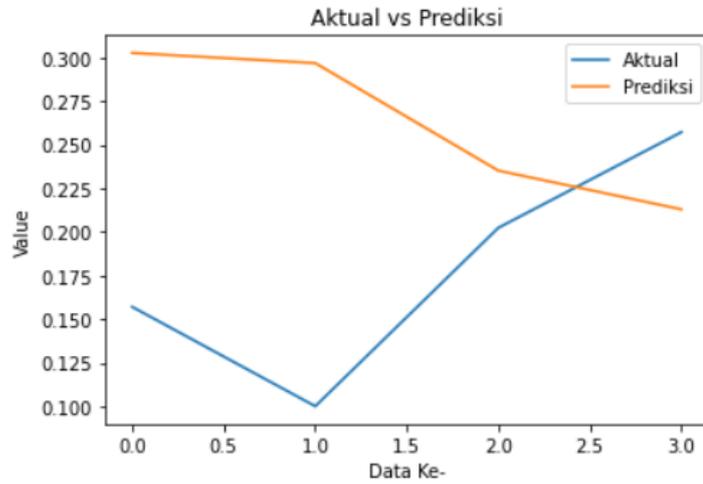
Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.303838	7.45	8.841363
0.100000	0.300258	6.91	8.807446
0.202375	0.2601	7.88	8.42695
0.257256	0.24421	8.4	8.276386

- Model 12 dengan rasio pembagian data 60:40 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 20.76% dan MSE 0.0396



Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.339578	9.906099	9.18	0.416211
0.376517	9.751204	9.53	0.399863
0.315303	9.784826	8.95	0.403412
0.289974	9.932087	8.71	0.418954
0.156992	10.00188	7.45	0.426319
0.100000	10.06497	6.91	0.432979
0.202375	10.2317	7.88	0.450575
0.257256	10.31014	8.4	0.458854

- Model 12 dengan rasio pembagian data 80:20 Metode ANN Backpropagation menghasilkan MAPE 13.62% dan MSE 0.0158



Data Aktual (Normalisasi)	Data Prediksi (Normalisasi)	Data Aktual (Denormalisasi)	Data Prediksi (Denormalisasi)
0.156992	0.302682	7.45	8.830411
0.100000	0.296865	6.91	8.7753
0.202375	0.235164	7.88	8.190674
0.257256	0.212933	8.4	7.980036