

**KLASIFIKASI STATUS GIZI LANSIA MENGGUNAKAN
METODE *BACKPROPAGATON NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

Oleh:
ZAHRUL NAUFALDI
NIM. 18650108



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

**KLASIFIKASI STATUS GIZI LANSIA MENGGUNAKAN
METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

Oleh :

**ZAHRUL NAUFALDI
NIM. 18650108**

Diajukan kepada:

Universitas Islam Negeri 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

**KLASIFIKASI STATUS GIZI LANSIA MENGGUNAKAN
METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Oleh :
ZAHRUL NAUFALDI
NIM. 18650108

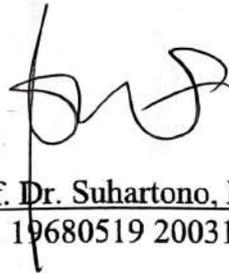
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 08 Desember 2023

Pembimbing I,



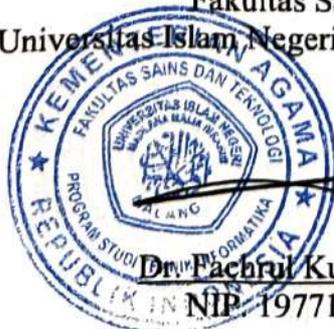
Dr. Muhammad Faisal, M.T
NIP. 19740510 2005011 1 007

Pembimbing II,



Prof. Dr. Suhartono, M.Kom
NIP. 19680519 200312 1 001

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




Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

**KLASIFIKASI STATUS GIZI LANSIA MENGGUNAKAN
METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Oleh :
ZAHRUL NAUFALDI
NIM. 18650108

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 19 Desember 2023

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Dr. Ririen Kusumawati, M.Kom
NIP. 19720309 200501 2 002

Anggota Penguji I : Roro Inda Melani, M.T., M.Sc
NIP. 19780925 200501 2 008

Anggota Penguji II : Dr. Muhammad Faisal, M.T
NIP. 19740510 2005011 1 007

Anggota Penguji III : Prof. Dr. Suhartono, M. Kom
NIP. 19680519 200312 1 001

()
()
()
()

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




Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Zahrul Naufaldi
NIM : 18650108
Fakultas / Prodi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Klasifikasi Status Gizi Lansia Menggunakan Metode
Backpropagation Neural Network

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 27 Desember 2023
Yang membuat pernyataan,



Zahrul Naufaldi
NIM.18650108

HALAMAN MOTTO

*... No matter how slow your progress is,
you are still far ahead of people who have never tried.
So, it's never too late! ...*

HALAMAN PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ هَيروهمان نيروهيم، الحمد لله هيروبيل الأمين

Sebagai tanda bakti, hormat, dan terimakasih yang tak terhingga, saya persembahkan karya skripsi yang jauh dari kata sempurna ini untuk kedua orang tua saya Bapak Nyoto Suharko dan Ibu Sri Budi Cahyani atas semangat, pengorbanan, dan dukungan yang tak ternilai, serta ucapan terimakasih telah senantiasa mendoakan penulis agar diberi selalu kelancaran pada setiap usaha yang dilalui agar mendapatkan ilmu yang manfaat dan barokah.

KATA PENGANTAR

Dengan menyebut nama Allah SWT yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang. Puji syukur senantiasa penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas rahmat, nikmat, sehat, serta hidayah-Nya sehingga dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini dengan baik dalam rangka memenuhi syarat kelulusan untuk memperoleh gelar sarjana komputer (S.Kom) pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Sholawat serta salam tetap tercurahkan kepada baginda Nabi Besar Muhammad SAW, yang menjadi suri tauladan bagi kita semua.

Tanpa dukungan doa, izin, dan dorongan dari berbagai pihak serta tekad penulis sendiri, Skripsi ini tidak akan dapat terealisasi. Oleh karena itu, penulis dengan segala hormat ingin menyampaikan apresiasi yang sangat besar kepada:

1. Prof. Dr. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Hariani, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Fachrul Kurniawan M.MT., IPM selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Muhammad Faisal, M.T selaku Dosen Pembimbing I atas segala bimbingan, saran, kritik, waktu, kesabaran yang diberikan selama penulisan skripsi ini dari awal hingga selesai.
5. Prof. Dr. Suhartono selaku Dosen Pembimbing II atas bimbingannya selama penulisan skripsi ini hingga selesai dengan baik.

6. Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom selaku dosen penguji I yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberikan pengarahan yang mendalam serta saran untuk mengembangkan skripsi ini.
7. Roro Inda Melani, M.T., M.Sc selaku dosen penguji II yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberikan pengarahan yang mendalam serta saran untuk mengembangkan skripsi ini.
8. Agung Teguh Wibowo Almais, S.Kom, M.T selaku dosen wali yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberikan pengarahan yang mendalam serta saran selama perkuliahan.
9. Dosen dan Staff Program Studi Teknik Informatika UIN Malang atas ilmu dan pengalaman yang telah diberikan selama menempuh perkuliahan.
10. Bapak Nyoto Suharko dan Ibu Sri Budi Cahyani selaku orangtua penulis, serta Zahrah Tatta Ramadhanty selaku kakak penulis, serta tante Erna dan pakde Ant dan sepupu penulis Arza dan Diza yang senantiasa memberikan dukungan dalam segala hal serta kepercayaan sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi dengan baik.
11. Seluruh keluarga besar Saudara Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang terkhusus Angkatan 2018 *Unity of Informatics Force "UFO"* serta Grup 4 sekawan yang beranggotakan "Syafiq, Rifqi, Afif" serta Nilmadiana dan Nadila atas segala rangkaian cerita, dukungan bantuan dalam bentuk apapun selama perkuliahan hingga terselesaikannya penyusunan skripsi ini.

12. Seluruh pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung selama penulisan skripsi yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu atas segala jenis bantuan yang telah diberikan sehingga penulis bisa sampai pada tahap ini, semoga dipermudah segala urusan kalian kedepannya.

Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi yang positif bagi perkembangan ilmu pengetahuan di bidang yang relevan. Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak luput dari kekurangan dan keterbatasan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik, saran, dan masukan yang membangun untuk pengembangan penelitian ini di masa yang akan datang.

Akhir kata, penulisan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna sehingga diperlukan banyak kritik dan saran yang membangun. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi berbagai macam pihak. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan rahmat, hidayah, dan keberkahan-Nya kepada kita semua. Amin.

Malang, 27 Desember 2023

Zahrul Naufaldi

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
الملخص	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II STUDI PUSTAKA	6
2.1 Penelitian Terkait	6
2.2.1 Klasifikasi	6
2.2.2 Backpropagation	8
2.2 Status Gizi Lansia	10
2.3 <i>K-Fold Cross Validation</i>	12
2.4 <i>Neural Network</i>	12
2.5 <i>Backpropagation</i>	13
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	18
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	18
3.1 Studi Literatur	19
3.2 Pengumpulan Data	19
3.3 Perancangan Sistem	20
3.3.1 <i>Preprocessing</i>	21
3.3.1.1 <i>Data Selection</i>	22
3.3.1.2 <i>Labeling</i>	22
3.3.1.3 Proses Imbalance	23
3.3.1.4 Proses Encoder	23
3.3.1.5 Data Visualisasi	24
3.3.1.6 Normalisasi Data	25
3.3.2 Pembagian Dataset	26
3.3.3 Algoritma <i>Backpropagation</i>	26
3.3.4 Hasil Klasifikasi	31
3.4 Analisa Pengujian	31
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	34
4.1 Skenario Uji Coba	34
4.2 Hasil Uji Coba	36
4.2.1 Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	36

4.2.2	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 hidden	37
4.2.3	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 1 hidden	38
4.2.4	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 hidden	39
4.2.5	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 3 hidden	40
4.2.6	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 3 hidden	41
4.2.7	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 3 hidden	42
4.2.8	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 3 hidden	43
4.2.9	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 1 hidden	44
4.2.10	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 hidden	45
4.2.11	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 1 hidden	46
4.2.12	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 hidden	47
4.2.13	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 3 hidden	48
4.2.14	Penggunaan aktivasi <i>relu</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 3 hidden	49
4.2.15	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer adam</i> 1000 epochs 3 hidden	50
4.2.16	Penggunaan aktivasi <i>sigmoid</i> , <i>optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 3 hidden	51
4.2.17	Visualisasi Hasil Uji Coba	52
4.3	Integrasi Penelitian	53
BAB V	57
5.1	Kesimpulan	57
5.2	Saran	57
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur <i>Backpropagation</i>	14
Gambar 3.1	Alur Penelitian.....	18
Gambar 3.2	Desain Sistem.....	21
Gambar 3.3	Hasil Visualisasi Data	24

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Klasifikasi	7
Tabel 2.2	Metode <i>Backpropagation</i>	9
Tabel 3.1	Inisialisasi Atribut	19
Tabel 3.2	Dataset.....	20
Tabel 3.3	Standar Peraturan Permenkes	20
Tabel 3.4	<i>Cleaning Dataset</i>	22
Tabel 3.5	<i>Labeling Dataset</i>	23
Tabel 3.6	<i>Encoder Dataset</i>	23
Tabel 3.7	Data Sebelum Normalisasi	24
Tabel 3.8	Data Setelah Normalisasi	24
Tabel 3.9	Inisialisasi Bobot dan Bias <i>Layer input – Layer hidden</i>	26
Tabel 3.10	Inisialisasi Bobot dan bias <i>Layer hidden – Layer output</i>	27
Tabel 3.11	Penjumlahan Bobot dan Bias dari Input	27
Tabel 3.12	Perhitungan Aktivasi Output dari Hidden.....	28
Tabel 3.13	Penjumlahan Bobot dan Bias dari Output.....	28
Tabel 3.14	Perhitungan Aktivasi Output dari Output	28
Tabel 3.15	Perhitungan nilai <i>error</i>	29
Tabel 3.16	Perhitungan Koreksi <i>error</i> bobot dan bias.....	29
Tabel 3.17	Penjumlahan Unit <i>Hidden</i> dengan Jumlah <i>Delta</i>	29
Tabel 3.18	Faktor Koreksi <i>error</i>	30
Tabel 3.19	Perhitungan Koreksi <i>error</i>	30
Tabel 3.20	Perhitungan Koreksi Bias	30
Tabel 3.21	Hasil Update Bobot dari <i>Input</i> ke <i>Hidden</i>	30
Tabel 3.22	Hasil Update Bias dan <i>Input</i> ke <i>Hidden</i>	31
Tabel 3.23	Hasil Update Bobot dan Bias dari <i>Hidden</i> ke <i>Output</i>	31
Tabel 3.24	Hasil <i>Output</i>	32
Tabel 4.1	Skenario Uji Coba	35
Tabel 4.2	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	36
Tabel 4.3	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	37
Tabel 4.4	Hasil <i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	37
Tabel 4.5	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	38
Tabel 4.6	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	38
Tabel 4.7	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	39
Tabel 4.8	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	39
Tabel 4.9	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 1000 epochs 1 <i>hidden</i>	40
Tabel 4.10	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 1000 epochs 3 <i>hidden</i>	40

Tabel 4. 11	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	41
Tabel 4. 12	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	41
Tabel 4. 13	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	42
Tabel 4. 14	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	42
Tabel 4. 15	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	43
Tabel 4. 16	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	43
Tabel 4. 17	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 1000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	44
Tabel 4. 18	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	44
Tabel 4. 19	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	45
Tabel 4. 20	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	45
Tabel 4. 21	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	46
Tabel 4. 22	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	46
Tabel 4. 23	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	47
Tabel 4. 24	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	47
Tabel 4. 25	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 1 <i>hidden</i>	48
Tabel 4. 26	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	48
Tabel 4. 27	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	49
Tabel 4. 28	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	49
Tabel 4. 29	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>relu optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	50
Tabel 4. 30	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	50
Tabel 4. 31	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer adam</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	51
Tabel 4. 32	<i>Confusion matrix</i> percobaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	51
Tabel 4. 33	Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi <i>sigmoid optimizer rmsprop</i> 2000 <i>epochs</i> 3 <i>hidden</i>	52
Tabel 4. 34	Visualisasi Hasil Uji Coba.....	52

ABSTRAK

Naufaldi, Zahrul. 2023. **Klasifikasi Status Gizi Lansia Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network**. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Muhammad Faisal, M.T. (II) Prof. Dr. Suhartono.

Kata kunci: Statu Gizi, Lansia, Klasifikasi, *Neural Network*, *Algoritma Backpropagation*, *Confusion Matrix*.

Seiring bertambahnya usia seseorang, terjadi perubahan dalam struktur, fungsi sel, jaringan, dan sistem organ tubuh, terutama pada lansia. Kesehatan para lansia menjadi perhatian utama bagi keluarga dan masyarakat sekitar. Salah satu cara untuk menjaga kesehatan para lansia adalah dengan memperhatikan pola makan dan asupan gizi yang teratur dan memadai. Ketidakcukupan gizi pada lansia dapat menyebabkan berbagai masalah kesehatan, termasuk masalah berat badan dan kurangnya nutrisi. Dalam penelitian ini, dilakukan klasifikasi untuk menentukan status gizi pada lansia menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan *Confusion Matrix* untuk menguji dan mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan status gizi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure* dari sistem yang dikembangkan. Penelitian ini melibatkan 250 dataset dengan 4 atribut, diuji sebanyak 16 kali dengan menggunakan *adaptive learning rate*, 1000 dan 2000 *epochs*, 1 dan 3 *hidden layers*, 2 aktivasi, dan 2 *optimizer*. Hasil penelitian menunjukkan *Accuracy* tertinggi diperoleh dari penggunaan aktivasi sigmoid, aktivasi *rmsprop* dengan 3 *hidden layers* dan 2000 *epochs* dengan nilai *Accuracy* sebesar 96,79%, *Precision* 96,86%, *Recall* 96,44%, dan *F-measure* 96,44%.

ABSTRACT

Naufaldi, Zahrul. 2023. **Classification of Nutritional Status in the Elderly Using Backpropagation Neural Network Method**. Undergraduate Thesis. Department Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisor: (I) Dr. Muhammad, M.T. (II) Prof. Dr. Suhartono.

As age progresses, changes occur in the structure, function of cells, tissues and organ systems of the body, especially in the elderly. The health of the elderly is a major concern for families and the surrounding community. One way to maintain the health of the elderly is to pay attention to regular and adequate diet and nutritional intake. Insufficient nutrition in the elderly can cause various health problems, including weight problems and lack of nutrition. In this research, a classification was carried out to determine the nutritional status of the elderly using the Backpropagation Neural Network and Confusion Matrix methods to test and evaluate the model's ability to classify nutritional status. The aim of this research is to determine the Accuracy, Precision, Recall and F-measure values of the system being developed. This research involved 250 datasets with 4 attributes, tested 8 times using an adaptive learning rate, 1000 and 2000 iterations, 1 and 3 hidden layers, 2 activations, and 2 optimizers. The research results show that the highest accuracy is obtained from using sigmoid activation, rmsprop optimization with 3 hidden layers and 2000 iterations with an accuracy value of 96.79%, precision 96.86%, recall 96.44%, and F-measure 96.44%.

Key words: *Neural Network, Backpropagation Algorithm, Nutritional Status, Elderly, Classification, Confusion Matrix.*

الملخص

كور لنوفالدي، زهر 2023. "تصنيف الحالة التغذوية للمسنين باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي في الشبكة العصبية". البحث الجامعي. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا بجامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: د. محمد فيصل، الماجستير. المشرف الثاني: أ. د. سوهارتونو.

الكلمات الرئيسية: الشبكة العصبية، خوارزمية الانتشار العكسي، الحالة التغذوية، كبار السن، التصنيف، مصفوفة الخطأ.

مع تقدم الشخص في العمر ، هناك تغييرات في بنية ووظيفة الخلايا والأنسجة وأنظمة الأعضاء في الجسم ، وخاصة عند كبار السن. صحة المسنين هي مصدر قلق كبير للعائلات والمجتمع المحيط. تتمثل إحدى طرق الحفاظ على صحة كبار السن في الانتباه إلى النظام الغذائي والمدخول الغذائي المنتظم والكافي. يمكن أن يؤدي عدم كفاية التغذية لدى كبار السن إلى مشاكل صحية مختلفة ، بما في ذلك مشاكل الوزن ونقص التغذية. في هذه الدراسة ، تم إجراء التصنيف لتحديد الحالة التغذوية لدى كبار السن باستخدام طريقة الشبكة العصبية الاصطناعية للانتشار العكسي ومصفوفة الارتباك لاختبار وتقييم قدرة النموذج على تصنيف الحالة التغذوية. الغرض من هذه الدراسة هو تحديد قيمة الدقة والدقة والاستدعاء وقياس F للنظام المطور. تضمنت هذه الدراسة 250 مجموعة بيانات مع 4 سمات ، تم اختبارها 8 مرات باستخدام معدل التعلم التكيفي ، و 1000 و 2000 تكرار ، و 1 و 3 طبقات مخفية ، وتنشيطين ، و 2 محسنيين. أظهرت النتائج أعلى دقة تم الحصول عليها من استخدام تنشيط السيني ، وتحسين rmsprop مع 3 طبقات مخفية و 2000 تكرار بقيمة دقة 96.79% ، دقة 96.86% ، استدعاء 96.44% ، وقياس F 96.44%.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Terjadi pertumbuhan yang cukup signifikan dalam jumlah penduduk di Indonesia. Data dari Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS) dari tahun 2015 hingga 2045 menunjukkan bahwa pada tahun 2022 jumlah penduduk mencapai 275,7 juta jiwa, dan diperkirakan akan meningkat menjadi 284 juta jiwa pada 2025. Berdasarkan informasi dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) 2022 oleh Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN), persentase populasi lansia di Indonesia saat itu adalah 10,48% dari total penduduk. Proyeksi untuk tahun 2045 menunjukkan peningkatan yang signifikan, diperkirakan mencapai 19,9% atau sekitar 63,31 juta penduduk lanjut usia. (Kushargina & Afifah, 2021). Oleh sebab itu bisa dikatakan Indonesia telah masuk kedalam era penduduk menua atau *aging population* karena total jumlah lansia di atas 10% (Muzaqi *et al.*, 2022).

Penuaan atau proses aging adalah suatu peristiwa yang alami bagi semua bentuk kehidupan. Proses ini menjelaskan perubahan biologis yang terjadi secara kontinyu pada setiap individu, setiap saat, dan pada setiap tahap usia. Kelompok usia lanjut cenderung rentan terhadap banyak masalah kesehatan, dan semakin bertambah usia, daya tahan tubuh mereka cenderung menurun. Orang yang sudah lanjut usia adalah kelompok yang rentan dan sering kali menghadapi tantangan kesehatan yang lebih banyak. Seiring bertambahnya usia seseorang, sistem kekebalan tubuhnya cenderung melemah, meningkatkan kemungkinan timbulnya

masalah kesehatan pada kelompok ini, terutama pada lansia (Fredy Akbar, Darmiati, 2021).

Lanjut usia (lansia), yang merujuk pada individu berusia 60 tahun ke atas, memiliki hak yang sama dalam konteks kehidupan sosial, nasional, dan negara, seperti yang diatur dalam UU Republik Indonesia Nomor 13 tahun 1998. Perubahan struktur, fungsi sel, serta organ tubuh menjadi signifikan seiring bertambahnya usia, yang berpotensi memengaruhi kesehatan fisik dan meningkatkan kerentanan terhadap penyakit. Namun, saat ini, perhatian terhadap asupan gizi lansia masih terbilang kurang dalam masyarakat, padahal gizi memegang peran penting dalam menjaga kesehatan mereka. (Akbar *et al.*, 2021).

Gizi merupakan zat makanan pokok penyedia nutrisi yang dibutuhkan pada saat pertumbuhan dan perkembangan dalam mempengaruhi kesehatan pada manusia (Adzani & Sasongko, 2021). Gizi, yang diperoleh dari makanan, terdiri dari berbagai zat seperti mineral, vitamin, protein, lemak, dan air, yang dibutuhkan oleh tubuh setelah proses pencernaan. Zat gizi ini terbagi menjadi dua jenis, yaitu organik seperti lemak, karbohidrat, protein, dan vitamin, serta zat anorganik seperti air dan mineral. Menjaga asupan gizi yang memadai sangatlah penting untuk mencegah serta mengurangi risiko masalah kesehatan seperti gizi buruk.

Kebutuhan gizi yang dimiliki setiap orang pastinya berbeda-beda. Terdapat banyak faktor yang mempengaruhi kebutuhan gizi manusia seperti berat badan, tinggi badan, jenis kelamin, aktifitas yang dilakukan, dan juga usia. Faktor usia dapat dijadikan salah satu tolak ukuran kesehatan yang dimiliki seseorang apalagi jika telah memasuki masa lansia. Jika seseorang yang sedari muda sudah menjaga

pola hidup sehat serta asupan gizi yang baik, dapat dipastikan ketika memasuki masa lansia kesehatannya masih terjaga dengan baik serta resiko terkena penyakit cenderung kecil. Oleh karena itu pemenuhan kebutuhan dan asupan gizi yang diberikan secara baik dan teratur terutama kepada lansia dapat membantu dalam proses beradaptasi diri dengan perubahan yang dialami serta dapat memperpanjang kelangsungan hidup (Nurhayati *et al.*, 2019).

وَأَنْفِقُوا فِي سَبِيلِ اللَّهِ وَلَا تُلْقُوا بِأَيْدِيكُمْ إِلَى التَّهْلُكَةِ وَأَحْسِنُوا إِنَّ اللَّهَ يُحِبُّ الْمُحْسِنِينَ

“Dan infakkanlah (hartamu) di jalan Allah, dan janganlah kamu jatuhkan (diri sendiri) ke dalam kebinasaan dengan tangan sendiri dan berbuatbaiklah. Sungguh, Allah menyukai orang-orang yang berbuat baik” (QS. Al-Baqarah ; 195).

Berdasarkan tafsir surah Al-Baqarah dari ayat Al-qur’an di atas menjelaskan sebagai manusia harus merawat apa yang telah dititipkan oleh Allah termasuk menjaga kesehatan. Karena menjatuhkan diri dalam kebinasaan sama seperti orang yang tidak bersyukur atas nikmat sehat yang telah diberikan ke oleh Allah SWT kepada kita. Serta, perintah untuk berbuat kebaikan karena itu adalah hal yang dicintai Allah SWT. Berbuat kebaikan sendiri tidak harus dengan memberi secara material, dengan non-material seperti mengajak orang untuk melakukan hidup sehat dengan berolah raga dan ajakan untuk menjaga kecukupan asupan gizi dengan baik sedari masih muda. Hal tersebut termasuk perbuatan baik yang dicintai oleh Allah SWT.

Masalah nutrisi pada lansia melibatkan sejumlah proses yang bermula dari masalah nutrisi yang muncul sejak usia muda hingga menjadi nyata saat lanjut usia, bisa juga disebabkan oleh proses penuaan. Status nutrisi yang baik atau optimal tercapai ketika tubuh mendapatkan asupan zat gizi yang memadai (Nova

& Yanti, 2018). Pada lansia, status nutrisi dipengaruhi oleh banyak faktor yang masih belum sepenuhnya dipahami, disebabkan kurangnya pemahaman dan perhatian terhadap hal ini. Ketidakseimbangan nutrisi akan menyulitkan lansia dalam menjalani kegiatan sehari-hari. Permasalahan nutrisi yang sering dialami pada lansia adalah kekurangan asupan nutrisi dan masalah berat badan. Status nutrisi bisa diidentifikasi melalui pemeriksaan laboratorium atau secara antropometri dengan mengukur berat badan, ukuran tubuh, dan proporsi tubuh manusia (Kurniawati & Arifianto, 2017). Salah satu cara yang sederhana adalah dengan menghitung Indeks Masa Tubuh (IMT). Metode pengukuran ini berguna untuk menilai ketersediaan energi, status nutrisi, serta mendeteksi masalah kesehatan terkait nutrisi pada seseorang. Hal ini membantu dalam mengetahui status nutrisi yang tepat pada setiap individu lanjut usia.

Maka dari permasalahan yang telah dipaparkan tersebut, akan dilakukan penelitian untuk dapat menentukan klasifikasi status gizi lansia yang dikembangkan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* untuk dapat diketahui keefektifan model tersebut dalam menentukan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure* tertinggi sehingga nantinya dapat membantu dalam proses pengambilan keputusan. Solusi ini diharapkan dapat membantu penyandu lansia untuk mengetahui status gizi yang dimiliki lansia. Sehingga semakin banyak lansia yang memiliki kondisi kesehatan yang lebih baik kedepannya.

1.2 Pernyataan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, pernyataan masalah yang diangkat pada penelitian ini adalah bagaimana tingkat *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure* metode *Backpropagation* untuk menentukan status gizi pada lansia?

1.3 Batasan Masalah

1. Data yang digunakan merupakan data yang diperoleh dari Posyandu Lansia Srikandi, Sumbersari, Kota Malang.
2. Data lansia yang menjadi objek adalah lansia yang berumur di atas 60 tahun.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian berdasarakan pernyataan masalah yang telah dipaparkan yaitu untuk mencari nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure* metode *Backpropagation Neural Network* dalam menentukan status gizi pada lansia.z

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini diharapkan dapat membantu Posyandu Lansia Srikandi agar dapat mempermudah dalam menentukan status gizi lansia di wilayahnya.

BAB II STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

2.2.1. Klasifikasi

Penelitian sebelumnya telah dilakukan Muzaqi *et al.* (2022) menggunakan *learning vector quantization 3* (LVQ3) untuk menentukan klasifikasi status gizi pada lansia. Penelitian dilakukan menggunakan tujuh inputan dan mendapatkan lima hasil klasifikasi dengan aturan yang telah ditentukan. Diperoleh nilai akurasi tertinggi dari hasil penelitian yang telah dilakukan yaitu 86,67%, dimana membuktikan metode LVQ 3 dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan cukup baik.

Menurut penelitian Candra *et al.* (2022) menggunakan metode *Random Forest* yang dioptimasi dengan algoritme genetika untuk menentukan klasifikasi status gizi balita. Penggabungan dua metode ini dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik. Setelah dilakukan pengujian untuk mencari nilai akurasi, recal dan *f1-score*, kesimpulan yang didapat dalam penelitian ini menunjukkan bahwa algoritme genetika mampu mencari parameter yang optimal dari random forest sehingga menghasilkan akurasi yang tinggi.

Dari penelitian yang sudah dilakukan Shafira *et al.* (2023) menggunakan 3 parameter dalam pengklasifikasian penilaian status gizi balita berdasarkan BB/U, TB/U, dan BB/TB dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Metode KNN mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi menggunakan rumus *Euclidean Distance*. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan penilaian

dengan metode ini memapu menghasilkan nilai akurasi yang tinggi sebesar 91% untuk BB/U, 88% untuk TB/U, dan 90% untuk TB/BT.

Penelitian yang dilakukan oleh Triando Hamonangan Saragih & Nurul Huda (2021) tentang klasifikasi penyakit Covid-19 menggunakan metode *Backpropagation*. Penelitian ini ini dilakukan guna membantu dalam pengklasifikasian penyakit covid-19 menggunakan 192 kasus. Dari hasil penelitian yang dilakukan didapat nilai akurasi yang cukup bagus dengan rata-rata 60.21% menggunakan learning rate 0.5, neuron pada hidden layer sebanyak 80, dan *epoch* 200.

Tabel 2.1 Klasifikasi

No	Nama peneliti dan judul penelitian	Tujuan Penelitian	Hasil penelitian	Perbedaan
1.	Khurun'ain Muzaqi, Apri Junaidi. Wahyu Andi Saputra (2022). Klasifikasi Klasifikasi Status Gizi Pada Lansia Menggunakan Learning Vector Quantization 3 (LVQ).	Untuk dapat menentukan klasifikasi status gizi lansia dengan Upaya dalam meningkatkan usia harapan hidup dengan mencari nilai akurasi tertinggi.	Hasil dari penelitian yang dilakukan yaitu didapatkan Akurasi tertinggi 86,7%. Dan perhitungan menggunakan Confusion matrix memperoleh akurasi 87%, precision 83%, dan recall 81%.	Objek yang diteliti pada RSI Banjarnegara Puskesmas Rakit 1, dan pembagian kuisioner dengan 599 dan 7 inputan dan 5 hasil klasifikasi.
2.	Erysa Nadia Candra, Imam Cholissodin, Randy Cahya Wihandika (2022). Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode Optimasi Random Forest dengan Algoritma Genetika (Studi Kasus : Puskesmas Cakru)	Untuk dapat mengklasifikasi status gizi balita secara akurat dan cepat guna meminimalisir kesalahan dan ketidak telitian serta waktu yang cukup lama jika menggunakan analisis secara manual	Hasil dari penelitian ini memperoleh rata-rata akurasi 89,5%, precision 74,34%, recall 58,68%, dan f1-score 0,7, nilai mutation 0,3 dan jumlah feature 4.	Objek yang diteliti pada Puskesmas Cakru, menggunakan 1750 data balita.

Lanjutan Tabel Klasifikasi

No	Nama peneliti dan judul penelitian	Tujuan Penelitian	Hasil penelitian	Perbedaan
3.	Restu Shafira, Prajoko, Agung Prambudi (2023). Penilaian Status Gizi Balita Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor	Untuk dapat mengklasifikasi status gizi balita berdasarkan 3 parameter berdasarkan BB/U, TB/U, dan BB/TB.	Hasil dari penelitian yang telah dilakukan menggunakan metode KNN menghasilkan nilai akurasi BB/U sebesar 91%, TB/U sebesar 88%, dan BB/TB sebesar 90%.	Objek yang diteliti pada penelitian ini didapat dari Puskesmas Sukalarang berjumlah 753 data balita.
4.	Nurul Huda, Triando Hamonangan Saragih (2023). Klasifikasi Penyakit Covid-19 di Kalimantan Selatan menggunakan Metode Backpropagation.	Untuk mendapatkan nilai akurasi tertinggi dalam menentukan klasifikasi penyakit covid-19 dengan menggunakan <i>learning rate</i> 0.5 dan <i>epoch</i> 200.	Hasil dari penelitian yang telah dilakukan didapatkan nilai akurasi yang cukup bagus dengan rata-rata sebesar 60.21 dengan menggunakan nilai <i>learning rate</i> 0.5.	Objek yang diteliti menggunakan data Covid-19 dengan jumlah kasus sebanyak 192 kasus.

2.2.2. Backpropagation

Farida *et al.* (2022) melakukan penelitian menggunakan metode *naïve bayes classification* dalam menentukan status gizi balita menggunakan Indeks Atomometri (BB/U). Pada penelitian ini menggunakan parameter indeks BB/U dengan 800 data balita yang dilakukan sebanyak tiga kali. Hasil penelitian menunjukkan bahwa di dapat nilai akurasi dengan nilai keakuratan yang baik pada pengujian ketiga sebesar 80%.

Dari penelitian yang sudah dilakukan oleh Pratama & Darmawan (2021) dalam menentukan klasifikasi status gizi balita menggunakan Jaringan Syaraf tiruan *Backpropagation*. Dimana penelitian ini bertujuan untuk menguji akurasi dalam mengklasifikasi status gizi serta membandingkan dengan hasil dari penelitian sebelumnya. Hasil dari penelitian ini menyimpulkan bahwa jaringan syaraf tiruan

Backpropagation dapat melakukan klasifikasi status gizi pada balita dengan cukup baik yang tidak dapat dilakukan pada perhitungan manual.

Antares (2021) pada penelitiannya tentang artificial neural network dalam mengidentifikasi penyakit stroke menggunakan metode *Backpropagation*. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit stroke menggunakan inputan berasal dari data rekam medis. Hasil dari penelitian yang didapatkan menggunakan parameter learning rate 0.1, nilai *goal* sebesar 0.01 dan *epochs* 5000 menghasilkan nilai *error* yang kecil, dengan nilai MSE 0.0011488 dan akurasi sebesar 97%.

Pada penelitiannya Adzani & Sasongko (2021) melakukan klasifikasi status gizi balita menggunakan metode Backpropagation dengan Algoritma *Levenberg - Marquardt* Iniasialisasi *Nguyen Widrow*. Penelitian ini bertujuan untuk dapat membangun sebuah sistem klasifikasi status gizi berbasis web yang merupakan upaya untuk mengetahui status gizi balita. Hasil dari penelitian yang telah dilakukan dari 100 data menggunakan 4 variabel didapatkan hasil terbaik pada kombinasi parameter hidden neuron 12, parameter *Levenberg-Marquardt* (μ) 0.01, maksimum epoch 1000 dan target error 0.001 yang menghasilkan MSE 0.000064.

Tabel 2.2 *Backpropagation*

No	Nama peneliti dan judul penelitian	Tujuan Penelitian	Hasil penelitian	Perbedaan
1.	Nur Farida, Intan Nur Farida, Julian Sahertian (2022). Implementasi Metode Naïve Bayes Classification dalam menentukan Status Gizi Balita menggunakan Indesk Antrometri (BB/U).	Untuk dapat menentukan status gizi balita berdasarkan <i>indeks antrometri</i> (BB/U).	Pengujian dilakukan sebanyak tiga kali, hasil dari penelitian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa di dapat nilai akurasi tertinggi pada pengujian dengan akurasi 80%	Objek yang diteliti di dapat dari Posyandu Dusun Sumoyono Kab. Jombang menggunakan 800 data balita.

Lanjutan Tabel *Backpropagation*

No	Nama peneliti dan judul penelitian	Tujuan Penelitian	Hasil penelitian	Perbedaan
2.	Evanoarch Rokimarch Pratama, J. B. Budi Darmawan (2021). Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation.	Untuk dapat menguji tingkat akurasi dari data PSG 2017, menguji akurasi dari hasil prediksi data PSG 2019 dengan model hyperparameter dari data training PSG 2017.	Hasil dari penelitian didapat akurasi tertinggi untuk klasifikasi BB/U, TB/U, dan BB/TB adalah 98.47%, 90.71%, dan 91.41%. Dan akurasi dari data PSG 2019 adalah 93.93%, 81.81%, dan 96.96%.	Objek yang diteliti dari data PSG balita 2017 Kecamatan Peremai, KalBar, sebanyak 850 data. Dan data 33 data PSG tahun 2019 dengan 3 kriteria dan 6 alternatif yang digunakan.
3.	Jovi Antares (2020) Artificial Neural Network Dalam Mengidentifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus di Klinik Apotik Madya Padang)	Untuk dapat mengidentifikasi penyakit stroke menggunakan pola jaringan syaraf tiruan <i>Backpropagation</i> dengan parameter learning rate 0.1.	Hasil dari penelitian yang telah dilakukan menghasilkan nilai keluaran jaringan yang tidak jauh berbeda dengan nilai target sehingga didapatkan nilai <i>error</i> yang kecil.	Objek yang diperoleh dari hasil observasi dan wawancara di Klinik Apotik Madya kot Padang.
4.	Widan Azka Adzanim Priyo Sidik Sasongko (2021). Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode Backpropagation Dengan Algoritma Levenberg- Marquardt dan Inisialisasi Nguyen- Widrow.	Untuk dapat membantu Posyandu Tembalabf dalam membuat sebuah sistem klasifikasi status gizi untuk balita berbasis web, dalam upaya peningkatan status gizi kepada balita.	Hasil dari penelitian yang telah dilakukan didapat arsitektur terbaik pada kombinasi parameter hidden <i>neuron</i> 12, parameter <i>Levenberg Marquardt</i> (μ) 0.01, maksimum epoch 1000 dan target error 0/001 yang menghasilkan MSE 0.000064.	Objek yang diteliti pada Posyandu Balai Desa Purwerojo Kabupaten Malang, menggunakan 900 data balita.

2.2 Status Gizi Lansia

Gizi dapat diartikan suatu proses organisme pada makanan melalui proses digesti, transportasi, absorpsi, metabolisme, pengeluaran zat yang tidak dibutuhkan, serta sebagai penyedia energi untuk aktivitas sehari-hari yang penting untuk pertumbuhan serta perkembangan manusia (Syampurma, 2018). Besar Gizi yang

seimbang dapat diperoleh dari bahan makanan sehari-hari yang mengandung zat gizi dengan jumlah yang sesuai dibutuhkan oleh tubuh setiap harinya, dengan juga tetap menjaga aktivitas fisik, perilaku hidup sehat dan bersih, dan memperhatikan berat badan normal ideal untuk mencegah terjadinya masalah gizi.

Status gizi lansia merujuk pada kondisi kesehatan gizi seseorang yang berusia di atas 60 tahun. Status gizi pada lansia biasanya ditentukan dari beberapa faktor seperti asupan makanan, penyerapan nutrisi dan metabolisme tubuh yang dapat berubah seiring bertambahnya usia. Kondisi gizi yang buruk pada lansia dapat menyebabkan masalah kesehatan seperti kelemahan otot, rentan terhadap infeksi, dan penurunan daya tubuh secara keseluruhan. Agar lansia dapat menikmati hidupnya dan kesehatan serta kebugarannya tetap terjaga, maka lansia harus melakukan aktivitas olahraga yang teratur, menjaga pola hidup sehat serta secara rutin melakukan pemeriksaan kesehatan (Kuniano, 2015). Oleh karena itu, penting bagi lansia untuk menjaga asupan nutrisi yang seimbang dan selalu memperhatikan status gizinya.

Status gizi lansia dapat diukur atau dinilai dengan memperhatikan berat badan, tinggi badan, dan lingkar lengan atas, serta dengan melakukan pengukuran massa indeks tubuh (IMT) dan membandingkannya dengan standar yang telah ditetapkan. Status gizi yang baik ditandai dengan IMT yang normal, asupan gizi yang cukup, serta kondisi kesehatan yang baik secara keseluruhan. Status gizi kurang dapat terjadi apabila terdapat kekurangan satu atau lebih zat gizi esensial pada tubuh. Dan status gizi lebih dapat terjadi apabila zat gizi pada tubuh melebihi

dari kecukupan gizi normal, sehingga dapat menimbulkan efek yang berbahaya bagi tubuh (Nova & Yanti, 2018).

2.3 K-Fold Cross Validation

Machine Learning (ML) *K-Fold Cross Validation* adalah sebuah metode validasi model pada data yang digunakan untuk mengevaluasi performa model dengan cara membagi k bagian (*fold*) yang sama besar (biasanya 5 atau 10). Pada setiap iterasi, salah satu *fold* digunakan sebagai data uji (test) dan *fold* lainnya digunakan sebagai data latih (train). Teknik *K-fold cross validation* dapat membantu dalam mengatasi masalah overfitting pada sebuah model, karena dengan metode ini model di uji pada data yang berbeda-beda dan memberikan informasi yang lebih banyak tentang performa model. *K-fold cross validation* dapat digunakan pada berbagai jenis model regresi klasifikasi dan clustering.

2.4 Neural Network

Data Mining adalah proses menemukan pola atau hubungan tersembunyi dalam sebuah data besar dengan menggunakan teknik-teknik analisis statistik, *artificial intelligence*, dan juga *machine learning* untuk dapat mengidentifikasi informasi atau pengetahuan serta mampu membantu dalam meningkatkan pekerjaan dan pengambilan keputusan. Dalam melakukan data mining terdapat tahapan yang perlu diperhatikan sebagai rangkaian suatu proses, yakni *data cleaning*, *data selection*, *data transformation*, *data mining*, dan *pattern evaluation*.

Jaringan Syaraf Tiruan atau *Neural Network* digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi simulasi dari koleksi model syaraf biologi

manusia. Jaringan Syaraf Tiruan adalah sistem yang bisa menyesuaikan strukturnya agar dapat menyelesaikan masalah dengan menggunakan informasi dari luar maupun dari dalam yang mengalir melalui jaringan itu (Ulfa, 2021). Karena sifatnya yang mampu beradaptasi, JST juga kerap dikenal dengan nama jaringan yang adaptif. Jumlah neuron pada input layer, hidden layer dan output layer perlu dirancang sedemikian rupa sehingga menghasilkan prediksi terbaik (Khairati & Putra, 2022).

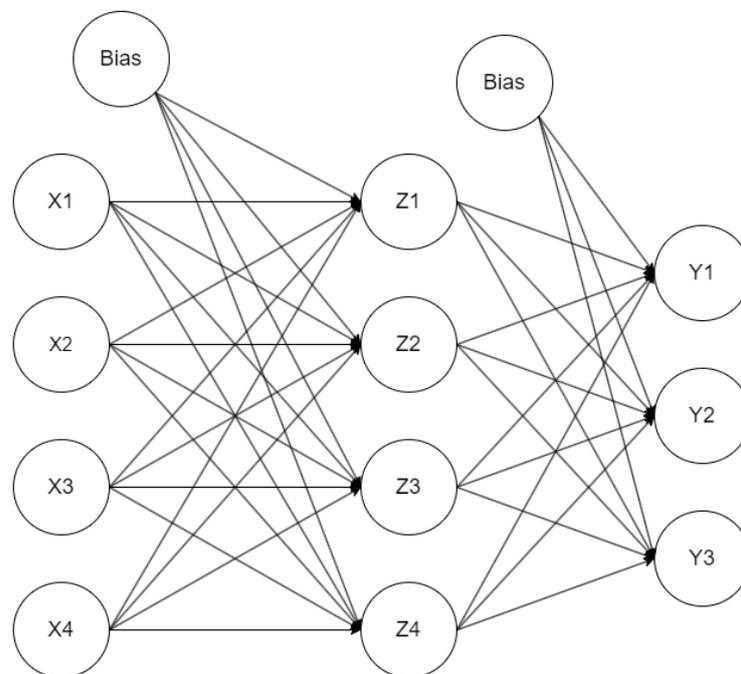
Klasifikasi adalah salah satu teknik dalam data mining yang digunakan untuk memisahkan atau mengelompokkan data menjadi beberapa kelas berdasarkan karakteristik atau atribut tertentu yang dimiliki oleh setiap data. Tujuan dari dilakukannya klasifikasi adalah untuk menemukan pola tersembunyi pada sebuah data, sehingga data tersebut akan digolongkan ke dalam kelas yang tepat berdasarkan aturan yang telah ditentukan. Gambaran dari proses klasifikasi diawali dengan data input yang digunakan, kemudian diproses oleh klasifikasi dan yang terakhir akan menghasilkan output yang berupa kelas (Hizham *et al.*, 2018).

2.5 Backpropagation

Backpropagation adalah algoritma pembelajaran terawasi yang digunakan untuk melatih jaringan syaraf tiruan. Secara sederhana, algoritma *backpropagation* adalah metode penyesuaian bobot dan bias jaringan saraf tiruan agar dapat memetakan inputan ke output dengan akurasi tinggi. Algoritma ini bekerja dengan membandingkan output yang diprediksi oleh jaringan ke *output* sebenarnya, menghitung *error*, dan kemudian menyesuaikan bobot dan bias jaringan dengan mengurangi error tersebut. Algoritma ini cocok digunakan untuk menyelesaikan

berbagai masalah seperti dalam klasifikasi, prediksi, analisis, dan lain sebagainya. Algoritma ini memiliki bias yang rendah dengan kecepatan tinggi pada pengaplikasian dalam bentuk *real-time* (Roni *et al.*, 2022).

Proses *backpropagation* melibatkan 3 tahap utama (Siang, 2009), yaitu *feedforward*, pada tahap ini data input dijalankan melalui jaringan saraf untuk menghasilkan output. Selanjutnya tahap *backpropagation*, pada tahap ini *error* dihitung dan dikembalikan ke dalam jaringan untuk mengupdate bobot dan bias untuk dapat meningkatkan akurasi model. Dan tahap terakhir adalah *weight update* atau perbaikan bobot. Arsitektur pada *Backpropagation* bisa dilihat seperti pada gambar 2.1. Di mana X sebagai nilai input, Z adalah jumlah neuron, dan Y adalah nilai *Output*.



Gambar 2.1 Arsitektur Jaringan Backpropagation
Sumber : diolah dari Siang (2009)

Adapun langkah-langkah dalam pelatihan metode *Backpropagation* adalah sebagai berikut :

Langkah 0 : Inisialisasi bobot dan bias. Bobot dapat diisi dengan angka (acak) dan biasanya angka di sekitar 0 dan 1 atau -1 (bias positif atau negatif).

Langkah 1 : Jika stopping condition masih belum terpenuhi, jalankan langkah 2 sampai 9.

Langkah 2 : Untuk setiap data training, lakukan langkah 3 sampai 8.

feedforward

Langkah 3 : Setiap unit input ($X_i, i=1, \dots, n$) menerima sinyal input X_i dan menyebarkan sinyal tersebut pada seluruh unit pada hidden layer. Perlu diketahui bahwa input X_i yang dipakai di sini adalah input training data yang sudah diskalakan.

Langkah 4 : Setiap hidden unit ($Z_j, j=1, \dots, p$) akan menjumlahkan sinyal-sinyal input yang sudah berbobot, termasuk biasanya,

$$Z_{net_j} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji} \quad (2.1)$$

dan memakai fungsi aktivasi yang telah ditentukan untuk menghitung sinyal output dari hidden unit yang bersangkutan,

$$Z_j = f(Z_{net_j}) \quad (2.2)$$

lalu mengirim sinyal output ini ke seluruh unit pada unit output

Langkah 5 : Setiap unit output ($Y_k, k=1, \dots, m$) akan menjumlahkan sinyal-sinyal input yang sudah berbobot, termasuk biasanya,

$$Y_{net_k} = W_{k0} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{kj} \quad (2.3)$$

dan memakai fungsi aktivasi yang telah ditentukan untuk menghitung sinyal output dari unit output yang bersangkutan:

$$Y_k = f(Y_{net_k}) \quad (2.4)$$

backpropagation

Langkah 6 : Setiap unit output ($Y_k, k=1, \dots, m; j=0, 1, \dots, m$) menerima suatu target (output yang diharapkan) yang akan dibandingkan dengan output yang dihasilkan.

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(Y_{in_k}) = (t_k - y_k)Y_k(1 - Y_k) \quad (2.5)$$

Faktor δ_k ini digunakan untuk menghitung koreksi error (ΔW_{jk}) yang nantinya akan dipakai untuk memperbaharui W_{jk} , di mana:

$$\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k Z_j \quad (2.6)$$

Selain itu juga dihitung koreksi bias ΔW_{0k} yang nantinya akan dipakai untuk memperbaharui ΔW_{0k} , di mana:

$$\Delta W_{k0} = \alpha \delta_k \quad (2.7)$$

Faktor ini kemudian dikirimkan ke layer di depannya.

Langkah 7 : Setiap hidden unit ($Z_j, j=1, 2, \dots, p; i=0, 1, \dots, n$) menjumlah input delta (yang dikirim dari layer pada langkah 6) yang sudah berbobot.

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{kj} \quad (2.8)$$

Kemudian hasilnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan jaringan untuk menghasilkan faktor koreksi error δ_j , dimana:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(Z_{net_j}) \quad (2.9)$$

Faktor δ_j ini digunakan untuk menghitung koreksi error (ΔV_{ij}) yang nantinya akan dipakai untuk memperbaharui V_{ij} , di mana:

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (2.10)$$

Selain itu juga dihitung koreksi bias ΔV_{0j} yang akan dipakai untuk memperbaharui V_{0j} , dimana :

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.11)$$

Weight Update

Langkah 8 : Setiap unit output ($Y_k, k=1, 2, \dots, m; j=0, 1, \dots, p$) akan memperbaharui bias dan bobotnya dengan setiap hidden unit.

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (2.12)$$

Demikian pula untuk setiap hidden unit ($j=1, 2, \dots, p; i=0, 1, \dots, n$) akan memperbaharui bias dan bobotnya dengan setiap unit input.

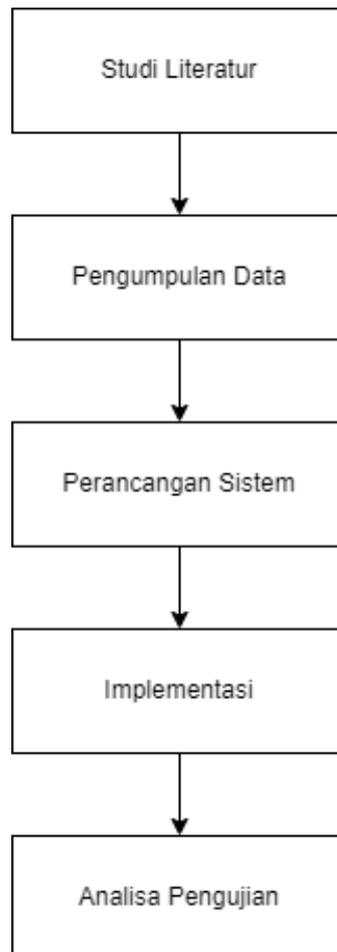
$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (2.13)$$

Langkah 9 : Memeriksa *stopping condition*. Jika *stop condition* telah terpenuhi, maka pelatihan jaringan dapat dihentikan. Terdapat 2 *stop condition* pada algoritma backpropagation, yaitu :

- a. Pelatihan akan berhenti jika kondisi maksimum iterasi telah terpenuhi
- b. Pelatihan akan berhenti jika nilai dari MSE lebih kecil atau sama dengan batas *error* yang telah ditentukan.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada tahapan penelitian dilakukan sebuah perancangan yang terdapat lima tahap yang diterapkan yaitu dengan melakukan studi literatur sebagai bahan referensi, pengumpulan data sebagai data olah pengujian, implementasi terhadap sistem dan studi kasus yang diteliti, serta penarikan kesimpulan berdasarkan analisis hasil dari pengujian. Alur penelitian seperti pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

3.1 Studi Literatur

Dalam studi literatur bertujuan mengumpulkan referensi-referensi yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan. Setelah itu, tahapan dilanjutkan dengan identifikasi masalah untuk dapat menganalisis kebutuhan yang terdapat pada penelitian, selanjutnya dilakukan pengumpulan data, kemudian merancang sistem dilanjutkan dengan implementasi sistem. Setelah sistem dirancang dan diimplementasikan, pengujian dan evaluasi sistem akan dilakukan. Fase ini diakhiri dengan analisa sistem.

3.2 Pengumpulan Data

Terdapat dua tipe data yang digunakan pada suatu penelitian, yaitu primer dan sekunder. Data primer merupakan data yang diukur oleh peneliti sendiri, sedang tipe sekunder merupakan data yang diperoleh berupa dokumen tertulis yang memiliki hubungan erat dengan masalah yang dibahas (Pramiyati *et al.*, 2017). Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan data sekunder. Data tersebut diperoleh dari Posyandu Lansia Srikandi Kecamatan Lowokwaru, Malang. Data yang digunakan merupakan data dari kartu kesehatan lansia. Di dapatkan sebanyak 250 data dengan menggunakan 4 atribut serta terdapat lima hasil klasifikasi status gizi pada penelitian ini, yaitu status sangat kurus, kurus, normal, gemuk, dan obesitas.

Tabel 3.1 Inisialisasi Atribut

No	Atribut	Keterangan
1	Jk. L/P	Jenis Kelamin Lansia
2	Umur	Umur Lansia
3	BB	Berat Badan Lansia
4	TB	Tinggi Badan Lansia
5	IMT	Indeks Masa tubuh
6	Status	Hasil Klasifikasi

Tabel 3.2 Dataset

No	JK	Usia	BB	TB	IMT
1	P	70	56	162	21,34
2	L	62	69	147	31,93
3	P	60	47	142	23,31
4	P	61	68	153	29,05
:	:	:	:	:	:
248	P	64	53,3	144	25,70
249	P	66	42,7	137	22,75
250	P	68	48,4	147	22,40

Untuk menentukan status gizi lansia dapat dilakukan dengan menggunakan pengukuran Masa Indeks Tubuh (IMT) dan membandingkannya dengan standar yang telah ditetapkan oleh Permenkes nomor 41 tahun 2014. Dimana untuk mengukurnya diperlukan penimbangan berat badan serta tinggi badan lansia. Perhitungan status gizi menggunakan IMT menggunakan persamaan 3.1.

$$IMT = \frac{BB(Kg)}{TB(m) \cdot TB(m)} \quad (3.1)$$

IMT = Indeks Masa Tubuh
 BB = Berat Badan Lansia
 TB = Tinggi Badan Lansia

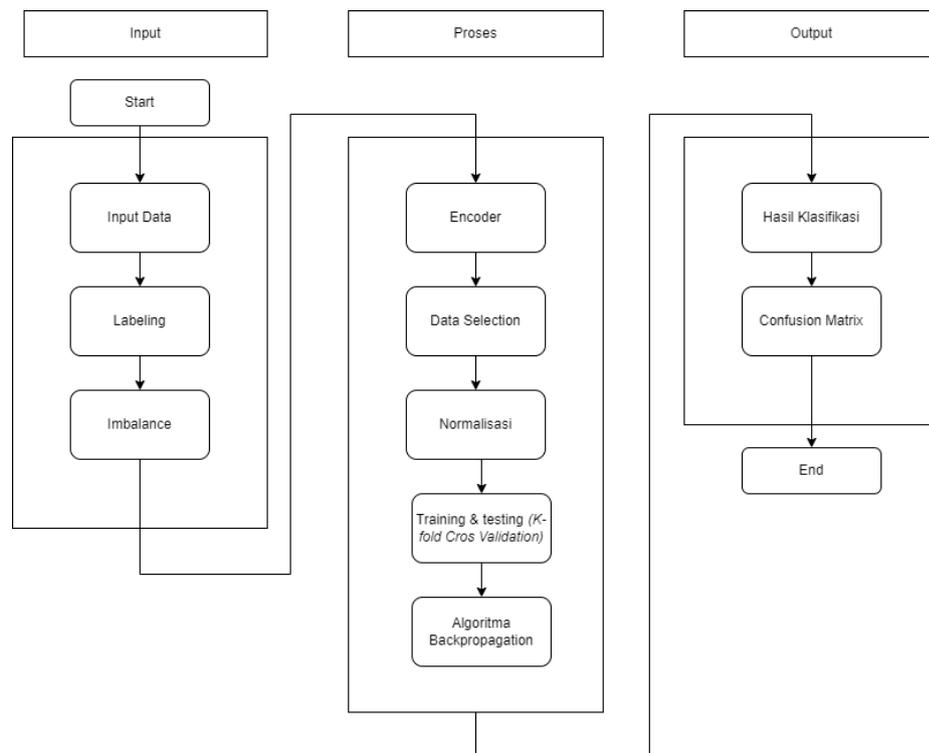
Tabel 3.3 Standar Peraturan Permenkes no 41 tahun 2014

No	Atribut	IMT
1	Sangat Kurus	< 17 Kg
2	Kurus	17 Kg – 18,5 Kg
3	Normal	>18,5 Kg – 25 Kg
4.	Gemuk	>25 Kg – 27 Kg
5.	Obesitas	> 27 kg

3.3 Perancangan Sistem

Perancangan sistem menjelaskan pengolahan data dari saat data dikumpulkan hingga mendapatkan hasil perhitungan confusion matrix. Pada gambar 3.2 dapat dilihat gambaran sistem secara umum dimana pertama data lansia

dengan empat variabel di inputkan yaitu jenis kelamin, umur, tinggi badan, dan berat badan. Selanjutnya data tersebut diseleksi terlebih dahulu dan setelah itu dilakukan normalisasi. Setelah dilakukan normalisasi data akan masuk ke proses *backpropagation* dan yang terakhir akan menghasilkan klasifikasi perhitungan akurasi menggunakan *confusion matrix*.



Gambar 3. 2 Desain Sistem

3.3.1 *Preprocessing*

Pada tahap ini dilakukan *preprocessing* untuk mempersiapkan data agar berkualitas dan siap diolah dalam model. Tahap *preprocessing* data melibatkan serangkaian langkah untuk mentransformasi dataset menjadi format yang siap untuk diproses ke dalam model. Dalam penelitian ini, tahap *preprocessing* melibatkan serangkaian langkah atau prosedur, yaitu:

3.3.1.1 Data Selection

Data selection merupakan proses pemilihan subset data yang sesuai atau relevan dari kumpulan data yang lebih besar untuk analisis lebih lanjut dalam data mining. Tujuannya adalah untuk mengurangi dimensi data atau memilih fitur-fitur yang paling relevan atau penting untuk analisis, penggalan pola, atau pembuatan model. Proses seleksi data ini melibatkan identifikasi dan pemilihan atribut atau fitur-fitur spesifik dari dataset yang dianggap memiliki kontribusi terbesar terhadap tujuan analisis atau pemodelan yang sedang dilakukan. Dataset yang telah dilakukan proses *Selection* dapat dilihat pada tabel 3.4 .

Tabel 3.4 *Selection* Dataset

No	JK	Usia	BB	TB	IMT
1	P	70	56	162	21,34
2	L	62	69	147	31,93
3	P	60	47	142	23,31
4	P	61	68	153	29,05
:	:	:	:	:	:
248	P	64	53,3	144	25,70
249	P	66	42,7	137	22,75
250	P	68	48,4	147	22,40

3.3.1.2 Labeling

Proses *labeling* diterapkan dalam menetapkan label pada data untuk melakukan klasifikasi. Dalam penelitian ini, proses *labeling* menggunakan Microsoft Excel untuk menetapkan label pada setiap data. Hasil dari *labeling* pada dataset dapat dilihat pada tabel 3.5.

Tabel 3.5 *Labeling* Dataset

No	JK	Usia	BB	TB	Status
1	P	70	56	162	Normal
2	L	62	69	147	Obesitas
3	P	60	47	142	Normal
4	P	61	68	153	Obesitas
:	:	:	:	:	:
248	P	64	53,3	144	Gemuk
249	P	66	42,7	137	Normal
250	P	68	48,4	147	Normal

3.3.1.3 Proses Imbalance

Dalam tahap ini, data yang terkumpul akan diatur secara seimbang untuk meningkatkan akurasi hasil klasifikasi. Dalam penelitian ini, Teknik *Random Oversampling* diterapkan, yaitu teknik yang menghasilkan sampel tambahan pada label minoritas dengan cara mengambil data secara acak sehingga jumlah kedua label menjadi seimbang. Ini bertujuan untuk menyeimbangkan distribusi data dan meningkatkan kemungkinan akurasi hasil klasifikasi.

3.3.1.4 Proses Encoder

Pada tahapan ini konversi atribut yang bernilai kategori menjadi bernilai numerik. Dalam penelitian ini, atribut kategori status gizi yang sebelumnya memiliki nilai berupa "sangat kurus", "kurus", "normal", "gemuk", dan "obesitas" diubah menjadi 0, 1, 2, 3, dan 4 secara berturut-turut. Dataset yang telah dilakukan *Encoder* seperti pada tabel 3.6.

Tabel 3.6 *Encoder* Dataset

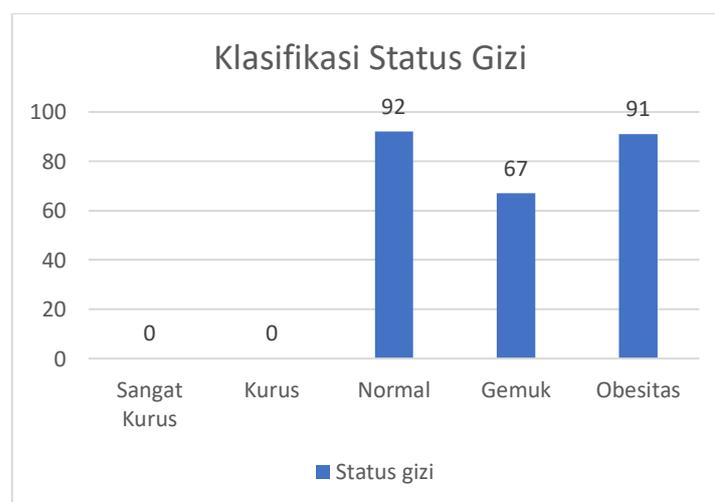
No	JK	Usia	BB	TB	IMT
1	P	70	56	162	1
2	L	62	69	147	2
3	P	60	47	142	1

Lanjutan Tabel *Encoder Dataset*

No	JK	Usia	BB	TB	IMT
4	P	61	68	153	2
:	:	:	:	:	:
248	P	64	53,3	144	0
249	P	66	42,7	137	1
250	P	68	48,4	147	1

3.3.1.5 Data Visualisasi

Pada proses visualisasi data, tujuannya adalah membuat informasi yang kompleks menjadi lebih mudah dipahami dan dianalisis, memungkinkan pengguna untuk melihat pola, hubungan, dan tren yang mungkin sulit dilihat dalam bentuk data mentah dan merepresentasi grafis dari informasi atau data yang disajikan dalam bentuk grafik, bagan, peta, atau elemen visual lainnya. Dalam penelitian ini, visualisasi data digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara data yang memiliki label status sangat kurus, kurus, normal, gemuk, dan obesitas. Langkah ini bertujuan untuk mencegah *overfitting*. Hasil visualisasi dari dataset seperti pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Hasil Visualisasi Data

3.3.1.6 Normalisasi Data

Proses Normalisasi data dilakukan untuk mentransformasikan data menjadi nilai yang konsisten. Pada penelitian ini proses normalisasi data menggunakan metode *MinMaxScaler* dengan rumus seperti berikut :

$$X' = \frac{(X - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} \cdot (\max - \min) + \min \quad (3.2)$$

Tabel 3.7 Data Sebelum Normalisasi

No	JK	Usia	BB	TB
1	2	70	56	162
2	1	62	69	147
3	2	60	47	142
4	2	61	68	153
5	2	65	52	136
6	2	63	58	144
7	1	64	68	137
8	1	92	50.6	143
9	1	80	69	160
10	2	77	46	140
min	1	60	47	162
max	2	92	69	136

Pada tabel 3.7 dilakukan contoh normalisasi data, pada kolom berat badan nilai minimum adalah 47 dan nilai maksimalnya adalah 69. Pada baris pertama nilai berat badan (x) adalah 56 dan setelah dilakukan normalisasi menggunakan *MinMaxScaler* nilainya menjadi 0,487179.

Tabel 3.8 Data Setelah Normalisasi

No	JK	Usia	BB	TB
1	1	0.31250	0.487179	0.8878788
2	0	0.06250	0.820513	0.424242
3	1	0	0.256410	0.272727
4	1	0.03125	0.794872	0.606061
5	1	0.15625	0.384615	0.090909
6	1	0.09375	0,53846153	0,454545
7	1	0.06250	0,05128205	0,3636363

Lanjutan Tabel Data Setelah Normalisasi

No	JK	Usia	BB	TB
8	1	0	0,51282051	0,287878
9	1	0.03125	0,46153846	0,1818181
10	1	0.18750	0,64102564	0,5757575

3.3.2 Pembagian Dataset

Setelah melalui langkah-langkah *preprocessing*, dataset akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model *backpropagation*, sementara data *testing* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih. Dalam konteks penelitian ini, pembagian dataset akan dilakukan dengan proporsi 80% data *training* dan 20% data *testing* menggunakan metode *K-fold Cross Validation* dengan $k=10$. *K-fold Cross Validation* akan membagi dataset menjadi K subset (*fold*) yang sama besar. Proses ini diulang sebanyak K kali, setiap kali dengan *fold* yang berbeda sebagai data validasi. Hasil eksperimen akan dievaluasi menggunakan metode *confusion matrix*.

3.3.3 Algoritma Backpropagation

Sebelum melanjutkan inisialisasi bobot dan bias pada data yang telah diinput, tahap pertama adalah melakukan normalisasi data menggunakan MinMaxScaler sebagaimana tertera pada Tabel 3.8.

Tabel 3.9 Inisialisasi Bobot dan Bias *Layer input – Layer hidden*

V	z1	z2	z3	z4
x1	0.8	-0.3	0.1	-0.6
x2	0.2	0.1	0.7	0.4
x3	0.1	0.9	0.1	0.4
X4	0.3	-0.7	-0.9	0.2
i	-0.9	0.5	0.3	0.9

Setelah proses normalisasi selesai, langkah berikutnya adalah melakukan inisialisasi bobot dan bias seperti yang dijelaskan dalam Tabel 3.9 dari input ke lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan Tabel 3.10 dari lapisan tersembunyi (*hidden layer*) ke lapisan output. Penentuan nilai bobot dan bias dalam penelitian ini menggunakan angka acak dengan rentang 0 hingga 1. Dalam konteks ini, layer input direpresentasikan oleh (x), layer tersembunyi oleh (z), layer output oleh (y), bias oleh (i), input ke hidden oleh (V), dan hidden ke output oleh (W). Berikut merupakan nilai bobot dan bias yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 3.10 Inisialisasi Bobot dan Bias *Layer hidden – Layer output*

W	y1	y2	y3	y4
z1	-0.4	0.7	0.1	0.8
z2	-0.7	-0.1	0.3	-0.7
z3	0.2	0.7	0.9	-0.8
z4	0.4	0.3	0.9	0.7
i	-0.2	0.4	0.5	0.7

Setelah tahap awal dimana nilai bobot dan bias telah diatur, langkah berikutnya adalah feedforward. Dalam proses ini, nilai bobot dan bias dari input akan diakumulasikan sesuai dengan Persamaan 2.1 dan menghasilkan output di unit tersembunyi (Z_{ij}) sebagaimana terlihat pada Tabel 3.11.

Tabel 3.11 Penjumlahan Bobot dan Bias dari *Input*

<i>Hidden layer</i>	Penjumlahan
z_in1	0.346648
z_in2	0.997919
z_in3	0.214486
z_in4	0.640944

Setelah penjumlahan bobot dari setiap inputan, langkah berikutnya menerapkan fungsi aktivasi menggunakan Persamaan 2.2 untuk menghitung

keluaran atau sinyal *output* dari *hidden layers*, sebagaimana ditampilkan dalam Tabel 3.12.

Tabel 3.12 Perhitungan aktivasi *output* dari *hidden*

<i>Hidden layer</i>	Aktivasi
z_out1	0.585805
z_out2	0.730649
z_out3	0.553417
z_out4	0.654967

Langkah selanjutnya yaitu menghitung setiap unit output dengan menjumlahkan input dan bias yang telah diberi bobot menggunakan persamaan 2.3 dan hasilnya seperti pada tabel 3.13.

Tabel 3.13 Penjumlahan bobot dan bias dari *output*

<i>Output layer</i>	Hasil Penjumlahan
y_in1	-0.591831
y_in2	0.713939
y_in3	0.747716

Selanjutnya hasil penjumlahan bobot output di proses menggunakan fungsi aktivasi menggunakan persamaan 2.4 dan hasilnya seperti pada tabel 3.14.

Tabel 3.14 Perhitungan aktivasi *output* dari *output*

<i>Output layer</i>	Aktivasi
y_out1	0.356215
y_out2	0.671271
y_out3	0.678681

Langkah berikutnya adalah masuk ke tahap *backpropagation*. Pada tahap ini, perhitungan *error output layer* untuk masukan eksternal akan dilakukan dengan Persamaan 2.5. Penelitian ini juga menggunakan nilai laju pembelajaran 0,1, dan hasilnya dapat dilihat pada Tabel 3.15.

Tabel 3.15 Perhitungan *error*

<i>Error output</i>	<i>Learning rate 0.1</i>
Error_1	-0.081689349
Error_2	-0.148126852
Error_3	-0.148002075

Setelah memperoleh nilai *error*, langkah berikutnya adalah menghitung koreksi *error* dengan Persamaan 2.6. Persamaan 2.7 juga digunakan untuk menghitung koreksi *error* bias, dan hasilnya direpresentasikan dalam Tabel 3.16.

Tabel 3.16 Perhitungan koreksi *error* bobot dan bias

koreksi <i>error</i>	Hasil
Δw_1	-0.004791
Δw_2	-0.005969
Δw_3	-0.004520
Δw_4	-0.005350
$\Delta bias$	-0.008169

Proses selanjutnya dilakukan penjumlahan setiap unit hidden dengan input delta dengan menggunakan persamaan 2.8 dan hasilnya seperti pada tabel 3.17.

Tabel 3.17 Penjumlahan Unit *Hidden* dengan *Input* Delta

<i>Hidden</i>	Hasil
z_1	0.032093
z_2	0.059376
z_3	-0.014350
z_4	-0.036060

Langkah berikutnya adalah menerapkan fungsi aktivasi pada hasil penjumlahan nilai *hidden* dengan delta menggunakan persamaan 2.9 untuk memperoleh faktor koreksi *error*. Hasil dari langkah ini direpresentasikan dalam Tabel 3.18.

Tabel 3.18 Faktor Koreksi *Error*

<i>Hidden</i>	faktor koreksi error
z_1	0.007786982
z_2	0.011685285
z_3	-0.003546063
z_4	-0.008148486

Setelah langkah penjumlahan antara *input hidden* dan *input delta*, langkah berikutnya adalah menghitung koreksi *error* untuk memperbarui bobot menggunakan persamaan 2.10, serta memperbarui bias menggunakan persamaan 2.11. Hasil perhitungan ini tercantum dalam Tabel 3.19 dan Tabel 3.20.

Tabel 3.19 Perhitungan Koreksi Error

ΔV	z_1	z_2	z_3	z_4
x_1	0,0007787	0.0011690	-0.0003550	-0.000815
x_2	0.00024334	0.0003652	-0.0001108	-0.000254
x_3	0.00037936	0.0005693	-0.0001727	-0.000397
x_4	0.00068430	0.0010269	-0.0003116	-0.000716

Tabel 3.20 Perhitunga Koreksi Bias

ΔV	z_1	z_2	z_3	z_4
i	0.000779	0.0011685	-0.0003546	-0.000815

Langkah berikutnya adalah memperbarui bobot dan bias. Pada fase ini, setiap bobot dan bias dari input ke lapisan tersembunyi akan diperbarui menggunakan Persamaan 2.13. Hasil dari proses ini tercatat dalam Tabel 3.21 dan Tabel 3.22.

Tabel 3.21 Hasil Update Bobot dari *Input* ke *Hidden*

ΔV	z_1	z_2	z_3	z_4
x_1	0.8415220	-0.324958	0.093039	-0.578550
x_2	0.2267153	0.097442	0.702770	0.404627
x_3	0.1178263	0.900000	0.145298	0.400000
x_4	0.2888490	-0.668658	-0.865241	-0.018393

Tabel 3.22 Hasil Update Bias dari *Input* ke *Hidden*

ΔV	$z1$	$z2$	$z3$	$z4$
i	-0.875405	0.538209	0.319811	0.899232

Setiap bobot dan bias dari lapisan tersembunyi ke *output* juga diperbarui dengan persamaan 2.14, dan hasilnya seperti dalam tabel 3.23. Setelah semua langkah selesai, langkah berikutnya adalah memeriksa apakah *stopping condition* yang telah ditentukan telah terpenuhi atau belum. Jika *stopping condition* belum terpenuhi, proses akan kembali ke langkah 3. *stopping condition* telah terpenuhi, *output* akan menghasilkan hasil klasifikasi.

Tabel 3.23 Hasil Update Bobot dan Bias dari *Hidden* ke *Output*

Bobot Baru	<i>Hidden Layer</i>				Bias
	$z1$	$z2$	$z3$	$z4$	i
y	-0.397652	-0.732822	0.171120	0.436049	-0.216917

3.3.4 Hasil Klasifikasi

Pada penelitian ini output yang dihasilkan berupa klasifikasi status gizi pada lansia berdasarkan standar peraturan Permenkes pada tabel 3.3. Dari 250 data yang dimiliki terdapat data lansia laki-laki dan perempuan dengan perbandingan hasil klasifikasi pada penelitian ini yaitu sangat kurus, kurus, normal, gemuk, dan obesitas.

3.4 Analisa Pengujian

Pada penelitian ini, tahap pengujian dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merupakan sebuah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi dari model tersebut dengan nilai sebenarnya. *Confusion Matrix* terdiri dari empat

kategori utama: true positives (TP), true negatives (TN), false positives (FP), dan false negatives (FN). Melalui *Confusion Matrix*, hasil evaluasi berupa matriks akan dihasilkan, yang mencakup nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*.

Tabel 3.24 *Confusion Matrix*

Klasifikasi Hasil Fakta	Klasifikasi Hasil Prediksi	
	Prediksi “+”	Prediksi “-“
Fakta “+”	<i>True Positives</i>	<i>True Negatives</i>
Fakta”-“	<i>False Positives</i>	<i>False Negatives</i>

True Positive (TP) menunjukkan jumlah data yang benar-benar positif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model. False Positive (FP) Menunjukkan jumlah data yang benar-benar negatif namun diprediksi sebagai positif oleh model. False Negative (FN) menunjukkan jumlah data yang benar-benar positif namun diprediksi sebagai negatif oleh model. Sementara itu, True Negative (TN) adalah menunjukkan jumlah data yang benar-benar negatif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model.

Accuracy adalah ukuran yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. *Accuracy* menggambarkan seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan dengan benar. Perbandingan antara data TP dan TN dengan semua data actual yang bernilai positif dengan menggunakan persamaan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3.3)$$

Precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Dalam konteks klasifikasi, precision mengacu pada rasio antara jumlah positif yang benar dengan total hasil yang diprediksi sebagai positif. Semakin tinggi nilai precision, semakin sedikit hasil yang

salah diprediksi sebagai positif, dan semakin baik kemampuan model dalam mengidentifikasi kasus positif yang sebenarnya

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.4)$$

Recall adalah ukuran dari kemampuan model untuk mengidentifikasi semua instansi positif yang sebenarnya. Dalam konteks klasifikasi, recall merupakan rasio antara jumlah positif yang benar dengan total jumlah kasus positif yang ada. Semakin tinggi nilai recall, semakin banyak kasus positif yang berhasil diidentifikasi oleh model. Recall dan precision saling berhubungan dan perlu seimbang dalam evaluasi kinerja model.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.5)$$

F-measure adalah metrik evaluasi yang menggabungkan precision dan recall menjadi satu nilai tunggal untuk mengukur kinerja suatu model klasifikasi. Metrik ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat mengidentifikasi instance positif dan seberapa akurat prediksinya.

$$F - measure = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3.6)$$

Diolah dari Mumford (2009), tingkatan standar dari akurasi yang didapatkan dari *confusion matrix* terbagi menjadi lima tingkatan, yaitu :

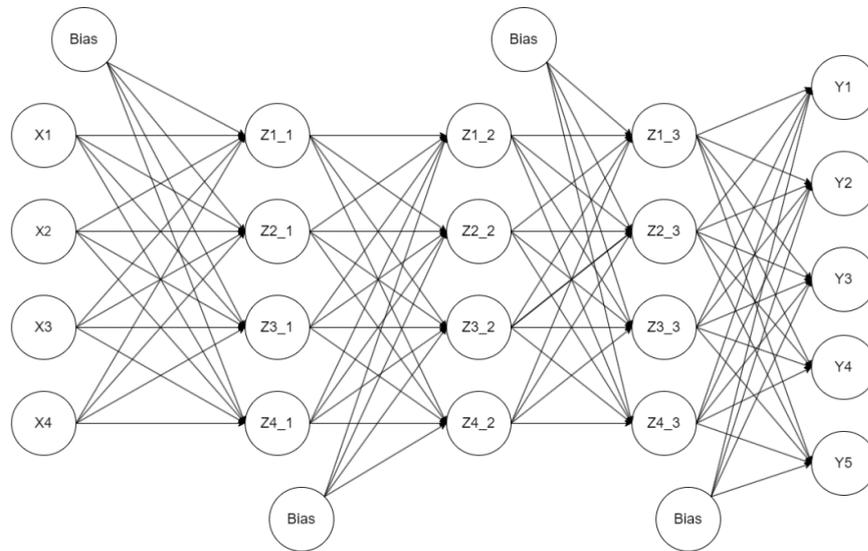
1. Akurasi 91% - 100% = *Excellent Classification*
2. Akurasi 81% - 90% = *Best Classification*
3. Akurasi 71% - 80% = *Fair Classification*
4. Akurasi 61% - 70% = *Poor Classification*
5. Akurasi 50% - 60% = *Failure*

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Bab ini berfokus pada analisis dari implementasi perangkat lunak yang telah dikembangkan. Evaluasi sistem dilakukan berdasarkan hasil pengolahan data dan pengujian sesuai dengan kerangka kerja yang telah diuraikan pada gambaran umum sistem.

4.1 Skenario Uji Coba

Dalam penelitian ini, sejumlah pengujian telah dilakukan dengan tujuan mencapai hasil yang optimal. Pada pengujian tahap normalisasi dataset akan dilakukan menggunakan *library* dari *scikit learn*, kelas *MinMaxScaler*. Selanjutnya Dataset akan diuji dengan model *backpropagation* menggunakan *library Keras Sequential* menggunakan *Adaptive learning rate* untuk mengatasi masalah *overshooting*. Dimana *Adaptive learning rate* akan menyesuaikan nilai learning rate secara dinamis selama pelatihan model yang bertujuan untuk mengoptimalkan laju pembelajaran sesuai kondisi dan mempercepat konvergensi algoritma optimasi. Selain itu, eksperimen yang dilakukan mencakup dua jenis *hidden layers*, yaitu 1 *hidden layer* dengan struktur yang sesuai dengan gambar 2.1, dan 3 *hidden layers* yang mengikuti arsitektur sebagaimana terlihat pada gambar 4.4. Sebelum masuk ke dalam model, data akan di split untuk dilakukan training dan testing menggunakan *K-fold Cross Validation*, dengan k-10. Dimana pada penelitian ini X sebagai input yang berisi JK, U, BB, TB, lalu Z sebagai neuron, dan Y sebagai output atau hasil klasifikasi yang berisi status sangat kurus, kurus, normal, gemuk, dan obesitas.



Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan *Backpropagation* 3 hidden layers
Sumber: diolah dari Siang (2009)

Selain pengujian menggunakan *learning rate* dan *hidden layers*, dalam penelitian ini dilakukan pengujian menggunakan *optimizer Adam*, *RMSprop* dan fungsi optimasi *sigmoid*, *relu*, dan *softmax (output)*. Pengujian juga menggunakan jumlah iterasi atau *epochs* yakni 1000 dan 2000 *epochs*.

Tabel 4.1 Skenario Uji Coba

<i>activation</i>	<i>hidden layers</i>	<i>optimizer</i>	<i>epochs</i>
<i>relu</i>	1	adam	1000
<i>relu</i>	1	RMSprop	1000
<i>sigmoid</i>	1	adam	1000
<i>sigmoid</i>	1	RMSprop	1000
<i>relu</i>	3	adam	1000
<i>relu</i>	3	RMSprop	1000
<i>sigmoid</i>	3	adam	1000
<i>sigmoid</i>	3	RMSprop	1000
<i>relu</i>	1	adam	2000
<i>relu</i>	1	RMSprop	2000
<i>sigmoid</i>	1	adam	2000
<i>sigmoid</i>	1	RMSprop	2000
<i>relu</i>	3	adam	2000
<i>relu</i>	3	RMSprop	2000
<i>sigmoid</i>	3	adam	2000
<i>sigmoid</i>	3	RMSprop	2000

4.2 Hasil Uji Coba

Sistem akan mengelompokkan setiap bagian data sesuai fungsinya seperti yang dijelaskan sebelumnya. Dengan demikian dapat dihitung nilai total dari True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Percobaan dilakukan dengan menggunakan dataset lansia. Percobaan dilakukan sebanyak 16 percobaan menggunakan *adaptive learning rate*, menggunakan 1 dan 3 *hidden layers* dengan jumlah 1000 dan 2000 *epochs*, menggunakan dua optimasi yaitu *adam* dan *rmsprop*, dan menggunakan dua *optimizer* yaitu *sigmoid* dan *relu*.

4.2.1 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.2 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

<i>k-fold</i>	TP	FP	TN	FN
k-1	5	0	19	1
k-2	4	3	18	0
k-3	6	0	19	0
k-4	10	0	14	1
k-5	7	1	17	0
k-6	4	1	19	1
k-7	4	0	21	0
k-8	10	2	12	1
k-9	8	0	17	0
k-10	5	0	20	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.2 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure* pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	1	<i>adam</i>	1000	95.59%	95.53%	95.15%	94.96%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 95.59%, *Precision* sebesar 95.53%, *Recall* sebesar 95.15, dan *F-measure* sebesar 94.46%.

4.2.2 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.4 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 1 *hidden*

<i>k-fold</i>	TP	FP	TN	FN
k-1	6	0	18	1
k-2	5	1	19	0
k-3	4	0	21	0
k-4	4	0	19	2
k-5	7	2	15	1
k-6	7	1	17	0
k-7	3	0	21	1
k-8	10	0	15	0
k-9	8	0	7	0
k-10	8	0	17	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.4 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	1	<i>rmsprop</i>	1000	95.59%	94.36%	95.22%	94.57%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 95.59%, *Precision* sebesar 94.36%, *Recall* sebesar 95.22, dan *F-measure* sebesar 94.57%.

4.2.3 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.6 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	5	1	19	0
k-2	4	0	20	1
k-3	7	0	18	0
k-4	6	0	17	2
k-5	8	3	14	2
k-6	5	0	20	0
k-7	12	0	12	1
k-8	4	0	21	0
k-9	3	1	20	1
k-10	6	0	17	2

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.6 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	<i>Hidden layers</i>	<i>Optimizer</i>	<i>Epochs</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-measure</i>
<i>sigmoid</i>	1	<i>adam</i>	1000	93.06%	92.53%	92.54%	91.91%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 93.06%, *Precision* sebesar 92.53%, *Recall* sebesar 92.54, dan *F-measure* sebesar 91.91%.

4.2.4 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.8 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 1 *hidden*

<i>k-fold</i>	TP	FP	TN	FN
k-1	6	0	17	2
k-2	9	0	15	1
k-3	4	0	21	0
k-4	5	0	19	1
k-5	5	2	18	0
k-6	8	0	17	0
k-7	8	2	15	0
k-8	8	1	16	0
k-9	3	0	21	1
k-10	4	1	18	2

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.8 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.9.

Tabel 4.9 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	1	<i>rmsprop</i>	1000	92.00%	91.15%	91.45%	90.59%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 92.00%, *Precision* sebesar 91.15%, *Recall* sebesar 91.45%, dan *F-measure* sebesar 90.59%.

4.2.5 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.10 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu* *optimizer adam* 1000 *epochs* 3 *hidden*

<i>k-fold</i>	TP	FP	TN	FN
k-1	9	0	14	2
k-2	6	2	15	2
k-3	5	20	0	0
k-4	6	0	19	0
k-5	6	0	19	0
k-6	4	0	21	0
k-7	8	0	17	0
k-8	3	0	21	1
k-9	8	1	14	2
k-10	5	0	20	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.10 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	3	<i>adam</i>	1000	88.79%	86.54%	88.94%	86.68%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 88.79%, *Precision* sebesar 86.54%, *Recall* sebesar 88.94%, dan *F-measure* sebesar 86.68%.

4.2.6 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.12 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 3 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	5	0	20	0
k-2	11	1	13	0
k-3	4	0	21	0
k-4	6	19	0	0
k-5	7	18	0	0
k-6	4	0	20	1
k-7	3	0	21	1
k-8	7	0	17	1
k-9	7	1	16	1
k-10	7	0	18	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.12 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.13.

Tabel 4.13 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	3	<i>rmsprop</i>	1000	82.79%	78.79%	82.71%	78.96%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 82.79%, *Precision* sebesar 78.79%, *Recall* sebesar 82.71%, dan *F-measure* sebesar 78.96%.

4.2.7 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.14 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer adam* 1000 *epochs* 3 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	7	0	16	2
k-2	6	0	19	0
k-3	7	1	17	0
k-4	5	2	18	0
k-5	9	2	13	1
k-6	4	0	21	0
k-7	6	0	18	1
k-8	5	1	17	2
k-9	5	0	20	0
k-10	7	0	18	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.14 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.15.

Tabel 4.15 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	3	<i>adam</i>	1000	95.20%	95.29%	95.31%	94.92%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 95.20%, *Precision* sebesar 95.29%, *Recall* sebesar 95.31%, dan *F-measure* sebesar 94.92%.

4.2.8 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.16 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 3 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	9	1	14	1
k-2	8	0	15	2
k-3	5	1	19	0
k-4	9	0	16	0
k-5	1	0	24	0
k-6	7	0	18	0
k-7	5	2	16	2
k-8	5	0	20	0
k-9	6	0	18	1
k-10	6	0	19	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.16 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.17.

Tabel 4.17 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	3	<i>rmsprop</i>	1000	96.00%	95.79%	96.25%	95.83%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 96.00%, *Precision* sebesar 95.79%, *Recall* sebesar 96.25%, dan *F-measure* sebesar 95.83%.

4.2.9 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.18 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer adam* 2000 *epochs* 1 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	2	1	21	1
k-2	4	1	19	1
k-3	6	1	17	1
k-4	5	0	19	1
k-5	9	0	16	0
k-6	7	0	18	0
k-7	8	0	17	0
k-8	7	0	15	3
k-9	9	0	16	0
k-10	8	2	15	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.18 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.19.

Tabel 4.19 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	1	<i>adam</i>	1000	96.40%	95.51%	95.31%	95.26%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 96.40%, *Precision* sebesar 95.51%, *Recall* sebesar 95.31%, dan *F-measure* sebesar 95.26%.

4.2.10 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 1000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.20 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer rmsprop* 2000 *epochs* 1 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	8	0	17	0
k-2	4	1	19	1
k-3	9	1	15	0
k-4	5	1	19	0
k-5	4	1	19	1
k-6	7	0	18	0
k-7	7	1	15	2
k-8	4	1	20	0
k-9	5	0	19	1
k-10	9	16	0	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.20 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.21.

Tabel 4.21 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	1	<i>rmsprop</i>	2000	96.39%	96.43%	95.65%	95.73%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 96.39%, *Precision* sebesar 96.43%, *Recall* sebesar 95.65%, dan *F-measure* sebesar 95.73%.

4.2.11 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 2000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.22 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer adam* 2000 *epochs* 1 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	9	0	16	0
k-2	8	0	17	0
k-3	9	0	16	0
k-4	4	0	21	0
k-5	7	1	17	0
k-6	5	0	20	0
k-7	6	0	18	1
k-8	4	3	16	2
k-9	4	0	19	2
k-10	5	1	18	1

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.22 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.23.

Tabel 4.23 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	1	<i>adam</i>	2000	95.60%	95.81%	94.94%	95.11%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 95.60%, *Precision* sebesar 95.81%, *Recall* sebesar 94.94%, dan *F-measure* sebesar 95.11%.

4.2.12 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 1 *hidden layers* dan 2000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.24 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer rmsprop* 2000 *epochs* 1 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	8	0	17	0
k-2	6	2	17	0
k-3	5	0	18	2
k-4	8	1	16	0
k-5	4	0	20	1
k-6	10	0	14	1
k-7	2	0	21	2
k-8	6	1	18	0
k-9	6	0	19	0
k-10	6	0	19	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.24 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.25.

Tabel 4.25 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	1	<i>rmsprop</i>	2000	90.00%	86.20%	89.90%	86.72%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 90.00%, *Precision* sebesar 86.20%, *Recall* sebesar 89.90%, dan *F-measure* sebesar 86.72%.

4.2.13 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 2000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.26 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer adam* 2000 *epochs* 3 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	2	1	21	1
k-2	4	1	19	1
k-3	6	1	17	1
k-4	5	0	19	1
k-5	9	0	16	0
k-6	7	0	18	0
k-7	8	0	17	0
k-8	7	0	15	3
k-9	9	0	16	0
k-10	8	2	15	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.26 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.27.

Tabel 4.27 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	3	<i>adam</i>	2000	95.90%	95.64%	95.72%	95.35%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 95.90%, *Precision* sebesar 95.64%, *Recall* sebesar 95.72%, dan *F-measure* sebesar 95.35%.

4.2.14 Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *relu*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 2000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.28 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *relu optimizer rmsprop* 2000 *epochs* 3 *hidden*

<i>k-fold</i>	TP	FP	TN	FN
k-1	10	0	14	1
k-2	6	19	0	0
k-3	8	0	17	0
k-4	5	2	18	0
k-5	1	2	20	2
k-6	5	0	20	0
k-7	6	1	18	0
k-8	5	0	20	0
k-9	6	0	19	0
k-10	8	0	13	4

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.28 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.29.

Tabel 4.29 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	3	<i>rmsprop</i>	2000	88.79%	84.92%	88.16%	85.30%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 88.79%, *Precision* sebesar 84.92%, *Recall* sebesar 88.16%, dan *F-measure* sebesar 85.30%.

4.2.15 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer adam*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 2000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.30 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer adam* 2000 *epochs* 3 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	6	0	18	1
k-2	5	2	18	0
k-3	12	0	13	0
k-4	3	0	21	1
k-5	6	0	18	1
k-6	6	2	17	0
k-7	6	1	18	0
k-8	7	0	18	0
k-9	6	0	18	1
k-10	6	0	19	0

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.30 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.31.

Tabel 4.31 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	3	<i>adam</i>	2000	96.39%	96.50%	96.09%	95.93%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 96.39%, *Precision* sebesar 96.50%, *Recall* sebesar 96.09%, dan *F-measure* sebesar 95.93%.

4.2.16 Penggunaan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop* 1000 *epochs* 3 *hidden*

Berdasarkan uji coba menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer rmsprop*, *adaptive learning rate*, 3 *hidden layers* dan 2000 *epochs*, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.32 *Confusion matrix* percobaan aktivasi *sigmoid optimizer rmsprop* 2000 *epochs* 3 *hidden*

k-fold	TP	FP	TN	FN
k-1	9	0	16	0
k-2	8	1	16	0
k-3	5	0	18	2
k-4	5	0	19	1
k-5	3	0	22	0
k-6	6	0	19	0
k-7	7	0	17	1
k-8	7	0	18	0
k-9	6	0	19	0
k-10	6	2	16	1

Dari hasil percobaan yang terdapat dalam tabel 4.32 dari *confusion matrix*, akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 3.2 sampai 3.5 untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Hasil evaluasi sistem kemudian direpresentasikan dalam tabel 4.33.

Tabel 4.33 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>sigmoid</i>	3	<i>rmsprop</i>	2000	96.79%	96.86%	96.44%	96.44%

Dari uji coba yang telah dilakukan didapatkan hasil nilai *Accuracy* sebesar 96.79%, *Precision* sebesar 96.86%, *Recall* sebesar 96.44%, dan *F-measure* sebesar 96.44%.

4.2.17 Visualisasi Hasil Uji Coba

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan sebelumnya, maka hasil uji yang didapatkan coba secara keseluruhan seperti pada tabel 4.33.

Tabel 4.5 Hasil Percobaan Penggunaan aktivasi *relu*, *optimizer adam* 1000 *epochs* 1 *hidden layer*

Aktivasi	Hidden layers	Optimizer	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F-measure
<i>relu</i>	1	<i>Adam</i>	1000	95.50%	95.53%	95.15%	94.96%
<i>relu</i>	1	<i>RMSprop</i>	1000	95.60%	94.36%	95.25%	94.57%
<i>sigmoid</i>	1	<i>Adam</i>	1000	93.06%	92.53%	92.54%	91.91%
<i>sigmoid</i>	1	<i>RMSprop</i>	1000	92.00%	91.15%	91.45%	90.59%
<i>relu</i>	3	<i>Adam</i>	1000	88.79%	86.54%	88.94%	86.68%
<i>relu</i>	3	<i>RMSprop</i>	1000	82.79%	78.79%	82.71%	78.96%
<i>sigmoid</i>	3	<i>Adam</i>	1000	95.20%	95.29%	95.31%	94.92%
<i>sigmoid</i>	3	<i>RMSprop</i>	1000	95.99%	95.79%	96.25%	95.83%
<i>relu</i>	1	<i>Adam</i>	2000	96.40%	96.42%	95.84%	96.00%
<i>relu</i>	1	<i>RMSprop</i>	2000	96.39%	96.43%	95.65%	95.73%
<i>sigmoid</i>	1	<i>Adam</i>	2000	95.60%	95.81%	94.94%	95.11%
<i>sigmoid</i>	1	<i>RMSprop</i>	2000	90.99%	86.20%	89.90%	86.72%
<i>relu</i>	3	<i>Adam</i>	2000	96.00%	95.64%	95.72%	95.35%
<i>relu</i>	3	<i>RMSprop</i>	2000	88.79%	84.92%	88.16%	85.30%
<i>sigmoid</i>	3	<i>Adam</i>	2000	96.39%	96.50%	96.09%	95.93%
<i>sigmoid</i>	3	<i>RMSprop</i>	2000	96.79%	96.86%	96.44%	96.44%

Dari tabel 4.34 nilai *Accuracy* tertinggi didapatkan dari permodelan menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer RMSprop* dengan 3 *hidden layers* dan 2000 *epoch* dengan mendapatkan nilai *Accuracy* sebesar 96.79%. Dari pengujian

yang telah dilakukan didapatkan hasil bahwa pemilihan *optimizer* dan aktivasi yang digunakan serta semakin tinggi nilai *epochs* yang dipakai dapat meningkatkan nilai dari *Accuracy*.

4.3 Integrasi Penelitian

Setelah memahami Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan kesadaran keluarga terhadap kesehatan, terutama aspek gizi pada orang tua yang telah memasuki usia lanjut, dapat ditingkatkan. Usia lanjut dalam siklus kehidupan manusia menandai fase penurunan dari puncak kekuatan fisik manusia. Ini merupakan perjalanan dari masa bayi menuju puncak kematangan, diikuti dengan penurunan kekuatan fisik sebagai kakek/nenek (usia lanjut). Konsep ini tercermin dalam Surah Ghafir ayat 67 yang menggambarkan perjalanan hidup manusia.

هُوَ الَّذِي خَلَقَكُمْ مِنْ تُرَابٍ ثُمَّ مِنْ نُطْفَةٍ ثُمَّ مِنْ عَلَقَةٍ ثُمَّ يُخْرِجُكُمْ طِفْلًا ثُمَّ لِتَبْلُغُوا أَشُدَّكُمْ ثُمَّ لَتَكُونُوا سُيُوفًا يَوْمَ تَمُوتُ مَنْ يُتَوَفَّى مِنْ قَبْلٍ وَلَتَبْلُغُوا أَجَلًا مُّسَمًّى وَآلَعَكُمْ تَعْقِلُونَ

“Dia-lah yang menciptakan kamu dari tanah kemudian dari setetes mani, sesudah itu dari segumpal darah, kemudian dilahirkannya kamu sebagai seorang anak, kemudian (kamu dibiarkan hidup) supaya kamu sampai kepada masa (dewasa), kemudian (dibiarkan kamu hidup lagi) sampai tua, diantara kamu ada yang diwafatkan sebelum itu. (kami perbuat demikian) supaya kamu sampai kepada ajal yang ditentukan dan supaya kamu memahami(nya)” (Q.S Ghafir 40:67).

Dalam perjalanan kehidupan manusia, dari tahap konsepsi hingga masa dewasa dan pada akhirnya usia lanjut, terjadi proses tumbuh kembang. Setelah mencapai dewasa, kekuatan organ-organ tubuh mencapai puncaknya, namun saat memasuki fase paruh baya (*middle age*), keperkasaan ini mulai merosot secara perlahan. Bersamaan dengan penurunan tersebut, banyak masalah yang mungkin timbul pada masa usia lanjut yang mudah dikenali.

Nabi Muhammad SAW memberikan penekanan yang sangat besar terhadap penghormatan, perawatan, dan bakti kepada orang tua apalagi yang telah memasuki usia lanjut. Beberapa hadits yang menggarisbawahi pentingnya menjaga orang tua seperti dalam sebuah hadits, Rasulullah SAW bersabda:

"Barang siapa yang Allah perpanjang umurnya sehingga ia dapat mengabdikan kepada orang tuanya, maka Allah akan membuka pintu-pintu surga baginya." (HR. Muslim).

Hadits di atas menunjukkan bahwa terdapat beberapa pintu surga yang dapat kita masuki, bermacam-macamnya pintu tersebut tergantung pada seberapa sering kita melakukan perbuatan baik. Meskipun hadits ini tidak mencakup semua perbuatan baik yang ada, namun kita bisa melihatnya sebagai representasi dari kebaikan-kebaikan lain yang biasanya kita lakukan dengan rutin. Rasulullah ﷺ pernah bersabda:

الْوَالِدُ أَوْسَطُ أَبْوَابِ الْجَنَّةِ فَإِنْ شِئْتَ فَأَضِعْ ذَلِكَ الْبَابَ أَوْ احْفَظْهُ

"Orang tua adalah pintu surga yang paling baik. Kalian bisa sia-siakan pintu itu atau kalian bisa menjaganya" (HR. Tirmidzi).

Perkuatan kata "paling baik" dalam kalimat tersebut nampaknya ingin menggarisbawahi pentingnya perilaku baik dan pengabdian kepada orang tua. Al-Qâdhi dalam karyanya, Tuhfatul Ahwadzi bi Syarhi Jâmi' at-Tirmidzi, menjelaskan hal ini:

أَيُّ خَيْرِ الْأَبْوَابِ وَأَعْلَاهَا وَالْمَعْنَى أَنَّ أَحْسَنَ مَا يُتَوَسَّلُ بِهِ إِلَى دُخُولِ الْجَنَّةِ وَيُتَوَسَّلُ بِهِ إِلَى وُصُولِ دَرَجَتِهَا الْعَالِيَةِ
مُطَاعَةُ الْوَالِدِ وَمُرَاعَاةُ جَانِبِهِ

"Tegasnya, maksud dari awasath al-bâb adalah sebaik-baiknya pintu dan paling mulianya pintu. Maknanya adalah, sesungguhnya sebaik-baiknya pintu yang menjadi wasilah masuknya seseorang ke dalam surga, juga menjadi wasilah bagi ia untuk mendapatkan derajat yang tinggi ialah dengan menaati orang tua dan merawat di sampingnya" (Imam al-Mubarâkfûri, Tuhfatul Ahwadzi bi Syarhi Jâmi' at-Tirmidzi, juz 4, hal. 522).

Mengacu pada hadits dan penjelasan sebelumnya, sangat dilarang bagi kita untuk tidak taat kepada orang tua. Tingkat larangan ini mencapai taraf yang dinyatakan sebagai haram, karena ada ancaman yang dijelaskan jika perilaku itu dilakukan. Bahkan, tidak taat kepada orang tua termasuk dalam dosa besar (al-kabâir). Rasulullah ﷺ pernah menyampaikan pesan:

قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ أَلَا أُحَدِّثُكُمْ بِأَكْبَرِ الْكِبَائِرِ قَالُوا بَلَى يَا رَسُولَ اللَّهِ قَالَ الْإِشْرَاقُ بِاللَّهِ وَعُقُوقُ
الْوَالِدَيْنِ

Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda: "Maukah aku beritahukan kepada kalian tentang dosa-dosa yang paling besar?" Para sahabat menjawab; "Tentu, wahai Rasulullah!" Beliau bersabda: "Mempersekutukan Allah dan durhaka kepada kedua orang tua."

Hal ini menunjukkan bahwa pengabdianya kepada orang tua dapat menjadi jalan menuju surga. Seperti juga yang terdapat pada surah Luqman ayat 14 yang berbunyi :

وَوَصَّيْنَا الْإِنْسَانَ بِوَالِدَيْهِ إِحْسَانًا ۖ حَمَلَتْهُ أُمُّهُ كُرْهًا وَوَضَعَتْهُ كُرْهًا ۖ وَحَمَلُهُ ۖ وَفِصْلُهِ ۖ ثَلَاثُونَ شَهْرًا ۖ حَتَّىٰ إِذَا بَلَغَ اأَشُدَّهُ ۖ وَبَلَغَ اأَرْبَعِينَ سَنَةً قَالَ رَبِّ أَوْزِعْنِي أَنْ أَشْكُرَ نِعْمَتَكَ الَّتِي أَنْعَمْتَ عَلَيَّ وَعَلَىٰ وُأَلِدَيَّ وَأَنْ أَعْمَلَ صَالِحًا تَرْضَاهُ وَأَصْلِحْ لِي فِي دُرِّي ۖ إِنَّي ۖ لِنَبْتُ إِلَيْكَ وَإِنِّي مِنَ الْمُسْلِمِينَ

"Kami perintahkan kepada manusia supaya berbuat baik kepada dua orang ibu bapaknya, ibunya mengandungnya dengan susah payah, dan melahirkannya dengan susah payah (pula). Mengandungnya sampai menyapuhnya adalah tiga puluh bulan, sehingga apabila dia telah dewasa dan umurnya sampai empat puluh tahun ia berdoa: "Ya Tuhanku, tunjukilah aku untuk mensyukuri nikmat Engkau yang telah Engkau berikan kepadaku dan kepada ibu bapakku dan supaya aku dapat berbuat amal yang saleh yang Engkau ridhai; berilah kebaikan kepadaku dengan (memberi kebaikan) kepada anak cucuku. Sesungguhnya aku bertaubat kepada Engkau dan sesungguhnya aku termasuk orang-orang yang berserah diri".

Ayat ini menegaskan pentingnya berbakti kepada orang tua dengan penuh penghormatan, bahkan jika mereka sudah mencapai usia lanjut. Meskipun tidak secara spesifik menyebutkan lansia, nilai-nilai ini dapat dianggap relevan dalam konteks perawatan terhadap lansia. Nilai-nilai yang terkandung dalam berbagai ayat

dan hadist dapat dijadikan pedoman dalam memperlakukan, menghormati, dan merawat orang tua terutama yang sudah menginjak masa lansia dengan penuh kasih sayang, hormat, serta penghargaan akan pengalaman dan kontribusi mereka dalam kehidupan.

Oleh karena itu, orang tua yang telah memasuki usia lanjut harus diberikan perhatian yang lebih terhadap kesehatannya. Karena sebagai generasi yang lebih muda kita harus lebih aktif dalam memantau kesehatan para lansia apalagi bagi yang masih memiliki orang tua yang sudah memasuki usia lanjut. Pentingnya edukasi tentang menjaga pola hidup dan kesehatan asupan gizi sangat diperlukan kepada para lansia untuk dapat mencegah berbagai penyakit. Mengikuti pola makan yang bergizi akan menghasilkan lansia yang kuat secara fisik dan mental. Posyandu lansia sangat berperan dalam membantu meningkatkan kebutuhan para lansia, peran serta masyarakat dan swasta sangat dibutuhkan guna meningkatkan pelayanan kesehatan yang sesuai bagi para lansia

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Hasil yang didapatkan pada penelitian terhadap status gizi pada lansia menggunakan metode *Neural Network Backpropagation*, adalah bahwa *Accuracy* tertinggi dari permodelan menggunakan aktivasi *sigmoid*, *optimizer RMSprop* dengan 3 *hidden layers* dan 2000 *epoch* dengan mendapatkan nilai *Accuracy* sebesar 96.79%, *Precision* 96,86%, *Recall* 96,44%, dan *F-measure* 96,44% sehingga dapat dikatakan sebagai *Excellent Classification*. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan tersebut terdapat perbedaan hasil *Accuracy* yang didapat saat menggunakan perbedaan fungsi aktivasi dan *optimizer*. Hal tersebut dikarenakan fungsi aktivasi dalam neural network, seperti *ReLU (Rectified Linear Unit)* dan *Sigmoid*, memainkan peran penting dalam menentukan bagaimana informasi di-propagasi ke lapisan-lapisan berikutnya dan bagaimana model mempelajari pola-pola dalam data. Dalam beberapa kasus, eksperimen dan validasi menggunakan kedua fungsi aktivasi pada arsitektur yang sama dapat memberikan wawasan yang lebih baik terkait kinerja model pada masalah yang spesifik. Oleh sebab itu kestabilan data dan juga pemilihan jumlah hidden serta neuron pada model berpengaruh pada hasil *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil uji coba telah membawa penulis pada saran bahwa modifikasi tertentu masih diperlukan dalam penelitian ini untuk menaikkan skor *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-measure*. Oleh karena itu, diharapkan adanya

penelitian lanjutan dengan menggunakan metode lainnya serta dapat menambah jumlah data dan variasi inputan sehingga hasil yang diperoleh dapat lebih akurat

DAFTAR PUSTAKA

- Adzani, W. A., & Sasongko, P. S. (2021). Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode Backpropagation Dengan Algoritma Levenberg-Marquardt dan Inisialisasi Nguyen Widrow. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 12(1), 29–43. <https://doi.org/10.14710/jmasif.12.1.41020>
- Akbar, F., Darmiati, D., Arfan, F., & Putri, A. A. Z. (2021). Pelatihan dan Pendampingan Kader Posyandu Lansia di Kecamatan Wonomulyo. *Jurnal Abdidas*, 2(2), 392–397. <https://doi.org/10.31004/abdidas.v2i2.282>
- Antares, J. (2021). Artificial Neural Network Dalam Mengidentifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus di Klinik Apotik Madya Padang). *Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi*, 1(1), 6–13. <https://doi.org/10.46576/djtechno.v1i1.965>
- Candra, E. N., Cholissodin, I., & Wihandika, R. C. (2022). Klasifikasi Status Gizi Balita menggunakan Metode Optimasi Random Forest dengan Algoritme Genetika (Studi Kasus: Puskesmas Cakru). 6(5), 2188–2197. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Drs. Jong Jek Siang, M. S. (2009). *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab* (2nd ed.). CV Andi Offset.
- Farida, N., Farida, I. N., & Sahertian, J. (2022). Implementasi Metode Naïve Bayes Classification Dalam Menentukan Gizi Balita Menggunakan Indeks Antropometri. 107–112.
- Finaliamartha, D., Supriyadi, D., & Fitrianan, G. F. (2022). Untuk Prediksi Tingkat Kemiskinan Di Provinsi Jawa Tengah Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 9(4), 751–760. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202294806>
- Flores, A. (2012). Computational intelligence. In *Computational Intelligence*. <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n21p56>
- Fredy Akbar, Darmiati, G. M. suci A. (2021). Pemberdayaan Lanjut Usia dengan Senam didesa Rumpa Kecamatan Mapilli Kabupaten Polewali Mandar. *180.178.93.169*, 3, 19. <http://180.178.93.169/index.php/community/article/view/425>
- Hizham, F. A., Nurdiansyah, Y., & Firmansyah, D. M. (2018). Implementasi Metode Backpropagation Neural Network (BNN) dalam Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Jember). *Berkala Sainstek*, 6(2), 97. <https://doi.org/10.19184/bst.v6i2.9254>
- Khairati, F., & Putra, H. (2022). Prediksi Kuantitas Penggunaan Obat pada Layanan Kesehatan Menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network. *Jurnal Sistim Informasi Dan Teknologi*, 4, 128–135.

<https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v4i3.158>

- Kuniano, D. (2015). Menjaga Kesehatan di Usia Lanjut. *Jurnal Olahraga Prestasi*, 11(2), 19–30.
- Kurniawati, A. A., & Arifianto, D. (2017). *Klasifikasi Status Gizi Lansia Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier*. 1210651072. <http://repository.unmuhjember.ac.id/596/1/JURNAL.pdf>
- Kushargina, R., & Afifah, A. N. (2021). Gambaran Tingkat Kecukupan Gizi Lansia dengan Depresi di Kecamatan Pondok Jagung. *Muhammadiyah Journal of Nutrition and Food Science (MJNF)*, 2(1), 24. <https://doi.org/10.24853/mjnf.2.1.24-31>
- Muzaqi, K. A., Junaidi, A., & Saputra, W. A. (2022). Klasifikasi Status Gizi Pada Lansia Menggunakan Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3). *Journal of Dinda : Data Science, Information Technology, and Data Analytics*, 2(1), 28–36. <https://doi.org/10.20895/dinda.v2i1.272>
- Nova, M., & Yanti, R. (2018). 275188-*Hubungan-Asupan-Zat-Gizi-Makro-Dan-Penge-F6Cb0Df2*. 5, 195–201.
- Nurhayati, I., Yuniarti, T., & Putri, A. P. (2019). Tingkat Pengetahuan Keluarga Dalam Pemberian Gizi Pada Lansia Cepogo, Boyolali. *Jurnal Riset Gizi*, 7(2), 125–130. <https://doi.org/10.31983/jrg.v7i2.4380>
- Pratama, E. R., & Darmawan, J. B. B. (2021). Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Jaringan Syaraf. *Riset Dan Teknologi Terapan (RITEKTRA)*, 1–10. <https://journal.unpar.ac.id/index.php/ritektra/article/view/4899>
- Pratiwi, B. P., Handayani, A. S., & Sarjana, S. (2021). Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2), 66–75. <https://doi.org/10.26877/jiu.v6i2.6552>
- Purwono, J., Sugyaningsih, S., & Yuliati, E. (2019). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan. *Device*, 6(7), 117–121.
- Rahmiyanti, R., Defit, S., & Yunus, Y. (2021). Prediksi dan Klasifikasi Buku Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 3, 109–114. <https://doi.org/10.37034/jidt.v3i3.116>
- Roni, M., Syauqy, D., & Primananda, R. (2022). *Rancang Bangun Sistem Deteksi Dini Status Gizi dan Risiko Stunting pada Balita berdasarkan Tinggi dan Berat Badan menggunakan Metode JST Backpropagation*. 6(7), 3155–3160. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Shafira, R., . P., & Pambudi, A. (2023). penilaian status gizi balita menggunakan metode K-Nearest Neighbor. *Technologia : Jurnal Ilmiah*, 14(3), 239. <https://doi.org/10.31602/tji.v14i3.11299>
- Siang, J. J. (2009). *Jaringan syaraf tiruan dan pemrogramannya menggunakan*

MATLAB (2nd ed.). CV Andi Offset.

- Simanungkalit, J. R., Havaluddin, H., Pakpahan, H. S., Puspitasari, N., & Wati, M. (2020). Algoritma Backpropagation Neural Network dalam Memprediksi Harga Komoditi Tanaman Karet. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, *12*(1), 32–38. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i1.521.32-38>
- Syampurma, H. (2018). Studi Tentang Tingkat Pengetahuan Ilmu Gizi Siswa-Siswi Smp Negeri 32 Padang. *Jurnal MensSana*, *3*(1), 88. <https://doi.org/10.24036/jm.v3i1.69>
- Triando Hamonangan Saragih, & Nurul Huda. (2021). Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Adaptive Moment Estimation Untuk Klasifikasi Penyakit Covid-19 Di Kalimantan Selatan. *Epsilon: Jurnal Matematika Murni Dan Terapan*, *16*(2), 162–172.
- Ulfa, M. (2021). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Prediksi Kebutuhan Alat Lampu Penerangan Jalan Umum (Lpju) Dengan Metode Backpropagation. *Jurnal Abdi Ilmu*, *14*(1), 59–65. <https://journal.pancabudi.ac.id/index.php/abdiilmu/article/view/3935>

LAMPIRAN

Lampiran Hasil Klasifikasi Status Gizi Lansia

no	JK	Usia	Berat Badan	Tinggi badan	Status
1	2	70	56	162	normal
2	1	62	69	147	obesitas
3	2	60	47	142	normal
4	2	61	68	153	obesitas
5	2	65	52	136	gemuk
6	2	63	58	148	gemuk
7	2	62	39	145	normal
8	2	60	57	142,5	obesitas
9	2	61	55	139	obesitas
10	2	66	62	152	gemuk
11	2	60	58	147,5	gemuk
12	1	64	68	165	normal
13	1	60	61	149	obesitas
14	2	71	50	145	normal
15	2	70	60	143	obesitas
16	2	77	58	144	obesitas
17	1	80	69	160	gemuk
18	2	77	46	140	normal
19	2	60	50	145	normal
20	2	64	47	133	gemuk
21	1	91	54	145	gemuk
22	2	60	54	147	normal
23	2	63	56	143	obesitas
24	2	65	51	147	normal
25	1	69	69	157	obesitas
26	2	65	38	134	normal
27	1	88	50	160	normal
28	1	71	39	143	normal
29	2	70	50	140	gemuk
30	2	75	60	145	obesitas
31	2	66	64,3	152	obesitas
32	1	65	70,1	163	gemuk
33	2	60	61,8	144,8	obesitas
34	2	78	63,8	143,9	obesitas
35	2	77	44,2	140	normal
36	2	62	38,5	144	normal

37	1	71	57,6	162	normal
38	2	61	68,2	152,8	obesitas
39	1	88	50,2	160	normal
40	1	60	59	160,5	normal
41	2	60	68,9	151	obesitas
42	1	69	67	157	obesitas
43	2	61	53,7	150	normal
44	2	60	53,3	143,5	gemuk
45	2	72	50,2	136	obesitas
46	2	68	54,2	149	normal
47	2	64	48,4	133	obesitas
48	1	71	40	143	normal
49	2	62	58,7	140	obesitas
50	2	60	55,2	147	gemuk
51	2	61	62,5	146,5	obesitas
52	2	91	52,5	144	gemuk
53	1	62	70	147	obesitas
54	2	60	58,4	147	gemuk
55	2	61	55,4	139	obesitas
56	2	65	53,6	137	obesitas
57	1	60	56,8	149	gemuk
58	2	60	51,3	149	normal
59	2	65	49,7	147	normal
60	2	61	52	149	normal
61	2	60	56	141,5	obesitas
62	2	63	54	144	gemuk
63	2	60	63	148	obesitas
64	2	60	54,5	143	gemuk
65	2	60	56,4	147	gemuk
66	2	66	61,2	152	gemuk
67	2	67	64,7	151	obesitas
68	2	79	65,4	145	obesitas
69	2	64	53	144	gemuk
70	1	72	58,2	162	normal
71	1	91	47	159	normal
72	2	77	55	145	gemuk
73	2	62	53,7	139,5	obesitas
74	2	73	50,2	136	obesitas
75	2	63	66	145	obesitas
76	2	61	49	148,5	normal
77	2	60	55,3	147	gemuk

78	2	60	73,6	151	obesitas
79	2	61	60,7	144,5	obesitas
80	2	63	53,5	137	obesitas
81	2	65	55	147,5	gemuk
82	1	69	70,4	155	obesitas
83	2	64	54,6	147,5	gemuk
84	2	78	59,8	143	obesitas
85	2	60	67,7	145	obesitas
86	2	62	57,2	141	obesitas
87	2	72	52,7	153	normal
88	1	72	40	143,5	normal
89	2	73	66,3	143	obesitas
90	2	65	47,1	133,5	gemuk
91	2	62	55	142	obesitas
92	1	65	60,8	160,5	normal
93	2	70	63,3	144	obesitas
94	1	71	58,6	162	normal
95	2	77	45	140	normal
96	1	88	50,8	160	normal
97	2	76	42,2	145	normal
98	2	60	50,4	145,5	normal
99	2	75	46,8	136	gemuk
100	1	69	68	157	obesitas
101	2	62	37,8	144,5	normal
102	2	68	53,8	148,5	normal
103	2	71	60,2	147	obesitas
104	2	62	65,3	151,4	obesitas
105	2	70	53	138	obesitas
106	2	61	69	153	obesitas
107	2	63	57,7	148	gemuk
108	2	72	53,3	154	normal
109	2	64	57	148	gemuk
110	2	60	54	143	gemuk
111	2	77	59,4	144	obesitas
112	1	80	67,6	160	gemuk
113	2	72	49,5	136	gemuk
114	2	61	57,6	147	gemuk
115	2	62	70	147	obesitas
116	2	61	57,6	139	obesitas
117	2	63	53,9	144	gemuk
118	2	60	54,5	143	gemuk

119	2	65	53	137	obesitas
120	2	60	72	146	obesitas
121	2	61	54	141,5	gemuk
122	1	65	68,4	165,3	normal
123	2	63	70	147	obesitas
124	2	62	54,8	139	obesitas
125	1	72	38,5	143	normal
126	2	61	55	143	gemuk
127	2	60	57,3	147	gemuk
128	2	65	50,3	147	normal
129	2	64	55	144	gemuk
130	2	60	61,3	148	obesitas
131	2	91	51,7	144	normal
132	2	65	53,2	156	normal
133	2	79	63,3	145	obesitas
134	1	89	47,7	158	normal
135	1	72	60	160	normal
136	2	63	65,7	146	obesitas
137	1	70	69	157	obesitas
138	2	62	53,7	139	obesitas
139	2	73	49,6	136	gemuk
140	2	63	59,7	143	obesitas
141	1	65	71	165	gemuk
142	2	60	49	145,5	normal
143	2	70	47,7	136	gemuk
144	2	77	42,3	144	normal
145	1	64	62	158,5	normal
146	2	60	53,8	142,5	gemuk
147	2	78	56,8	144	obesitas
148	1	81	67	160	gemuk
149	2	69	54,8	149,5	normal
150	2	65	47,4	133	gemuk
151	2	75	46,7	140,5	normal
152	2	61	54	142,5	gemuk
153	1	92	50,6	143	normal
154	2	60	73,6	151,5	obesitas
155	2	66	53,4	136	obesitas
156	2	65	54,8	149	normal
157	2	61	55,5	142	obesitas
158	1	61	58,6	149	gemuk
159	2	65	56	156	normal

160	2	65	43,6	134	normal
161	2	62	68,7	153	obesitas
162	1	70	67,6	157	obesitas
163	1	72	58,5	162	normal
164	2	89	50,2	160	normal
165	2	71	51,2	138	gemuk
166	2	76	47	136	gemuk
167	2	79	64,2	144	obesitas
168	1	77	42,5	145	normal
169	2	63	65,6	151,4	obesitas
170	2	73	53	145	gemuk
171	2	61	50,2	145,5	normal
172	2	61	76	139	obesitas
173	2	67	63,4	152	gemuk
174	2	69	54,4	148,5	normal
175	2	73	53,8	154	normal
176	2	64	56,3	148	gemuk
177	2	66	54	137	obesitas
178	2	73	50	136	gemuk
179	2	65	49,4	133	obesitas
180	1	81	67,6	160	gemuk
181	2	78	59	144	obesitas
182	2	65	54,5	148	normal
183	2	78	45	140	normal
184	2	61	69	141	obesitas
185	1	61	56	149	gemuk
186	2	65	53	156	normal
187	1	92	52	144	normal
188	2	66	49	147	normal
189	2	60	55,4	148	gemuk
190	2	77	42,8	144	normal
191	2	78	45	140,5	normal
192	2	76	47,5	135	gemuk
193	2	72	60,3	160	normal
194	2	89	49,3	158	normal
195	2	66	52,5	136	obesitas
196	2	65	46,8	133	gemuk
197	1	72	37,7	142	normal
198	2	69	54,5	149,5	normal
199	2	79	63	145	obesitas
200	1	64	63	158,5	normal

201	2	67	64,8	152	obesitas
202	2	60	53,6	143	gemuk
203	2	65	74,7	152	obesitas
204	2	60	57	147	gemuk
205	1	61	59,4	149	gemuk
206	1	91	48,7	160	normal
207	1	73	59,4	160	normal
208	2	73	49,5	136	gemuk
209	2	62	53,2	139	obesitas
210	2	63	66	145	obesitas
211	2	79	63,8	145	obesitas
212	2	62	68,7	152	obesitas
213	2	65	47,4	133	gemuk
214	2	71	66	143	obesitas
215	2	71	52,7	138	obesitas
216	2	67	54,8	142	obesitas
217	2	73	52	154	normal
218	2	64	54,6	149	normal
219	1	69	69,7	159	obesitas
220	2	65	54,5	148	normal
221	2	61	68,5	142	obesitas
222	2	61	55,3	142	obesitas
223	2	63	38,7	145	normal
224	2	78	46,7	140	normal
225	2	77	42,5	145	normal
226	1	66	60	159	normal
227	2	60	47,6	143	normal
228	2	66	53,5	136	obesitas
229	2	65	44,8	134	normal
230	1	72	39,8	142	normal
231	1	70	68,2	157	obesitas
232	1	89	51,2	160	normal
233	1	72	59,2	162	normal
234	2	77	42	144	normal
235	2	73	53,3	154	normal
236	2	64	57,6	149	gemuk
237	2	62	69,5	153	obesitas
238	2	78	53	144	gemuk
239	2	78	45,7	139	normal
240	2	62	69	143	obesitas
241	1	65	71,2	166	gemuk

242	2	65	48	133	obesitas
243	2	71	66	143	obesitas
244	2	65	56,8	149	gemuk
245	1	72	37,6	143	normal
246	2	63	39	145	normal
247	2	74	49	136	gemuk
248	2	64	53,3	144	gemuk
249	2	66	42,7	137	normal
250	2	68	48,4	147	normal