

**IMPLEMENTASI METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
BACKPROPAGATION UNTUK KLASIFIKASI
TINGKAT STATUS GIZI IBU HAMIL**

SKRIPSI

**Oleh:
KARTIKA WULANDARI
NIM. 200605110041**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

**IMPLEMENTASI METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
BACKPROPAGATION UNTUK KLASIFIKASI
TINGKAT STATUS GIZI IBU HAMIL**

SKRIPSI

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

Oleh:
KARTIKA WULANDARI
NIM. 200605110041

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

**IMPLEMENTASI METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
BACKPROPAGATION UNTUK KLASIFIKASI
TINGKAT STATUS GIZI IBU HAMIL**

SKRIPSI

Oleh:
KARTIKA WULANDARI
NIM. 200605110041

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal: 22 Mei 2024

Pembimbing I



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

Pembimbing II



Dr. Muhammad Faisal, M.T
NIP. 19740510 200501 1 007

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

IMPLEMENTASI METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* *BACKPROPAGATION* UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT STATUS GIZI IBU HAMIL

SKRIPSI

Oleh:

KARTIKA WULANDARI
NIM. 200605110041

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 04 Juni 2024

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: <u>Dr. Totok Chamidy, M.Kom</u> NIP. 19691222 200604 1 001
Anggota Penguji I	: <u>Khadijah Fahmi Hayati Holle, M.Kom</u> NIP. 19900626 202203 2 002
Anggota Penguji II	: <u>Prof. Dr. Suhartono, M.Kom</u> NIP. 19680519 200312 1 001
Anggota Penguji III	: <u>Dr. Muhammad Faisal, M.T</u> NIP. 19740510 200501 1 007

()
()
()
()

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 : Kartika Wulandari
NIM : 200605110041
Fakultas /Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Implementasi Metode *Artificial Neural Network Backpropagation* Untuk Klasifikasi Tingkat Status Gizi Ibu Hamil

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, 04 Juni 2024

Yang membuat pernyataan,



Kartika Wulandari
NIM. 200605110041

HALAMAN MOTTO

“Sesungguhnya Allah tidak akan mengubah keadaan suatu kaum sebelum mereka mengubah keadaan diri mereka sendiri.”

(Q.S Ar-Ra’d:11)

“Bukan kesulitan yang membuat kita takut, tapi sering ketakutanlah yang membuat jadi sulit, Jadi jangan mudah menyerah”

(Joko Widodo)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji Syukur atas kehadiran Allah Subhanahu wa Ta'ala atas limpahan Rahmat, Taufiq, hidayah dan inayah-Nya kepada penulis sehingga penulis dapat berhasil menyelesaikan tugas akhir ini. Dengan rasa hormat dan terima kasih, penulis mempersembahkan skripsi tugas akhir ini kepada:

1. Kedua orang tua tercinta, Bapak Sianto dan Ibu Sri Wahyuni. Terima kasih telah memberikan dukungan, kasih sayang, perhatian, arahan dan bimbingan untuk terus melakukan segala sesuatu secara maksimal, dan mendoakan kelancaran proses penulisan skripsi serta memotivasi penulis untuk bertanggung jawab menyelesaikan tugas akhir skripsi.
2. Kakak tersayang, Mas Surya dan Mbak Dewi serta keponakan cantikku Arsyila. Terima kasih atas dorongan semangat, dan selalu mendukung penulis dalam setiap langkah – langkah yang ditempuh, sabar mendengar keluh kesah penulis, serta terima kasih untuk keponakan cantikku karena selalu menghibur penulis disaat saat penulis merasa lelah dan merasa bosan.

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr.Wb

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah Subhanahu wa Ta'ala yang senantiasa memberikan rahmat serta kesehatan, sehingga penulis mampu menyelesaikan penulisan skripsi yang berjudul “Implementasi metode *Artificial Neural Network Backpropagation* untuk Klasifikasi Status Gizi Ibu Hamil”.

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada semua pihak yang pernah terlibat dalam menyelesaikan penelitian ini, bukan hanya karena usaha keras dari penulis sendiri, akan tetapi karena adanya dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis berterima kasih kepada:

1. Prof. Dr. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, 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. Prof. Dr. Suhartono, S.Si, M.Kom dan Dr. Muhammad Faisal, M.T selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan dan arahan serta motivasi dalam penulisan skripsi dari awal hingga akhir
5. Segenap civitas akademik Program Studi teknik Informatika yang telah memberikan ilmu serta arahan semasa kuliah
6. Nia Faricha, S.Si selaku admin program Studi Teknik Informatika yang sangat baik hati dan sabar untuk membantu memberikan arahan, informasi terkait perkuliahan.
7. Kedua orang tua penulis, Bapak Sianto dan Ibu Sri Wahyuni yang selalu memberikan banyak dukungan dan doa serta selalu menjadi semangat sehingga penulis mampu menyelesaikan masa studi hingga mencapai gelar sarjana
8. Kakak penulis, Mas Surya dan Mbak Dewi serta keponakan cantikku Arsyila yang memberikan dorongan semangat, nasihat, doa, motivasi serta dukungan materil sehingga penulis mampu menyelesaikan masa studi.

9. Sahabat penulis penghuni grup “Gantadrie” yaitu Nadia Mu’izzatul dan Mila Amarila, terima kasih sudah kebersamaan penulis dalam proses perkuliahan dari awal hingga akhir, terima kasih atas segala bantuan, dukungan, semangat yang diberikan, tampungan tampungan keluh kesah penulis hingga terselesaikan skripsi ini.
10. Sahabat penulis yaitu Erlina, Nadilla, Dora, Egi, Qluwung serta Mas Sugik, terima kasih telah menjadi manusia yang sabar dan memberikan dukungan, waktu, selalu peduli, dan selalu merayakan serta memotivasi penulis hingga terselesaikannya skripsi ini.
11. Seluruh keluarga besar Angkatan 20 “INTEGER” terkhusus teman teman dekat penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu, terima kasih telah memberikan bantuan, motivasi disaat hilangnya harapan harapan serta telah bersama-sama membuat banyak pengalaman berharga yang tidak pernah penulis dapatkan dimanapun.
12. Saudara saudara HIMATIF Encoder 2021 yang menyediakan wadah untuk mengembangkan diri, dan memberikan kesempatan untuk bersama-sama menciptakan ide, serta mendiskusikan pelajaran dari sebuah pengalaman.
13. Serta seluruh pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung dalam proses penyusunan skripsi.

Skripsi yang telah ditulis ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu penulis sangat menghargai dan senang jika terdapat kritik dan saran yang diberikan. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat.

Wassalamualaikum, Wr. Wb.

Malang, 04 Juni 2024

Penulis

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.....	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xviii
ABSTRAK	xix
ABSTRACT	xx
ملخصات البحث.....	xxi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Tujuan Penelitian	7
1.4 Batasan Masalah	7
1.5 Manfaat Penelitian	8
BAB II STUDI PUSTAKA	8
2.1 Penelitian Terkait	8
2.2 Klasifikasi	13
2.3 Status Gizi Ibu Hamil.....	13
2.4 Kekurangan Energi Kronis (KEK).....	15
2.5 Neural Network Backpropagation	16
BAB III METODE PENELITIAN	21
3.1 Analisis dan Perancangan	21
3.2 Pengumpulan Data	21
3.3 Perancangan Sistem	22
3.3.1 <i>Preprocessing</i> Data	23
3.3.2 Pembagian Dataset	26
3.4 Implementasi Artificial Neural Netork Backpropagation	26
3.5 Evaluasi.....	31
3.6 Skenario Pengujian	34
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	35
4.1 Implementasi Penelitian	35
4.1.1 Data Penelitian	35
4.1.2 Implementasi Sistem	36
4.1.3 Skenario Uji Coba	38
4.2 Hasil Uji Coba.....	39
4.2.1 Hasil Uji Coba dengan Hidden Layer [10,5].....	40
4.2.2 Hasil Uji Coba dengan Hidden Layer [7,9].....	54

4.2.3 Visualisasi Hasil Uji Coba	69
4.3 Integrasi Penelitian.....	89
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	92
5.1 Kesimpulan	92
5.2 Saran	93
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian.....	10
Tabel 2.2 Tabel Indeks Massa Tubuh(Practice, 2014).....	14
Tabel 3.1 Dataset Ibu Hamil	22
Tabel 3.2 Dataset Ibu Hamil Setelah Proses Labeling.....	24
Tabel 3.3 Dataset Ibu Hamil Setelah Proses Normalisasi.....	25
Tabel 3.4 Inisialisasi Bobot dan Bias lapisan Input - Lapisan Tersembunyi 1	27
Tabel 3.5 Inisialisasi Bobot dan Bias lapisan tersembunyi 1- lapisan..... tersembunyi 2	27
Tabel 3.6 Inisialisasi Bobot dan Bias lapisan tersembunyi 2 – lapisan output	27
Tabel 3.7 Hasil feedforward hidden layer 1	28
Tabel 3.8 Hasil Aktivasi dari feedforward hidden layer 1	28
Tabel 3.9 Hasil feedforward hidden layer 2	28
Tabel 3.10 Hasil aktivasi feedforward hidden layer 2	29
Tabel 3.11 Hasil feedforward output layer	29
Tabel 3.12 Hasil aktivasi softmax lapisan output	29
Tabel 3.13 Hasil error/ loss function.....	29
Tabel 3.14 Hasil pembaruan bobot output dan bias	30
Tabel 3.15 Hasil pembaruan bobot dan bias hidden layer 2	30
Tabel 3.16 Hasil pembaruan bobot dan bias hidden layer 1	30
Tabel 3.17 Skenario Pengujian	34
Tabel 4.1 Proses Encoder Status Gizi	36
Tabel 4.2 Skenario uji coba Hidden Layer [10,5].....	38
Tabel 4.3 Skenario uji coba Hidden Layer [7,9].....	39
Tabel 4.4 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 500,..... perbandingan 80: 20, learning rate 0,1	40
Tabel 4.5 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 80:20, learning rate 0,1	40
Tabel 4.6 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan..... 80:20 learning rate 0,1	40
Tabel 4.7 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 500, perbandingan..... 90:10, learning rate 0,1	41
Tabel 4.8 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan..... 90:10, learning rate 0,1	41
Tabel 4.9 Hasil evaluasi dari Penggunaan epoch 500, perbandingan 90%-10%, learning rate 0,1	41
Tabel 4.10 Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 500, perbandingan.... 95:5, learning rate 0,1	42
Tabel 4.11 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan..... 95:5, learning rate 0,1	42

Tabel 4.12 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5,.....	
learning rate 0,1	42
Tabel 4.13 Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 500, perbandingan....	
80:20, learning rate 0,2.....	42
Tabel 4.14 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan....	
80:20, learning rate 0,2.....	43
Tabel 4.15 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20,.....	
learning rate 0,2.....	43
Tabel 4.16 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	43
Tabel 4.17 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	43
Tabel 4.18 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 90:10,.....	
learning rate 0,2.....	44
Tabel 4.19 Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 500, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,2.....	44
Tabel 4.20 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,2.....	44
Tabel 4.21 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan.....	
95:5, learning rate 0,2.....	44
Tabel 4.22 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 1000, perbandingan...	
80:20, learning rate 0,1.....	45
Tabel 4.23 Hasil confusion matriks tiap kelas epoch 1000, perbandingan.....	
80:20, learning rate 0,1.....	45
Tabel 4.24 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20,...	
learning rate 0,1	45
Tabel 4.25 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,1.....	46
Tabel 4.26 Hasil confusion matriks tiap kelas epoch 1000, perbandingan 90:10,	
learning rate 0,1	46
Tabel 4.27 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10,...	
learning rate 0,1	46
Tabel 4.28 Confusion matriks hidden layer[10, 5], epoch 1000, perbandingan...	
95:5, learning rate 0,1.....	46
Tabel 4.29 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan...	
95:5, learning rate 0,1.....	47
Tabel 4.30 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5,.....	
learning rate 0,1	47
Tabel 4.31 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan....	
80:20, learning rate 0,2.....	47
Tabel 4.32 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
80:20 learning rate 0,2.....	47

Tabel 4.33 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20.....	
learning rate 0,2.....	48
Tabel 4.34 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	48
Tabel 4.35 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	48
Tabel 4.36 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10,....	
learning rate 0,2.....	48
Tabel 4.37 Confusion matriks hidden layer[10, 5], epoch 1000, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,2.....	49
Tabel 4.38 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,2.....	49
Tabel 4.39 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5,	
learning rate 0,2.....	49
Tabel 4.40 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
80:20 learning rate 0,1.....	50
Tabel 4.41 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20.....	
learning rate 0,1.....	50
Tabel 4.42 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,1.....	50
Tabel 4.43 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,1.....	51
Tabel 4.44 Hasil Evaluasi dari penggunaan, epoch 1500, perbandingan 90:10,...	
learning rate 0,1.....	51
Tabel 4.45 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,1.....	51
Tabel 4.46 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,1.....	51
Tabel 4.47 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5,	
learning rate 0,1.....	52
Tabel 4.48 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan....	
80:20, learning rate 0,2.....	52
Tabel 4.49 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
80:20 learning rate 0,2.....	52
Tabel 4.50 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20.....	
learning rate 0,2.....	52
Tabel 4.51 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	53
Tabel 4.52 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	53
Tabel 4.53 Hasil percobaan hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan.....	
90:10, learning rate 0,2.....	53

Tabel 4.54 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,2.....	54
Tabel 4.55 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,2.....	54
Tabel 4.56 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5,.....	
learning rate 0,2.....	54
Tabel 4.57 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan.....	
80:20, learning rate 0,1.....	55
Tabel 4.58 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan.....	
80:20 learning rate 0,1.....	55
Tabel 4.59 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20.....	
learning rate 0,1.....	55
Tabel 4.60 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan.....	
90:10, learning rate 0,1.....	56
Tabel 4.61 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan.....	
90:10, learning rate 0,1.....	56
Tabel 4.62 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 90%-10%,	
learning rate 0,1.....	56
Tabel 4.63 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan.....	
95:5, learning rate 0,1.....	56
Tabel 4.64 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan.....	
95:5, learning rate 0,1.....	57
Tabel 4.65 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5,.....	
learning rate 0,1.....	57
Tabel 4.66 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan.....	
80:20 learning rate 0,2.....	57
Tabel 4.67 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan.....	
80:20 learning rate 0,2.....	57
Tabel 4.68 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20.....	
learning rate 0,2.....	58
Tabel 4.69 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan.....	
90:10, learning rate 0,2.....	58
Tabel 4.70 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan.....	
90:10, learning rate 0,2.....	58
Tabel 4.71 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 90:10,.....	
learning rate 0,2.....	58
Tabel 4.72 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan.....	
95:5, learning rate 0,2.....	59
Tabel 4.73 Hasil confusion matriks tiap kelas epoch 500, perbandingan 95:5,....	
learning rate 0,2.....	59
Tabel 4.74 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5,.....	
learning rate 0,2.....	59

Tabel 4.75	Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan....	
	80:20 learning rate 0,1.....	60
Tabel 4.76	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
	80:20 learning rate 0,1.....	60
Tabel 4.77	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20....	
	learning rate 0,1.....	60
Tabel 4.78	Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan....	
	90:10, learning rate 0,1.....	60
Tabel 4.79	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
	90:10, learning rate 0,1.....	61
Tabel 4.80	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10,....	
	learning rate 0,1.....	61
Tabel 4.81	Confusion matriks hidden layer [7,9], epoch 1000, perbandingan....	
	95:5, learning rate 0,1.....	61
Tabel 4.82	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
	95:5, learning rate 0,1.....	61
Tabel 4.83	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5,.....	
	learning rate 0,1.....	62
Tabel 4.84	Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan....	
	80:20 learning rate 0,2.....	62
Tabel 4.85	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
	80:20 learning rate 0,2.....	62
Tabel 4.86	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20....	
	learning rate 0,2.....	62
Tabel 4.87	Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan....	
	90:10, learning rate 0,2.....	63
Tabel 4.88	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
	90:10, learning rate 0,2.....	63
Tabel 4.89	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10,....	
	learning rate 0,2.....	63
Tabel 4.90	Confusion matriks hidden layer[7, 9], epoch 1000, perbandingan....	
	95:5, learning rate 0,2.....	64
Tabel 4.91	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan....	
	95:5, learning rate 0,2.....	64
Tabel 4.92	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5,.....	
	learning rate 0,2.....	64
Tabel 4.93	Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1500, perbandingan....	
	80:20 learning rate 0,1.....	64
Tabel 4.94	Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
	80:20 learning rate 0,1.....	65
Tabel 4.95	Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20....	
	learning rate 0,1.....	65

Tabel 4.96 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,1.....	65
Tabel 4.97 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,1.....	65
Tabel 4.98 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 90:10,....	
learning rate 0,1.....	66
Tabel 4.99 Confusion matriks hidden layer[7, 9], epoch 1500, perbandingan....	
95:5, learning rate 0,1.....	66
Tabel 4.100 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan...	
95:5, learning rate 0,1.....	66
Tabel 4.101 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5,....	
learning rate 0,1.....	66
Tabel 4.102 Confusion matriks hidden layer [7,9], epoch 1500, perbandingan...	
80:20 learning rate 0,2.....	67
Tabel 4.103 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan...	
80:20 learning rate 0,2.....	67
Tabel 4.104 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20...	
learning rate 0,2.....	67
Tabel 4.105 Confusion matriks hidden layer[7,9], epoch 1500, perbandingan....	
90:10, learning rate 0,2.....	68
Tabel 4.106 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan...	
90:10, learning rate 0,2.....	68
Tabel 4.107 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 90:10,....	
learning rate 0,2.....	68
Tabel 4.108 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1500, perbandingan...	
95:5, learning rate 0,2.....	68
Tabel 4.109 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan...	
95:5, learning rate 0,2.....	69
Tabel 4.110 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5,....	
learning rate 0,2.....	69
Tabel 4.111 Hasil Uji Coba.....	69

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Alur Penelitian.....	21
Gambar 3.2 Design Sistem.....	22
Gambar 3.3 Implementasi artificial neural network backpropagation.....	26
Gambar 4.1 Arsitektur Neural Network Backpropagation	17
Gambar 4.2 Diagram Jumlah Dataset Status Gizi Ibu Hamil	35
Gambar 4.3 Perbandingan Status Gizi Ibu Hamil Sebelum dan Sesudah Proses Imbalance	38
Gambar 4.4 Grafik Hasil Uji Coba Menggunakan Hidden Layer 1 dan 2 [10,5].	71
Gambar 4.5 Grafik Hasil Uji Coba Menggunakan Hidden Layer 1 dan 2 [7,9]...	72
Gambar 4.6 Hasil Uji Coba Model A dengan perbandingan 80:20	74
Gambar 4.7 Hasil Uji Coba Model B dengan perbandingan 90:10	75
Gambar 4.8 Hasil Uji Coba Model C dengan perbandingan 95: 5	76
Gambar 4.9 Hasil pengujian Precision dengan menggunakan Model A	77
Gambar 4.10 Hasil pengujian Precision dengan menggunakan Model B.....	78
Gambar 4.11 Hasil pengujian Precision dengan menggunakan Model C.....	79
Gambar 4.12 Hasil pengujian Recall dengan menggunakan Model A	81
Gambar 4.13 Hasil pengujian Recall dengan menggunakan Model B	82
Gambar 4.14 Hasil pengujian Recall dengan menggunakan Model C	83
Gambar 4.15 Hasil pengujian F1-Score dengan menggunakan Model A.....	84
Gambar 4.16 Hasil pengujian F1-Score dengan menggunakan Model B.....	85
Gambar 4.17 Hasil pengujian F1-Score dengan menggunakan Model C.....	86

ABSTRAK

Wulandari, Kartika. 2024. “**Implementasi Metode Artificial Neural Network Backpropagation Untuk Klasifikasi Tingkat Status Gizi Ibu Hamil**”. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Prof. Dr. Suhartono, M.Kom. (II) Dr. Muhammad Faisal, M.T.

Kata Kunci: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Gizi Ibu Hamil, Kekurangan Energi Kronis, Confusion Matriks*

Pemantauan status gizi pada ibu hamil merupakan salah satu metode pemerintah untuk mengurangi resiko stunting pada anak. Dalam pemasalahan gizi ibu hamil ini menunjukkan pentingnya asupan makanan yang seimbang dan bergizi untuk memastikan ibu hamil memperoleh nutrisi yang cukup untuk kehamilan yang sehat serta dapat mendukung pertumbuhan dan perkembangan janin. Pada penelitian ini menggunakan metode *Neural Network Backpropagation* guna melakukan klasifikasi gizi ibu hamil. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui seberapa besar performa model dari *neural network* dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil. Data dalam penelitian ini diambil pada Praktek Mandiri Bidan Masturoh yang berlokasi di Kecamatan Tajinan, Kabupaten Malang. Data yang digunakan sebanyak 1023 record dengan fitur yang digunakan adalah usia, tinggi badan, berat badan awal, berat badan saat ini, lingkar lengan atas dan indeks massa tubuh. Dalam penelitian ini dilakukan pengujian sebanyak 36 kali dengan melakukan tuning pada *learning rate*, *hidden layers*, serta *epochs* dengan evaluasi hasil menggunakan *Confusion Matriks*. Hasil dari pengujian ini adalah mendapati nilai *accuracy* tertinggi sebesar 88% yang terjadi sebanyak 5 kali, dengan 4 kali dicapai saat data dibagi dalam perbandingan 90:10 dan satu kali pada perbandingan 80:10 dengan penggunaan *learning rate* 0,1. Kemudian mendapati nilai *Recall* tertinggi sebesar 76,90%, *Precision* tertinggi sebesar 75,00% dan *F1-Score* tertinggi sebesar 70,31%. Hal ini menunjukkan bahwa nilai *learning rate* yang lebih rendah lebih cocok untuk model yang digunakan dalam penelitian ini. Maka dengan proses pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan dengan penggunaan *learning rate* yang lebih rendah, model cenderung lebih stabil dan mampu menemukan minimum global dengan lebih baik selama proses pelatihan.

ABSTRACT

Wulandari, Kartika. 2024. "**Implementation of Artificial Neural Network Backpropagation Method for Classification of Nutritional Status Level of Pregnant Women**". Thesis. Informatics Engineering Study Program, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang. Advisors: (I) Prof. Dr. Suhartono, M.Kom. (II) Dr. Muhammad Faisal, M.T.

Monitoring the nutritional status of pregnant women is one of the government's methods for reducing the risk of stunting in children. This nutritional problem for pregnant women shows the importance of balanced and nutritious food intake to ensure that pregnant women receive sufficient nutrition for a healthy pregnancy and can support the growth and development of the fetus. In this study, the Neural Network Backpropagation method was used to classify the nutrition of pregnant women. The aim of this research is to find out how well the neural network model performs in classifying the nutritional status of pregnant women. The data in this research was taken at the Independent Practice of Masturoh Midwives located in Tajinan District, Malang Regency. The data used were 1023 records with the features used being age, height, initial body weight, current body weight, upper arm circumference and body mass index. In this research, testing was carried out 36 times by tuning the learning rate, hidden layers, and epochs by evaluating the results using the Confusion Matrix. The result of this test was to find the highest accuracy value of 88% which occurred 5 times, with 4 times achieved when the data was divided in a ratio of 90:10 and once in a ratio of 80:10 using a learning rate of 0.1. Then we found the highest Recall value of 76.90%, the highest Precision of 75.00% and the highest F1-Score of 70.31%. This shows that a lower learning rate value is more suitable for the model used in this research. So, with the testing process that has been carried out, it can be concluded that by using a lower learning rate, the model tends to be more stable and is able to find the global minimum better during the training process.

Keywords: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Maternal Nutrition, Chronic Energy Deficiency, Confusion Matrix*

ملخصات البحث

ولانداري، كارتیکا ٢٠٢٤". تطبيق طريقة التكاثر العكسي للشبكة العصبية الاصطناعية لتصنيف مستوى الحالة الغذائية للنساء الحوامل. "أطروحة. برنامج دراسة هندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: 1 (البروفيسور سوهارتونو، س.س، م.كوم). 2 (الدكتور محمد فيصل، س.كوم، م.ت

الكلمات الرئيسية: الشبكة العصبية الاصطناعية، التكاثر العكسي، تغذية الأمهات، نقص الطاقة المزمن، مصفوفة الارتباك

يعد رصد الحالة التغذوية للنساء الحوامل أحد الأساليب الحكومية للحد من مخاطر التقزم عند الأطفال. تظهر هذه المشكلة التغذوية للنساء الحوامل أهمية تناول طعام متوازن ومغذي لضمان حصول النساء الحوامل على تغذية كافية لحمل صحي ويمكن أن يدعم نمو الجنين وتطوره. تم في هذه الدراسة استخدام طريقة الانتشار العكسي للشبكة العصبية لتصنيف تغذية النساء الحوامل. الهدف من هذا البحث هو معرفة مدى جودة أداء نموذج الشبكة العصبية في تصنيف الحالة التغذوية للنساء الحوامل. تم أخذ البيانات في هذا البحث في الممارسة المستقلة لقابلات مستوروه الواقعة في منطقة تاجينان، محافظة مالانج. كانت البيانات المستخدمة عبارة عن 1023 سجلًا مع الميزات المستخدمة وهي العمر والطول ووزن الجسم الأولي ووزن الجسم الحالي ومحيط الجزء العلوي من الذراع ومؤشر كتلة الجسم. في هذا البحث، تم إجراء الاختبار 36 مرة عن طريق ضبط معدل التعلم والطبقات المخفية والعصور من خلال تقييم النتائج باستخدام مصفوفة الارتباك. كانت نتيجة هذا الاختبار هي العثور على أعلى قيمة دقة قدرها 88% والتي حدثت 5 مرات، مع تحقيق 4 مرات عندما تم تقسيم البيانات بنسبة 90:10 ومرة واحدة بنسبة 80:10 باستخدام معدل التعلم 0.1. ثم تم العثور على بنسبة 70.31%. وهذا يدل على أن قيمة F1 أعلى قيمة استدعاء بنسبة 76.90%، وأعلى دقة بنسبة 75.00%، وأعلى درجة معدل التعلم الأقل هي أكثر ملاءمة للنموذج المستخدم في هذا البحث. لذلك، من خلال عملية الاختبار التي تم تنفيذها، يمكن استنتاج أنه باستخدام معدل تعلم أقل، يميل النموذج إلى أن يكون أكثر استقرارًا ويكون قادرًا على العثور على الحد الأدنى العالمي بشكل أفضل أثناء عملية التدريب.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kehamilan merupakan suatu waktu paling diharapkan oleh manusia, khususnya perempuan yang sudah menikah. Kehamilan dikenal sebagai proses di mana sel telur dan sel sperma melakukan pembuahan untuk mempertahankan janin di dalam rahim. Kata hamil berasal dari bahasa Arab dengan akar kata “*hamala-yahmilu-hamlan*”, yang pada dasarnya mengacu pada proses membawa atau memikul beban, termasuk dalam konteks kehamilan. Berarti bahwa kehamilan akan mengakibatkan perempuan membawa beban yang signifikan (Setiawati, 2020).

Menurut *World Health Organization* (WHO) kehamilan merupakan fase waktu sembilan bulan atau lebih lama yaitu seorang wanita membawa janin atau embrio yang sedang tumbuh di dalam rahimnya.. Selama kehamilan biasa, dapat terhitung dari saat pembuahan hingga saat kelahiran bayi, berlangsung dalam waktu 9 bulan atau 40 minggu sesuai dengan kalender internasional (Kamila, 2022). Ciri-ciri anatomis, kadar hormon, dan karakteristik fisik akan berubah secara signifikan selama kehamilan. Kehamilan terdiri dari tiga fase yang berbeda: trimester awal, kedua, dan ketiga (Kasmiati *et al.*, 2023).

Sebagaimana telah tertera pada Al Quran surat Al-Hajj Ayat 5 tentang gambaran penciptaan manusia:

يَا أَيُّهَا النَّاسُ إِن كُنْتُمْ فِي رَيْبٍ مِّنَ الْبَعْثِ فَإِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِّن تَرَابٍ ثُمَّ مِّن نُّطْفَةٍ ثُمَّ مِّن عَلَقَةٍ ثُمَّ مِّن مُّضْغَةٍ مُّخَلَّقَةٍ وَغَيْرِ
مُخَلَّقَةٍ لِّنَبِّئَنَّ لَكُمْ وَنُقَرُّ فِي الْأَرْحَامِ مَا نَشَاءُ إِلَىٰ آجَلٍ مُّسَمًّى ثُمَّ نُخْرِجُكُمْ طِفْلًا ثُمَّ لَتَبَلِّغُوا أَشُدَّكُمْ وَمِنْكُمْ مَّن

يُتَوَفَّىٰ وَمِنْكُمْ مَّنْ يُرَدُّ إِلَىٰ أَرْدَلِ الْعُمْرِ لِكَيْلَا يَعْلَمَ مِنْ بَعْدِ عِلْمٍ شَيْئًا وَتَرَى الْأَرْضَ هَامِدَةً فَإِذَا أَنْزَلْنَا عَلَيْهَا الْمَاءَ
 اهْتَزَّتْ وَرَبَتْ وَأَنْبَتَتْ مِنْ كُلِّ رَوْحٍ ۖ يَخْرِجُ (٥)

“Wahai manusia! Jika kamu meragukan (hari) kebangkitan, maka sesungguhnya Kami telah menjadikan kamu dari tanah, kemudian dari setetes mani, kemudian dari segumpal darah, kemudian dari segumpal daging yang sempurna kejadiannya dan yang tidak sempurna, agar Kami jelaskan kepada kamu; dan Kami tetapkan dalam rahim menurut kehendak Kami sampai waktu yang sudah ditentukan, kemudian Kami keluarkan kamu sebagai bayi, kemudian (dengan berangsur-angsur) kamu sampai kepada usia dewasa, dan di antara kamu ada yang diwafatkan dan (ada pula) di antara kamu yang dikembalikan sampai usia sangat tua (pikun), sehingga dia tidak mengetahui lagi sesuatu yang telah diketahuinya. Dan kamu lihat bumi ini kering, kemudian apabila telah Kami turunkan air (hujan) di atasnya, hiduplah bumi itu dan menjadi subur dan menumbuhkan berbagai jenis pasangan tetumbuhan yang indah.” (QS. Al-Hajj: 5).

Dari Surat Al-Hajj Ayat 5 dalam Al Quran menerangkan penciptaan manusia dari awalnya tercipta dari tanah hingga kehidupan dalam rahim. Tujuannya adalah untuk memberikan pemahaman tentang proses mencipayakan manusia. Allah *Subhanahu wa Ta'ala* menentukan perkembangan janin dalam rahim sesuai dengan kehendak-Nya hingga waktu yang telah ditetapkan. Oleh karena itu sebagai manusia harus selalu bersyukur karena telah diciptakan oleh Allah *Subhanahu wa Ta'ala* yang begitu kompleks dan ajaib, melalui proses penciptaan dari tanah, setetes mani, segumpal darah, hingga menjadi manusia yang hidup, kita dapat menghargai kebesaran Allah *Subhanahu wa Ta'ala* sebagai Pencipta (Al-Amin & Ridho, 2019).

Kehamilan yang sehat bergantung pada perkembangan janin dan kesehatan ibu. Ibu hamil harus memperhatikan asupan nutrisi mereka karena hal ini dapat memengaruhi pertumbuhan dan perkembangan janin serta menurunkan kemungkinan terjadinya masalah selama kehamilan dan persalinan. Kelahiran

prematur meningkatkan risiko berat badan lahir rendah, infeksi, sindrom gangguan pernapasan, keterlambatan perkembangan, dan masalah kesehatan jangka panjang seperti penyakit kronis dan keterlambatan perkembangan janin. Kekurangan gizi selama kehamilan juga meningkatkan risiko kematian ibu dan bayi baru lahir. (Sastri, 2021).

Salah satu faktor yang menyebabkan risiko kehamilan adalah Kekurangan Energi Kronis (KEK). Berdasarkan data pada Badan Pusat Statistik Kabupaten Malang tercatat bahwa pada tahun 2018 terdapat sebanyak 42.263 ibu hamil di Kabupaten Malang, yang mana sejumlah 4.273 mengalami kekurangan energi kronis (Badan Pusat Statistik Kabupaten Malang, 2019). Kekurangan energi kronis adalah suatu kondisi di mana seorang ibu hamil mengalami kekurangan asupan makanan dalam jangka waktu lama (kronis atau menahun), yang menyebabkan masalah kesehatan dan ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan nutrisi yang meningkat selama kehamilan (Nur *et al.*, 2020).

Dalam Al-Qur'an surat At-Tur: 22 telah dijelaskan:

وَأَمْدَدْنَاهُمْ بِفَاكِهَةٍ وَلَحْمٍ مِّمَّا يَشْتَهُونَ (٢٢)

"Dan Kami berikan kepada mereka tambahan berupa buah-buahan dan daging dari segala jenis yang mereka ingini." (QS. At-Tur: 22).

Surat At-Tur Ayat 22 dari dalam Al-Qur'an menggambarkan bahwa Allah *Subhanahu wa Ta'ala* memberikan manusia tambahan makanan berupa buah-buahan dan daging yang mereka inginkan, menegaskan peran-Nya sebagai Maha Pemberi. Dalam konteks gizi ibu hamil, pesan ini menekankan pentingnya asupan makanan yang seimbang dan bergizi untuk mendukung pertumbuhan dan

perkembangan janin yang sehat. Maka, ayat ini memperingatkan kita akan pentingnya memastikan ibu hamil memperoleh nutrisi yang cukup untuk kehamilan yang sehat dan berhasil (Nahar & Hidayatulloh, 2021).

Penting bagi wanita hamil untuk memperhatikan pola makan, karena makanan yang dikonsumsi memengaruhi pertumbuhan janin. Ketidakterperhatian terhadap pola makan dapat meningkatkan risiko stunting, terutama jika status gizi ibu hamil tidak optimal sejak dalam kandungan (Alfarisi *et al.*, 2019). Kecamatan Tajinan di Kabupaten Malang menempati peringkat kedua tertinggi dalam kasus stunting. Faktor utama penyebab stunting adalah kekurangan gizi sejak masa kehamilan (Rufaindah *et al.*, 2023).

Melalui program "Kehamilan Sehat", Pemerintah Republik Indonesia berdedikasi untuk menurunkan angka stunting. Salah satu komponen penting dari upaya ekstra yang dilakukan untuk mengatasi masalah stunting sebelum kelahiran adalah program ini. Tingginya angka kejadian anemia pada ibu hamil dan remaja putri, kondisi pola makan ibu hamil sejak masa remaja berdampak pada hal ini. Situs resmi Kementerian Kesehatan Republik Indonesia menyatakan bahwa target penurunan angka stunting hingga tahun 2024 adalah turun menjadi 14% dari angka 24,4% yang dilaporkan pada tahun 2021. Hal ini menunjukkan bahwa, sesuai dengan tujuan Presiden Joko Widodo, pemerintah menetapkan target untuk menurunkan angka stunting sekitar 3,5% per tahun (Kementerian Kesehatan RI, 2022).

Dalam komitmen untuk meningkatkan kesehatan ibu hamil dan pertumbuhan generasi mendatang, penelitian dilakukan untuk menentukan status gizi ibu hamil

menggunakan teknologi *machine learning*. *Machine learning*, sebagai alat analisis efektif, dapat menangani tugas kompleks seperti konversi rekam medis menjadi pengetahuan, prediksi pandemi, dan analisis data genom, membantu mengatasi permasalahan kesehatan yang dihadapi. Dalam konteks kesehatan, pemanfaatan *machine learning* membantu mengurangi dan memahami gejala penyakit jantung, serta mendukung profesional medis dalam membuat keputusan perawatan yang lebih akurat.(Gárate-Escamila *et al.*, 2020).

Neural Network Backpropagation adalah salah satu teknik *machine learning*. Sistem pemrosesan informasi yang disebut jaringan saraf beroperasi mirip dengan otak manusia. Lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output merupakan tiga lapisan dari desain *neural network* ini (Almais *et al.*, 2022). Manfaat menggunakan ANN untuk memprediksi diagnosis medis adalah dapat dilatih tanpa memerlukan statistik ilmiah, dapat mendeteksi hubungan *non-linear* yang kompleks antara variabel dependen dan independen, dapat mengidentifikasi variabel independen, dapat mengidentifikasi interaksi yang mungkin terjadi antara variabel prediktor, dan dapat dikembangkan dengan berbagai algoritma untuk proses pelatihan(Maisyarah *et al.*, 2022).

Artificial Neural Network (ANN) unggul dalam pemrosesan data non-linear, dengan kemampuan pemrosesan paralel, pembelajaran dari data, dan penanganan kesalahan. Dapat dijadikan seperti tugas-tugas seperti pengenalan pola, klasifikasi, dan pemrosesan bahasa alami, *artificial neural network* mampu mengatasi data kompleks dan besar, serta menggeneralisasikan pengetahuan dari data pelatihan ke data baru. Dalam berbagai aplikasi, metode ini memberikan solusi efisien dan

akurat untuk masalah kompleks(Purwono *et al.*, 2022). Penggunaan model *Artificial Neural Network* dalam klasifikasi status gizi ibu hamil dijustifikasi oleh kemampuannya untuk menangani kompleksitas dan pola non-linear dalam data. Meskipun metode diagnosa dari ahli gizi sudah ada, ANN dapat meningkatkan akurasi prediksi, beradaptasi dengan perubahan, dan mengelola data yang besar. Model ini memungkinkan analisis multivariabel yang dapat mengidentifikasi hubungan kompleks di antara berbagai faktor yang mempengaruhi status gizi ibu hamil(Syafii *et al.*, 2023).

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh Jovi Antares yaitu mengidentifikasi stroke menggunakan pengenalan pola melalui algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation* menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan menggunakan algoritma Backpropagation mencapai akurasi 97% dalam mengidentifikasi dan mengenali sampel stroke dari data pelatihan. Dengan *Mean Square Error* yang dilaporkan sebesar 0.00094242, proses pembelajaran dihentikan setelah 137 iterasi. Maka penelitian ini menerapkan metode *backpropagation*, sebuah algoritma pembelajaran terawasi yang sering digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan pola, peramalan, dan optimasi. Backpropagation memungkinkan penyesuaian bobot dalam jaringan saraf, terutama pada perseptron dengan beberapa lapisan, untuk meningkatkan akurasi prediksi model(Antares, 2021).

Dengan demikian pada penelitian ini akan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation* guna mengklasifikasi tingkat status gizi ibu hamil. Tujuan utamanya adalah untuk mengatasi kesulitan dalam memperkirakan

status gizi ibu hamil secara akurat sehingga perawatan dan tindakan medis yang lebih efektif dapat dilakukan. Selain itu dengan metode *Artificial Neural Network* akan lebih efisien waktu untuk perhitungan data yang besar. Data sekunder penelitian ini berasal dari Bidan Masturoh, yang berlokasi di Kecamatan Tajinan, Kabupaten Malang.

1.2 Rumusan Masalah

1. Seberapa besar nilai performa model *artificial neural network backpropagation* dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil?
2. Bagaimana pengaruh *learning rate, epoch dan hidden layer* dari performa model *artificial neural network* dalam klasifikasi status gizi ibu hamil ?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Mengetahui performa model *artificial neural network backpropagation* dalam mengklasifikasi tingkat status gizi ibu hamil
2. Mengetahui pengaruh *learning rate, epoch dan hidden layer* dari performa model *artificial neural network backpropagation* untuk mengklasifikasi status gizi ibu hamil

1.4 Batasan Masalah

- a. Data yang digunakan adalah data sekunder sebanyak 1023 record yang diambil pada Praktek Mandiri Bidan Masturoh Kabupaten Malang
- b. Data yang dapatkan telah dikonsultasikan dan dilakukan perbaikan oleh ahli gizi

- c. Atribut yang digunakan adalah usia, tinggi badan, berat badan awal, berat badan saat ini, lingkar lengan atas (LILA), indeks masa tubuh (IMT), dan status gizi.

1.5 Manfaat Penelitian

- a. Penelitian ini dapat memberikan manfaat dalam melakukan klasifikasi tingkat status gizi ibu hamil dengan *neural network backpropagation*. Hal ini akan membantu dalam mendeteksi masalah gizi lebih awal dan mengambil tindakan medis yang tepat.
- b. Hasil dari penelitian ini dapat digunakan sebagai landasan penelitian selanjutnya dalam lingkup kesehatan ibu dan anak.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian terkait didefinisikan sebagai penelitian yang telah selesai dilakukan sebelum investigasi saat ini dimulai. Teori-teori yang relevan dari penelitian terdahulu dapat digunakan dalam penelitian ini, yang menggunakan penelitian terdahulu sebagai referensi atau panduan.

Penelitian sebelumnya berjudul "*Artificial Neural Network Backpropagation Method to Predict Tuberculosis Cases*" oleh Valencya Lestari bertujuan untuk implementasi *artificial neural network* dan metode *backpropagation* untuk memprediksi kasus Tuberkulosis. Data yang diambil berasal dari Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara. Hasil pengujian menunjukkan bahwa dengan learning rate sebesar 0,5, proses pelatihan berhenti pada iterasi ke-172 dengan gradien sebesar 0,0001598 dan tingkat akurasi sebesar 81,82%, menunjukkan keberhasilan dalam memprediksi kasus Tuberkulosis (Lestari *et al.*, 2023).

Penelitian yang berjudul "Prediksi Tunjangan Kinerja Pegawai Negeri Sipil Menggunakan Metode Neural Network Backpropagation" memprediksi tunjangan kinerja pegawai negeri sipil pada data yang memiliki *missing value* dengan menerapkan pendekatan *Neural Network Backpropagation*. Kantor Kementerian Agama Kota Batu menyediakan data yang digunakan dalam penelitian ini. Rasio 50:50, 60:40, 70:30, dan 80:20 digunakan untuk pemisahan data, bersama dengan 40.000 epoch dan laju pembelajaran 0,9. Terdapat empat jenis model (Model A sampai D), masing-masing memiliki jumlah lapisan tersembunyi yang berbeda.

Model yang paling akurat, Model D, mencapai 70,90% pada rasio pemisahan data 50:50. Penelitian ini menggunakan Neural Network Backpropagation untuk meramalkan tunjangan kinerja pegawai negeri secara akurat, bahkan dalam kasus di mana data tidak tersedia.(Kurniawan *et al.*, 2023).

Penelitian yang berjudul “Perbandingan *Metode Neural Network* dan *Support Vector Machine* dalam Klasifikasi *Diagnose Penyakit Diabetes*” oleh Dhita Diana Dewi dkk, menunjukkan bahwa penelitian ini bertujuan melakukan perbandingan dua algoritma, yaitu *Neural Network* (ANN) dan *Support Vector Machine* (SVM), dalam mengklasifikasikan diagnosis penyakit diabetes. Menggunakan data sekunder dengan 768 observasi dan 9 atribut yang relevan, penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi 77,6094% untuk ANN dan 65,2494% untuk SVM. Hasil ini menunjukkan bahwa ANN lebih efektif dalam mengklasifikasikan pasien diabetes, ditandai dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dan nilai *Area Under the Curve* (AUC) sebesar 0,834, menunjukkan klasifikasi yang baik (Diana Dewi *et al.*, 2023).

Penelitian selanjutnya yang memiliki judul “*The Nutritional Classification of Pregnant Women Using Support Vector Machine* (SVM)” bertujuan untuk mengklasifikasikan status gizi ibu hamil. Dataset berasal dari pusat kesehatan di Lhokseumawe. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel linier menghasilkan akurasi tertinggi (0,84), diikuti oleh kernel RBF (0,83), sementara kernel polinomial memiliki akurasi (0,72), dan kernel sigmoid (0,58). Temuan ini mengonfirmasi keefektifan SVM, terutama dengan kernel linier, dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil(Sahputra *et al.*, 2023).

Penelitian yang sebelumnya yang berjudul “Model Prediksi Otomatis Jenis Penyakit Hipertensi dengan Pemanfaatan Algoritma *Machine Learning Artificial Neural Network*” menjelaskan bahwa pengukuran kinerja *artificial neural network* dalam klasifikasi dan prediksi hipertensi dengan menggunakan dataset PPG-BP. Data latih dan uji digunakan dalam eksperimen dengan komposisi 70% dan 30%, dan menghasilkan hasil prediksi jenis penyakit hipertensi dengan tingkat akurasi sekitar 85% (Purwono *et al.*, 2022)

Penelitian yang berjudul “*Determining the effective factors in predicting diet adherence using an intelligent model*” menggunakan jaringan saraf tiruan dengan 26 input layers, tiga *hidden layers* (15, 12, 12 neuron), dan dua output layers untuk memprediksi adherence terhadap diet. Faktor-faktor seperti durasi pernikahan, alasan berkonsultasi, berat badan, BMI, kepuasan berat badan, waktu makan, dan waktu tidur dianggap sebagai atribut. Model mencapai akurasi 93.22% dan 93.51% untuk ANN dan ANN dengan Algoritma Genetika, membantu ahli gizi mengidentifikasi individu yang memerlukan dukungan dalam menjalani diet (Mousavi *et al.*, 2022).

Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian

No	Judul	Peneliti	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Perbedaan
1	<i>Artificial Neural Network Backpropagation Method to Predict Tuberculosis Cases</i>	(Lestari <i>et al.</i> , 2023)	<i>Artificial Neural Network Backpropagation</i>	Penelitian menunjukkan bahwa learning rate optimal adalah 0,5, dengan nilai R pada data latih sebesar 0,99841 dan MSE sebesar 0,00013193. Menghasilkan, akurasi mencapai 81,82%.	- Objek yang digunakan pada jurnal ini adalah tuberculosi s - Menggunakan atribut target yang berupa numerik sehingga hasil evaluasi

No	Judul	Peneliti	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Perbedaan
					menggunakan MSE
2	<i>Prediction of Civil Servant Performance Allowances Using the Neural Network Backpropagation Method</i>	(Kurniawan et al., 2023)	<i>Neural Network Backpropagation</i>	Penelitian mengevaluasi 4 model data yang berbeda berdasarkan jumlah iterasi dan hidden layer. Model data D, mencapai akurasi tertinggi, yaitu 70,90%, pada rasio pemisahan data 50:50.	- Object yang digunakan pada penelitian ini adalah tunjangan pegawai - Menggunakan hasil evaluasi Mean Square Error - Arsitektur yang digunakan adalah 5 input, 8 hidden layer, dan 2 output
3	Perbandingan Metode <i>Neural Network</i> dan <i>Support Vector Machine</i> dalam Klasifikasi Diagnose Penyakit Diabetes	(Diana Dewi et al., 2023)	<i>Neural Network dan Support Vector Machine</i>	Hasil analisis menunjukkan bahwa metode ANN memiliki tingkat akurasi sebesar 77,6094, sementara metode SVM memiliki tingkat akurasi sebesar 65,2494.	- Objek yang digunakan pada penelitian ini adalah penyakit diabetes - Tidak ada perbandingan dengan metode SVM
4	The Nutritional Classification of Pregnant Women Using Support Vector Machine (SVM)	(Sahputra et al., 2023)	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	Penelitian menunjukkan bahwa kernel linier memiliki akurasi tertinggi (0,84) diikuti oleh kernel RBF (0,83), sementara kernel polinomial memiliki akurasi lebih rendah (0,72) Studi ini menyoroti efektivitas SVM, terutama dengan kernel linier, dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil.	- Metode yang digunakan oleh peneliti adalah Neural Network Backpropagation - Atribut yang digunakan peneliti adalah usia, tinggi badan, berat badan, LILA, IMT

No	Judul	Peneliti	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Perbedaan
					dan status gizi.
5	Model Prediksi Otomatis Jenis Penyakit Hipertensi dengan Pemanfaatan Algoritma <i>Machine Learning Artificial Neural Network</i>	(Purwono <i>et al.</i> , 2022)	<i>Artificial Neural Network</i>	Hasilnya adalah akurasi prediksi jenis hipertensi diperoleh nilai sebesar 85%	- Objek yang digunakan adalah penyakit hipertensi - Arsitektur yang digunakan yaitu 8-2-4
6	<i>Determining the effective factors in predicting diet adherence using an intelligent model</i>	(Mousavi <i>et al.</i> , 2022)	<i>Artificial Neural Network</i> dan Algoritma Genetika	Hasil penelitian ini didapatkan nilai akurasi mencapai 93.22% dan 93.51% untuk ANN dan ANN dengan menggunakan Algoritma Genetika	- Objek yang dilakukan adalah adhencere - Arsitektur yang digunakan adalah 26 - 25 - 2

Tabel 2.1 menyajikan informasi mengenai berbagai penelitian yang berkaitan dengan prediksi atau klasifikasi berbagai masalah kesehatan, seperti gizi ibu, hipertensi, diabetes, dan tuberculosis. Masing-masing penelitian memiliki metode penelitian yang berbeda, seperti menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) *Bakpropagation*, Algoritma Genetika, dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil penelitian yang berbeda menunjukkan tingkat akurasi yang berbeda-beda untuk setiap masalah kesehatan yang diteliti. Selain itu, terdapat perbedaan pada objek penelitian, atribut yang digunakan, dan fokus penelitian yang meliputi gizi ibu hamil, tunjangan pegawai, hipertensi, diabetes, dan tuberculosis. Maka dari itu, penelitian ini dilakukan untuk mengetahui nilai performa dari metode *Artificial*

Neural Network Backpropagation dalam mengklasifikasikan gizi pada ibu hamil yang diambil dari Praktek Bidan Mandiri Masturoh Kabupaten Malang.

2.2 Klasifikasi

Klasifikasi dalam data mining merupakan fungsi pengelompokan item data ke dalam kategori yang telah ditentukan, dengan tujuan memprediksi kelas yang sesuai untuk seluruh dataset. Dalam proses ini, sebuah variabel bertindak sebagai label target, dan model data mining mempelajari hubungan antara variabel prediktor dan label dari set data pelatihan. Algoritma klasifikasi kemudian menguji dataset pengujian untuk membuat prediksi berdasarkan pengalaman yang diperoleh dari dataset pelatihan. Proses ini memungkinkan penentuan kelas atau kategori yang akurat untuk data yang tidak diketahui(Sutoyo & Fadlurrahman, 2020).

Penelitian ini menerapkan teknik klasifikasi supervised dengan fokus pada menentukan status gizi ibu hamil dalam kategori Kurus, Normal, Gemuk, dan Obesitas. Metode yang digunakan adalah *Artificial Neural Network* (ANN), sebuah algoritma klasifikasi yang mengevaluasi objek data dan mengategorikannya ke dalam kelas yang telah ditentukan. Proses klasifikasi melibatkan pembangunan model ANN dan pemanfaatan model tersebut untuk melakukan prediksi atau klasifikasi pada suatu objek, sehingga dapat menentukan kelas di mana objek data tersebut termasuk dalam model yang telah disimpan(Sihombing, 2020).

2.3 Status Gizi Ibu Hamil

Status gizi seseorang dapat digunakan untuk memprediksi perilaku atau penampilannya, karena keseimbangan antara asupan dan pengeluaran nutrisi dari

makanan dan minuman. Status gizi ibu hamil adalah ukuran keseimbangan nutrisi yang dibutuhkan untuk mempertahankan fungsi organ tubuh, dengan 40% dari asupan makanan ibu digunakan untuk pertumbuhan janin. Gangguan kehamilan dapat muncul jika asupan makanan tidak memenuhi kebutuhan, yang dapat berdampak pada pertumbuhan janin (Prayitno, 2019).

Kesehatan gizi ibu hamil dievaluasi dengan menggunakan berbagai teknik. Antropometri adalah salah satu teknik ini, dan melibatkan pengukuran kadar Hb untuk anemia gizi, memantau Indeks Massa Tubuh (BMI), dan mengukur Lingkar Lengan Atas (LILA) untuk mengetahui tingkat keparahannya. Berat badan ibu hamil dalam kilogram dibagi dengan tinggi badan dalam meter kuadrat akan menghasilkan IMT. Ketika menilai status gizi ibu hamil, indikator evaluasi IMT berfungsi sebagai panduan (Herdiana, 2018).

$$IMT = \frac{\text{berat badan (kg)}}{\text{tinggi badan (m)} * \text{tinggi badan (m)}}$$

Pengukuran yang telah diterapkan oleh *World Health Organization* yaitu, mengelompokkan Indeks Massa Tubuh (IMT) ke dalam kategori kurus, normal, gemuk dan obesitas. Berikut untuk acuan kategori status gizi menurut Indeks Massa Tubuh:

Tabel 2.2 Tabel Indeks Massa Tubuh(Practice, 2014)

Nilai IMT	Kategori
>18,5 kg/m ²	Kurus
18.5 - 24.9 kg/m ²	Normal
25.0 kg/m ² – 29,9 kg/m ²	Gemuk
30 kg/m ² - lebih	Obesitas

Sedangkan itu rumus untuk melakukan pengukuran status gizi ibu hamil melalui LILA adalah dengan kondisi gizi yang baik, memiliki LILA sebesar atau lebih besar dari 23.5, sementara ibu hamil dengan kondisi gizi yang kurang memiliki LILA kurang dari atau sama dengan 23,5. (Kasmiati et al., 2023)(Adriati & Chloranyta, 2022). Pemenuhan gizi pada ibu hamil sangat penting karena masalah gizi dapat mempengaruhi kesehatan ibu dan janin. Ibu hamil di Indonesia masih menghadapi sejumlah besar masalah gizi, terutama masalah gizi kurang, seperti Kurang Energi Kronis (KEK) dan anemia. Selain itu, penyakit kekurangan yodium juga menyebabkan masalah gizi lainnya pada ibu hamil (*Kementerian Kesehatan RI*, 2022).

2.4 Kekurangan Energi Kronis (KEK)

Ibu hamil yang mengkonsumsi protein dan energi dalam jumlah yang tidak memadai dapat mengalami Kekurangan Energi Kronis (KEK), suatu kondisi yang dapat berdampak buruk bagi kesehatan ibu dan janin. Anemia, kenaikan berat badan ibu yang tidak teratur, dan kemungkinan kesulitan persalinan seperti persalinan yang sulit dan lebih awal adalah beberapa hasil yang mungkin terjadi akibat KEK. Selain itu, berat badan lahir rendah (BBLR), cacat bawaan, anemia, gangguan pertumbuhan janin, dan kemungkinan kematian janin dalam kandungan juga dapat menjadi akibat dari KEK.(Suryani et al., 2021).

Kekurangan energi kronis dapat disebabkan oleh beberapa faktor, termasuk pola konsumsi, paritas, asupan gizi, ekonomi, pengetahuan, dan penggunaan tablet FE dan makanan tambahan. Asupan gizi adalah kekurangan makanan sumber energi yang mengandung zat gizi makro dan mikro; kekurangan ini dapat

disebabkan oleh rendahnya pendidikan, kemiskinan, dan kepercayaan budaya atau agama (Heryunanto et al., 2022).

Pengukuran antropometri yang disebut pengukuran lingkaran lengan atas (LILA) digunakan untuk mengevaluasi risiko Kurang Energi Kronis (KEK) pada wanita usia subur (WUS), yang meliputi remaja, ibu hamil, ibu menyusui, dan pasangan usia subur (PUS). Wanita yang berisiko KEK harus memiliki ambang batas LILA 23,5 cm; jika kriteria ini tidak terpenuhi, maka mereka berada dalam bahaya (Rosita & Rusmimpong, 2022).

2.5 Neural Network Backpropagation

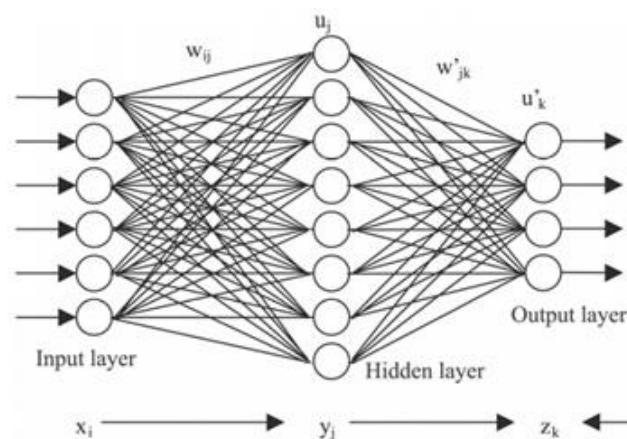
Artificial Neural Network (ANN) atau jaringan syaraf tiruan adalah sebuah algoritma yang dibuat dan berfungsi dengan menggunakan konsep-konsep yang berasal dari pemahaman manusia mengenai sel-sel saraf biologis yang terdapat di dalam otak manusia. Metode yang populer dalam jaringan saraf tiruan adalah *backpropagation*, meskipun terdapat juga pendekatan lain. Sebuah mekanisme yang disebut *backpropagation* digunakan dalam jaringan saraf tiruan berlapis-lapis untuk mengatur ulang bobot yang diberikan kepada neuron-neuron di lapisan tersembunyi (Antares, 2021).

Jaringan saraf tiruan memiliki kemampuan belajar dan adaptasi yang serupa dengan manusia karena mereka dapat mengenali dan mengadaptasi pola data yang berubah dengan memanfaatkan data sebelumnya. Selain itu, karena jaringan saraf tiruan adalah sistem yang sepenuhnya tidak terprogram, informasi yang dihasilkan atau kesimpulan yang diambil bergantung pada kumpulan data pelatihan. Jaringan saraf tiruan lapisan tunggal memiliki kemampuan terbatas dalam mengenali pola.

Di antara level input dan output, satu atau lebih lapisan tersembunyi dapat diperkenalkan untuk mengatasi hal ini. Meskipun menambahkan lebih banyak lapisan tersembunyi menawarkan keuntungan, prosedur pelatihan membutuhkan waktu. Akibatnya, sebagian besar peneliti pertama kali mengeksplorasi penggunaan lapisan tersembunyi tunggal dalam eksperimen mereka.

Untuk *neural network* dengan struktur lapisan ganda, *backpropagation* adalah teknik pembelajaran terawasi yang bertujuan untuk menyeimbangkan kapasitas jaringan dalam mengenali pola yang dipelajari dan bereaksi secara tepat terhadap pola input yang sebanding dengan mengoptimalkan bobot neuron di lapisan tersembunyi. Pola koneksi antar neuron (arsitektur jaringan), proses penghitungan bobot penghubung, dan pilihan fungsi aktivasi yang menentukan output setiap neuron, semuanya mempengaruhi karakteristik tertentu dari *backpropagation*. (Abdullah et al., 2023).

Backpropagation mempunyai beberapa neuron dalam 1 layer, seperti dijelaskan dalam gambar berikut:



Gambar 4. 1 Arsitektur Neural Network Backpropagation

Dari gambar 2.1 dijelaskan bahwa layer x merupakan jaringan input, y merupakan hidden layers dan layer z merupakan jaringan output. Dalam penelitian ini akan menggunakan 6 unit input, jumlah hidden layer 1 yang memiliki nilai sebanyak 10 neuron dan hidden layernya memiliki 2 skenario yaitu yang pertama adalah [5,10] selanjutnya adalah [7,9], serta output sebanyak 4 unit. Algoritma backpropagation akan dijelaskan dalam tahapan berikut:

0. Mulai dengan mengatur bias dan bobot. Nilai-nilai awal bisa dipilih secara acak mendekati 0, atau bisa juga dipilih sebagai nilai 1 atau nilai -1.
1. Jika kondisi penghentian belum tercapai, lanjutkan dari tahap 2 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi terpenuhi.
2. Untuk masing masing data training dilakukan proses dari langkah 3 hingga langkah 8.
3. Hasil dari masing masing masing unit input (X_i , $i = 1, \dots, n$) menerima sinyal X_i dan mengirimkannya ke semua unit di lapisan tersembunyi. Perlu dicatat bahwa X_i adalah data pelatihan yang sudah dinormalisasi.
4. Semua sinyal input yang telah diberi bobot dan bias akan digabungkan oleh unit neural layer tersembunyi (Z_j , $j=1, \dots, n$)..

$$Z_{inj} = V_0j + \sum_{i=1}^n X_i n_{i=1} V_{ij} \quad (2.1)$$

Kemudian, menggunakan *activation function* yang sudah ditetapkan, hitung sinyal output dari unit tersembunyi yang relevan,

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

Setelah itu, hasil tersebut disebarkan ke semua unit pada lapisan output.

5. Perunit output (Y_k , di mana $k = 1, \dots, m$) terhubung ke input neuron yang telah menerima bias dan bobot.

$$Z_{inj} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \quad (2.3)$$

Sebagai tambahan, dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan sebelumnya, kurangi output sinyal dari unit input yang relevan.

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

6. Pada langkah ini dilakukan proses backpropagation, dimana setiap unit output (Y_k , $k=1, \dots, m$) menerima target yang diharapkan dan menghitung error antara target dan output jaringan.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad (2.5)$$

- a. Koefisien δ_k digunakan untuk meminimalkan koreksi kesalahan (ΔW_{jk}) yang akan diterapkan untuk meningkatkan W_{jk} .

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

- b. Selain itu, koreksi bias ΔW_{0k} juga dikenakan pada koreksi W_{0k} .

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.7)$$

- c. Faktor δ_k selanjutnya dilewatkan ke lapisan berikutnya tahap berikutnya.

7. Pada tahapan ini, setiap unit tersembunyi (dilambangkan sebagai Z_j , dengan j berjalan dari 1 hingga p) melakukan penjumlahan dari hasil perkalian bobot dengan delta input.

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

Selanjutnya, faktor koreksi kesalahan δ_j diperoleh dengan mengalikan hasilnya dengan turunan fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan.

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

Koreksi kesalahan (ΔV_{ij}) yang akan digunakan untuk memperbaiki V_{ij} dihitung dengan menggunakan faktor δ_j .

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

Selanjutnya, penyesuaian bias ΔV_{0j} dihitung dan digunakan untuk memperbaiki V_{0j} dalam hitungan berikut:

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

8. Tahapan selanjutnya, bobot dan bias akan diperbarui. Masing masing dari output unit akan mengupdate bobot dan bias dari masing masing hidden unit.

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

Setiap unit tersembunyi selanjutnya akan mengatur ulang bias dan bobotnya sebagai respons terhadap setiap input.

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

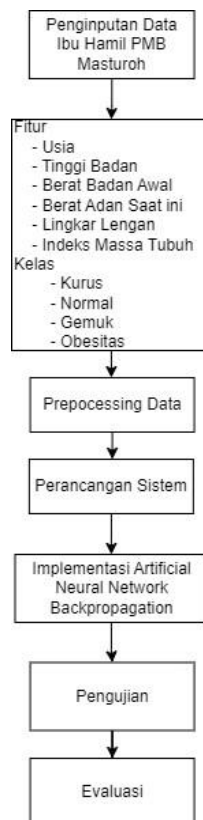
9. Selanjutnya, situasi berhenti diperiksa. Prosedur pelatihan jaringan dapat berakhir jika kondisi berhenti terpenuhi. Kondisi berhenti dapat dipastikan dengan dua metode yang berbeda, yaitu
 - a. Cari tahu berapa banyak siklus pelatihan yang harus dimiliki jaringan, katakanlah, sampai mencapai 1000 siklus. Pengulangan langkah 3 sampai 8 untuk semua data pelatihan yang tersedia dikenal sebagai iterasi.
 - b. Tetapkan batasan kesalahan, seperti Mean Square Error (MSE) antara output yang dihasilkan jaringan dan output yang diinginkan.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Analisis dan Perancangan

Untuk melakukan penyusunan penelitian ini diperlukan analisis dan perancangan sebagai dukungan validitas dalam penelitian. Maka, dalam bab ini peneliti akan menjelaskan perancangan model menggunakan *artificial neural network* agar penulisan dapat terstruktur.



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.2 Pengumpulan Data

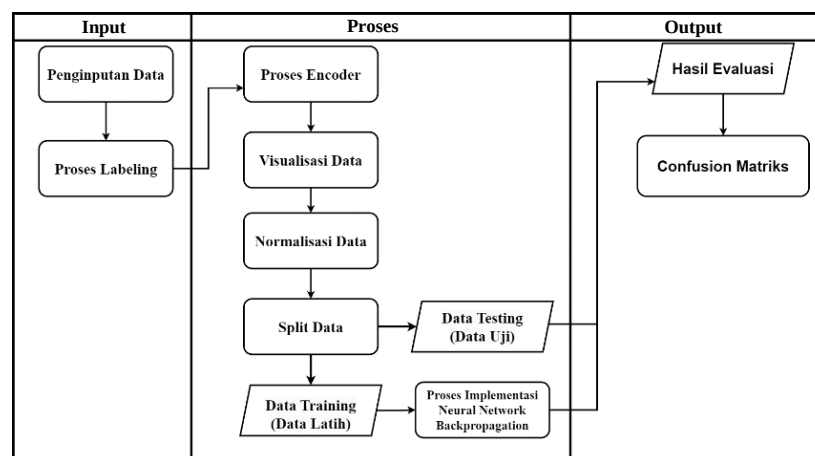
Penggunaan data dalam penelitian ini adalah menggunakan data sekunder yang didapatkan dari data ibu hamil dari Praktek Mandiri Bidan Masturoh yang

berlokasi di Kecamatan Tajinan Kabupaten Malang. Data yang didapatkan ini telah dikonsultasikan dan dilakukan perbaikan oleh ahli gizi guna meminimalisir dan kesalahan perhitungan. Dalam dataset ini terdapat 1023 data ibu hamil serta memiliki lima variabel yaitu usia, tinggi badan, berat badan, lingkaran lengan atas (LILA), indeks massa tubuh (IMT) serta status gizi ibu hamil. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1 Dataset Ibu Hamil

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT
0	34	45	50	148	25	22.7
1	20	50	55	163	24	20.7
2	25	48	55	150	25	29.0
3	21	36	38	149	21	17.1
0	34	45	50	148	25	22.7
:	:	:	:	:	:	:
1018	25	63	70	154	34	29.7
1019	28	48	53	153	28.5	22.6
1020	22	36	41	141	27	20.6
1021	29	57	64	151	29	28.1
1022	30	49	54	156	27	22.3

3.3 Perancangan Sistem



Gambar 3. 2 Design Sistem

Berdasarkan design sistem diatas, hal yang dilakukan adalah penginputan data ibu hamil dan dilakukan pelabelan oleh ahli gizi. Kemudian ketika proses penginputan data selesai dilanjutkan dengan proses neural network backpropagation yang telah dilakukan preprocessing data terlebih dahulu. Dan langkah yang terakhir adalah menghasilkan output berupa hasil klasifikasi dan evaluasi performa.

3.3.1 *Preprocessing Data*

Tahap awal dalam mempersiapkan data berkualitas tinggi untuk pemrosesan model adalah *preprocessing* data. Pada tahap ini dalam proses persiapan data, sejumlah tindakan dilakukan untuk mengubah kumpulan data menjadi informasi yang dapat diproses oleh model. Dalam kerangka kerja penelitian ini, prosedur preprocessing terdiri dari beberapa tahap atau metode tertentu, seperti:

a. Proses Labeling

Labeling adalah langkah dalam *preprocessing* data yang digunakan terutama pada kolom target atau variabel dependen dalam dataset. Pelabelan sebagian besar digunakan untuk menerjemahkan data kategorikal ke dalam format yang dapat dipahami oleh model. Contoh implementasinya yaitu kolom "Status Gizi" dengan kategori "Kurus", "Normal", "Gemuk", dan "Obesitas" kita akan menggantinya didalam dataset yang berada didalam *excel*.

Tabel 3.2 Dataset Ibu Hamil Setelah Proses Labeling

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan	Lila	IMT	Status Gizi
0	34	45	50	148	25	22.7	Normal
1	20	50	55	163	24	20.7	Normal
2	25	48	55	150	25	29.0	Gemuk
3	21	36	38	149	21	17.1	Kurus
4	34	74	85	144	29	41.0	Obesitas
:	:	:		:	:	:	:
1018	25	63	70	154	34	29.7	Gemuk
1019	28	48	53	153	28.5	22.6	Normal
1020	22	36	41	141	27	20.6	Normal
1021	29	57	64	151	29	28.1	Gemuk
1022	30	49	54	156	27	22.3	Normal

b. Proses Encoder

Dalam studi kasus ini, proses encoder adalah langkah yang mengubah label kategori atau kualitas seperti "status gizi" menjadi representasi numerik yang dapat dipahami oleh model jaringan saraf tiruan. Encoder mengubah kategori seperti "kurus", "normal", "gemuk", dan "obesitas" menjadi angka (seperti 0,1, 2, 3) sehingga model dapat menangani data secara efektif. Hal ini penting karena model *artificial neural network* hanya dapat bekerja dengan data numerik. Proses *encoder* adalah langkah khusus dalam preprocessing data yang membantu model *artificial neural network* untuk memahami dan menganalisis data kategori.

c. Data Visualization

Tahap ini data visualization adalah proses representasi data dalam bentuk grafik, plot, atau visualisasi lainnya. Dalam penelitian ini, data *visualization* digunakan untuk memvisualisasikan atribut input dan output dengan grafik dan plot yang membantu dalam pemahaman dan interpretasi data dengan lebih mudah dan lebih baik terkait klasifikasi status gizi ibu hamil dari model yang telah dibangun.

d. Normalisasi

Pada penelitian ini, normalisasi mengacu pada tindakan mengubah skala dan rentang atribut input (usia, tinggi badan, berat badan, LILA, dan IMT) agar memiliki rata-rata nol dan standar deviasi satu, sehingga data memiliki distribusi normal. Proses normalisasi ini mengubah rentang nilai atribut input sehingga nilai terkecil dalam atribut tersebut menjadi 0, dan nilai terbesar menjadi 1. Tujuannya adalah untuk mengatasi perbedaan skala dan meningkatkan konsistensi dalam pemrosesan oleh *artificial neural network*, sehingga memungkinkan prediksi yang lebih akurat. Dalam penelitian ini untuk normalisasi menggunakan metode *Z-score* Normalisasi seperti berikut:

$$X_{norm} = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

Keterangan:

X_{norm} adalah nilai yang telah dinormalisasi.

X adalah nilai asli dari atribut input.

μ adalah rata-rata (mean) dari atribut input.

σ adalah standar deviasi dari atribut input.

Tabel 3.3 Dataset Ibu Hamil Setelah Proses Normalisasi

Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT
-1,100575	0,242678	0,409732	-1,30187	-0,03187	-0,70979
0,394615	0,458254	0,617065	0,517844	0,625524	0,70979
-0,934.443	0,601972	0,755287	0,517844	0,296822	0,115811
0,1889805	-0,8.829	0,39.490	0,85823	0,77688	-0,72481
0,228483	0,63030	0,98732	-0,994229	0,461173	0,48564
..	..	..	..	..	..
0,726879	-0,44758	-0,74045	-0,22182	-0,31879	-0,74722
0,893.011	-0,44758	-0,74045	0,85823	-0,57971	-0,81447
0,62350	0,134889	0,98732	0,517844	0,31879	-0,59032
-0,602178	-0,44758	-0,74045	0,841860	-0,14144	-0,12627
0,1889805	0,386395	0,547954	0,301834	-0,19623	0,7322

Pada tahap implementasi *artificial neural network backpropagation* untuk memprediksi status gizi ibu hamil melibatkan tiga lapisan: input, *hidden layer*, dan output. Percobaan dalam desain unit *hidden layer* memerlukan proses pelatihan dan pengujian yang berulang untuk mengevaluasi berbagai konfigurasi jumlah *hidden layer*. Algoritma *backpropagation* terdiri dari tiga tahapan: *feedforward* untuk mengalirkan data, *backward* untuk menghitung dan mempropagasikan kesalahan, dan perbaikan bobot untuk mengurangi kesalahan. Performansi model diukur dengan *Confusion Matriks*. Berikut bentuk perhitungannya:

Tabel 3.4 Inisialisasi Bobot dan Bias lapisan Input - Lapisan Tersembunyi 1

		Input Layer						Bias
		x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	
Hidden Layers	z1	0,2	-0,4	0,1	0,5	-0,3	0,7	0,1
	z2	0,6	-0,8	0,4	-0,2	0,3	-0,1	-0,3
	z3	0,9	-0,5	-0,7	0,2	0,4	-0,6	0,5
	z4	0,3	-0,2	-0,1	-0,8	-0,6	-0,4	-0,2
	z5	-0,7	0,4	-0,6	0,3	-0,1	-0,5	0,4
	z6	-0,3	0,2	0,5	-0,9	0,7	-0,8	-0,1
	z7	-0,4	0,6	0,2	-0,8	-0,1	0,9	0,3
	z8	-0,2	-0,9	0,7	-0,3	0,8	-0,5	-0,4
	z9	0,8	-0,7	-0,5	0,6	-0,4	0,1	0,2
	z10	0,5	-0,3	-0,9	-0,6	0,2	-0,7	-0,5

Tabel 3.5 Inisialisasi Bobot dan Bias lapisan tersembunyi 1 – lapisan tersembunyi 2

		Input Layer										Bias
		x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	x ₁₀	
Hidden Layers	z1	0,2	0,3	0,1	-0,5	0,4	0,6	0,2	-0,3	0,5	-0,4	0,3
	z2	0,6	-0,5	-0,2	0,3	-0,4	0,1	-0,7	0,2	-0,6	0,5	-0,5
	z3	0,3	0,2	-0,6	-0,4	0,5	0,3	-0,1	0,7	-0,2	-0,8	0,2
	z4	-0,5	0,4	-0,7	0,3	0,2	-0,6	0,8	-0,1	0,4	-0,9	-0,4
	z5	-0,1	0,2	-0,4	0,6	-0,7	0,3	-0,9	0,5	-0,8	0,7	0,1

Tabel 3.6 Inisialisasi Bobot dan Bias lapisan tersembunyi 2 – lapisan output

		Output Layer					Bias
		x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	
Hidden Layers	z1	0,5	-0,6	0,3	-0,4	0,7	0,3
	z2	-0,2	0,8	-0,7	0,5	-0,3	-0,2
	z3	-0,4	-0,5	-0,6	-0,8	0,2	0,3
	z4	-0,3	0,2	-0,5	0,6	-0,1	-0,4

Setelah dilakukan penentuan bobot dan bias maka akan dilakukan proses *feedforward*. Hal yang dilakukan dalam proses *feedforward* adalah melakukan penjumlahan bobot serta bias dengan layer input. Selain itu juga dilakukan aktivasi pada setiap layernya berguna untuk memfasilitasi proses pembelajaran dengan memungkinkan aliran gradien yang efektif selama *backpropagation* dan merepresentasikan hubungan yang kompleks dalam data . Berikut hasilnya seperti tabel dibawah ini:

Tabel 3.7 Hasil *feedforward hidden layer 1*

Neuron	Hasil
z1	79,29
z2	-20,27
z3	-0,42
z4	-146,48
z5	-4,85
z6	-110,16
z7	-76,77
z8	-48,45
z9	51,97
z10	-141,69

Tabel 3.8 Hasil Aktivasi dari *feedforward hidden layer 1*

Hidden Layer	Hasil Aktivasi
zout1	79,29
zout2	0
zout3	0
zout4	0
zout5	0
zout6	0
zout7	0
zout8	0
zout9	51,97
zout10	0

Tabel 3.9 Hasil *feedforward hidden layer 2*

Neuron	Hasil
z1	41,343
z2	14,332
z3	-33,001
z4	-17,517
z5	48,885

Tabel 3.10 Hasil aktivasi *feedforward hidden layer 2*

Hidden Layer	Hasil Aktivasi
zout1	41,343
zout2	14,332
zout3	0
zout4	0
zout5	0

Tabel 3.11 Hasil *feedforward output layer*

Neuron	Hasil
z1	12,1723
z2	2,997
z3	-23,4393
z4	-9,9365

Tabel 3.12 Hasil aktivasi *softmax lapisan output*

Output Layer	Hasil Aktivasi
zout1	$e^{12,1723} = 193466,039$
zout2	$e^{2,997} = 20,050$
zout3	$e^{-23,4393} = 6,86 \times 10^{-11}$
zout4	$e^{-9,9365} = 4,83 \times 10^{-5}$

Selanjutnya merupakan proses *backpropagation* dimana proses ini akan melakukan penghitungan error untuk mengukur seberapa baik model memprediksi output yang diharapkan. Dengan menghitung selisih antara output prediksi dan label yang benar, *loss function* memberikan nilai yang kemudian digunakan untuk mengupdate bobot melalui algoritma *backpropagation*, sehingga model dapat belajar dan meningkatkan akurasi prediksinya.

Tabel 3.13 Hasil error/ *loss function*

<i>loss function</i>	$-\log(0,000103) = 9,179$
----------------------	---------------------------

Berikutnya adalah proses perubahan bobot dan bias, tujuan dari proses ini adalah mengurangi kesalahan prediksi yang diukur oleh *loss function*. Prosesnya melibatkan perhitungan gradien dari *loss function* dan pembaruan bobot serta bias

menggunakan laju pembelajaran untuk mengarahkan dan memperkecil kesalahan secara bertahap. Berikut hasil dari perubahan bobot dan bias:

Tabel 3.14 Hasil pembaruan bobot output dan bias

		Output Layer					Bias
		x1	x2	x3	x4	x5	
Hidden Layers	z1	-3,6338	-2,0330	0,3	-0,4	0,7	0,000103
	z2	-0,2	0,933050	-0,7	0,5	-0,3	0,799897
	z3	3,9338	-0,5	-0,6	-0,8	0,2	0,3
	z4	-0,3	0,2	-0,5	0,6	-0,1	-0,4

Tabel 3.15 Hasil pembaruan bobot dan bias *hidden layer 2*

		Input Layer										Bias
		x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	
Hidden Layers	z1	-0,849892	-1,44982	0,1	-0,5	0,4	0,6	0,2	-0,3	0,5	-0,4	0,2300072
	z2	0,7399856	2,99964	-0,2	0,3	-0,4	0,1	-0,7	0,2	-0,6	0,5	-0,360014
	z3	0,3	0,2	-0,6	-0,4	0,5	0,3	-0,1	0,7	-0,2	-0,8	0,2
	z4	-0,5	0,4	-0,7	0,3	0,2	-0,6	0,8	-0,1	0,4	-0,9	-0,4
	z5	-0,1	0,2	-0,4	0,6	-0,7	0,3	-0,9	0,5	-0,8	0,7	0,1

Tabel 3.16 Hasil pembaruan bobot dan bias *hidden layer 1*

		Input Layer						Bias
		x1	x2	x3	x4	x5	x6	
Hidden Layers	z1	2,5799248	2,749929	3,599244	10,8599158	1,449986	2,2924232	0,1
	z2	0,6	-0,8	0,4	-0,2	0,3	-0,1	-0,3
	z3	0,9	-0,5	-0,7	0,2	0,4	-0,6	0,5
	z4	0,3	-0,2	-0,1	-0,8	-0,6	-0,4	-0,2
	z5	-0,7	0,4	-0,6	0,3	-0,1	-0,5	0,4
	z6	-0,3	0,2	0,5	-0,9	0,7	-0,8	-0,1
	z7	-0,4	0,6	0,2	-0,8	-0,1	0,9	0,3
	z8	-0,2	-0,9	0,7	-0,3	0,8	-0,5	-0,4
	z9	-2,05575232	-4,4752138	4,6947988	-11,77582114	-2,479292	-1,794607536	0,2
	z10	0,5	-0,3	-0,9	-0,6	0,2	-0,7	-0,5

Perubahan bobot dan bias dalam iterasi selanjutnya membantu model memperbaiki prediksinya dengan mengoreksi kesalahan dari iterasi sebelumnya. Dengan mengikuti arah gradien yang ditentukan oleh *loss function*, pembaruan

tersebut membantu model mendekati hasil yang lebih optimal seiring dengan berjalannya proses pelatihan.

3.5 Evaluasi

Selama tahap pengujian, matriks kebingungan digunakan untuk menilai kinerja model. Sebuah tabel yang disebut confusion matrix digunakan untuk menilai seberapa baik kinerja model klasifikasi. Matriks kerancuan digunakan dalam penelitian ini untuk menentukan sejauh mana model dapat mengkategorikan kondisi gizi ibu hamil secara akurat. Hasil penilaian yang diantisipasi dari penelitian ini akan memungkinkan kinerja model untuk dipastikan, sehingga memberikan gambaran yang lebih menyeluruh tentang kapasitas model untuk mengkategorikan status gizi ibu hamil.

Confusion matrix mencakup empat matriks utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Pada penggunaan *confusion matriks* ini terdapat pengklasifikasian menjadi 4 kelas dimana masing masing kelas akan memiliki jumlah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) masing masing. Berikut penjelasan setiap kelasnya dalam setiap kondisi:

a. **Kurus:**

True Positive (TP): Jumlah sampel yang benar-benar diklasifikasikan sebagai "kurus" oleh model.

True Negative (TN): Jumlah sampel yang bukan "kurus" dan benar-benar tidak diklasifikasikan sebagai "kurus" oleh model.

False Positive (FP): Jumlah sampel yang bukan "kurus" tetapi salah diklasifikasikan sebagai "kurus" oleh model.

*False Negative (FN)*Kurus: Jumlah sampel yang sebenarnya "kurus" tetapi salah diklasifikasikan sebagai bukan "kurus" oleh model.

b. Normal

True Positive (TP): Jumlah sampel yang benar-benar diklasifikasikan sebagai "normal" oleh model.

True Negative (TN): Jumlah sampel yang bukan "normal" dan benar-benar tidak diklasifikasikan sebagai "normal" oleh model.

False Positive (FP): Jumlah sampel yang bukan "normal" tetapi salah diklasifikasikan sebagai "normal" oleh model.

False Negative (FN): Jumlah sampel yang sebenarnya "normal" tetapi salah diklasifikasikan sebagai bukan "normal" oleh model.

c. Gemuk

True Positive (TP): Gemuk: Jumlah sampel yang benar-benar diklasifikasikan sebagai "gemuk" oleh model.

True Negative (TN): Gemuk: Jumlah sampel yang bukan "gemuk" dan benar-benar tidak diklasifikasikan sebagai "gemuk" oleh model.

False Positive (FP): Gemuk: Jumlah sampel yang bukan "gemuk" tetapi salah diklasifikasikan sebagai "gemuk" oleh model.

*False Negative (FN)*Gemuk: Jumlah sampel yang sebenarnya "gemuk" tetapi salah diklasifikasikan sebagai bukan "gemuk" oleh model.

d. **Obesitas**

True Positive (TP):Obesitas: Jumlah sampel yang benar-benar diklasifikasikan sebagai "obesitas" oleh model.

True Negative (TN): Obesitas: Jumlah sampel yang bukan "obesitas" dan benar-benar tidak diklasifikasikan sebagai "obesitas" oleh model.

False Positive (FP): Obesitas: Jumlah sampel yang bukan "obesitas" tetapi salah diklasifikasikan sebagai "obesitas" oleh model.

False Negative (FN) Obesitas: Jumlah sampel yang sebenarnya "obesitas" tetapi salah diklasifikasikan sebagai bukan "obesitas" oleh model.

True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) adalah empat matriks utama yang membentuk confusion matriks. Dengan menggunakan confusion matrix ini, data diklasifikasikan ke dalam empat kelas: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), dengan angka yang sesuai untuk setiap kelas. Penjelasan setiap kelas dalam setiap kondisi disediakan di bawah ini: Berikut untuk perhitungan untuk mendapatkan nilai sebagai berikut:

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

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1\ Score = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

3.6 Skenario Pengujian

Dalam proses pengujian implementasi metode *Artificial Neural Network Backpropagation* untuk klasifikasi tingkat status gizi ibu hamil, data pelatihan dan pengujian dipisahkan dari set data yang telah diproses sebelumnya. Data tersebut akan digunakan untuk mengembangkan tiga model: model A akan memiliki rasio 80% data pelatihan dan 20% data pengujian, sedangkan model B akan memiliki rasio 90% data pelatihan dan 10% data pengujian, serta model C yang menggunakan 5% data pengujian dan 95% data pelatihan. Setelah proses pembagian data, model akan dilakukan pengujian dengan bermacam macam hyper parameter yaitu jumlah neuron dalam *hidden layer*, *epoch*, *learning rate*.

Tabel 3.17 Skenario Pengujian

Model	Model A, Model B, Model C
Perbandingan Data	- 80% <i>training</i> data 20% <i>testing</i> data - 90% <i>training</i> data 10% <i>testing</i> data - 95% <i>training</i> data 5% <i>testing</i> data
Epoch	500,1000,1500
Hidden Layer	Hidden layer 1 dan 2 = 5 neuron, 10 neuron(Purwono et al., 2022) Hidden layer 1 dan 2 = 7 neuron, 9 neuron(Almais et al., 2022)
Learning rate	0,1 ; 0,2

BAB IV

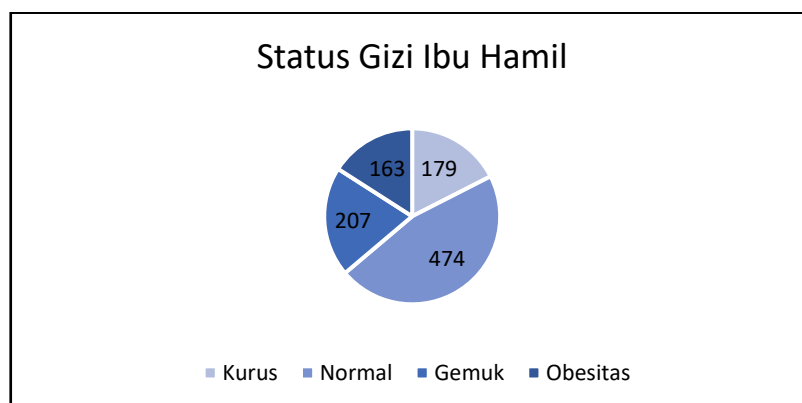
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Implementasi Penelitian

Dalam implementasinya penelitian ini, akan dilakukan proses hingga menghasilkan pengujian sesuai dengan skenario pengujian. Di dalam implementasi pengujian ini terdapat data penelitian, implementasi sistem, dan skenario uji coba; berikut adalah penjelasannya secara rinci:

4.1.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki 1023 berasal dari Praktek Mandiri Bidan Masturoh Kabupaten Malang. Dari keseluruhan data tersebut memiliki 4 kategori gizi yang berbeda yaitu kurus, normal, gemuk, dan obesitas. Jumlah gizi ibu hamil kurus memiliki 179 data, jumlah gizi ibu hamil normal memiliki 474 data, jumlah gizi ibu hamil gemuk memiliki 207 data, dan jumlah gizi ibu hamil obesitas memiliki 163 data.



Gambar 4. 2 Diagram Jumlah Dataset Status Gizi Ibu Hamil

4.1.2 Implementasi Sistem

Sistem ini akan mengimplementasi beberapa langkah preprocessing data. Tujuan dari preprocessing data ini adalah untuk menghindari overfitting pada sistem dan agar mendapat hasil yang maksimal. Beberapa tahapan yang dilakukan dalam *preprocessing* adalah:

a. Labeling

Proses labeling ini merupakan proses pemberian label yang dilakukan pada dataset. Proses labeling secara manual pada fitur status gizi yang ada pada excel. Terdapat 4 label kelas yang digunakan yaitu kurus, normal, gemuk dan obesitas.

b. Encoder

Dalam model algoritma neural network backpropagation untuk klasifikasi, proses encoder merupakan tahapan untuk mengkonversi label kelas yang semula merupakan teks diubah menjadi representasi numerik. Tujuan dari proses encoder ini adalah mempermudah pemodelan dan meningkatkan performa model.

Proses encoder pada penelitian ini adalah mengonversi kolom status gizi menjadi bentuk numerik yaitu 0 untuk kelas “Kurus”, 1 untuk kelas “Normal”, 2 untuk kelas “Gemuk”, dan 3 untuk kelas “Obesitas”. Berikut tabel untuk hasil dari encoder kolom status gizi:

Tabel 4.1 Proses Encoder Status Gizi

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT	Status Gizi
0	34	45	50	148	25	22.7	1
1	20	50	55	163	24	20.7	1
2	25	48	55	150	25	29.0	2
3	21	36	38	149	21	17.1	0
4	34	74	85	144	29	41.0	3
:	:	:	:	:	:	:	:
1018	25	63	70	154	34	29.7	2
1019	28	48	53	153	28.5	22.6	1

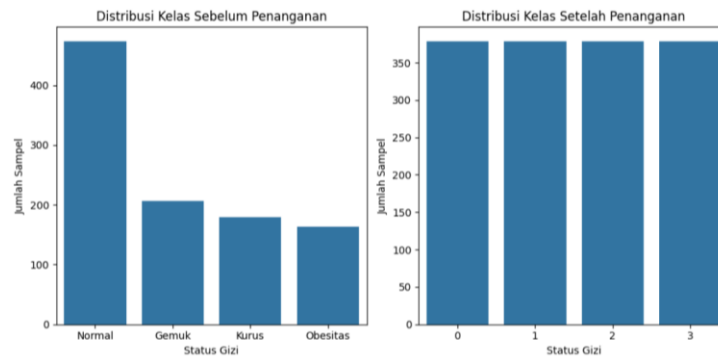
No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT	Status Gizi
1020	22	36	41	141	27	20.6	1
1021	29	57	64	151	29	28.1	2
1022	30	49	54	156	27	22.3	1

c. Normalisasi

Normalisasi merupakan tahap mengubah data ke dalam rentang yang konsisten atau standar. Tujuan normalisasi adalah menjaga nilai-nilai data dalam rentang yang sama, biasanya antara 0 dan 1, atau -1 dan 1. Dengan normalisasi, perbedaan skala antar fitur atau variabel dalam dataset dapat dihilangkan, sehingga mencegah fitur dengan skala besar mendominasi dalam pembelajaran model. Proses ini membantu model *machine learning* mempelajari pola yang seimbang dari setiap fitur atau variabel dalam dataset.

d. Imbalance

Proses ketidakseimbangan kelas terjadi saat jumlah sampel dalam setiap kelas target tidak seimbang, menyebabkan model cenderung memprediksi kelas mayoritas dengan akurasi tinggi sementara kelas minoritas kurang terwakili. Untuk mengatasi ini, oversampling adalah pendekatan umum, di mana SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) digunakan untuk menciptakan sampel sintetis baru dari kelas minoritas dengan menyesuaikan data yang ada dalam ruang fitur untuk memperluas representasi kelas minoritas.



Gambar 4. 3 Perbandingan Gizi Ibu Hamil Sebelum dan Sesudah Proses Imbalance

4.1.3 Skenario Uji Coba

Dalam penelitian ini dilakukan beberapa pengujian untuk menentukan hasil yang maksimal. Pengujian akan menggunakan 2 kelompok hidden layer yaitu hidden layer kelompok pertama adalah 10 dan 5 dan kelompok kedua adalah 5 dan 2. Pengujian selanjutnya yaitu menggunakan learning rate 0. 1, dan 0.2. Selain itu juga akan dilakukan pengujian berdasarkan epoch yaitu 500,1000, dan 1500 epoch.

Berikut tabel skenario uji coba:

Tabel 4.2 Skenario uji coba Hidden Layer [10,5]

	Hiddden Layer	Learning rate	Epoch
Model A dengan rasio data pelatihan 80% dan data pengujian 20%	10 dan 5	0,1	500
	10 dan 5	0,1	1000
	10 dan 5	0,1	1500
	10 dan 5	0,2	500
	10 dan 5	0,2	1000
	10 dan 5	0,2	1500
Model B dengan rasio data pelatihan 90% dan data pengujian 10%	10 dan 5	0,1	500
	10 dan 5	0,1	1000
	10 dan 5	0,1	1500
	10 dan 5	0,2	500
	10 dan 5	0,2	1000
	10 dan 5	0,2	1500
Model B dengan rasio data pelatihan 95% dan data pengujian 5%	10 dan 5	0,1	500
	10 dan 5	0,1	1000
	10 dan 5	0,1	1500

	Hiddden Layer	Learning rate	Epoch
	10 dan 5	0,2	500
	10 dan 5	0,2	1000
	10 dan 5	0,2	1500

Tabel 4.3 Skenario uji coba Hidden Layer [7,9]

	Hiddden Layer	Learning rate	Epoch
Model A dengan rasio data pelatihan 80% dan data pengujian 20%	7 dan 9	0,1	500
	7 dan 9	0,1	1000
	7 dan 9	0,1	1500
	7 dan 9	0,2	500
	7 dan 9	0,2	1000
	7 dan 9	0,2	1500
Model B dengan rasio data pelatihan 90% dan data pengujian 10%	7 dan 9	0,1	500
	7 dan 9	0,1	1000
	7 dan 9	0,1	1500
	7 dan 9	0,2	500
	7 dan 9	0,2	1000
	7 dan 9	0,2	1500
Model B dengan rasio data pelatihan 95% dan data pengujian 5%	7 dan 9	0,1	500
	7 dan 9	0,1	1000
	7 dan 9	0,1	1500
	7 dan 9	0,2	500
	7 dan 9	0,2	1000
	7 dan 9	0,2	1500

4.2 Hasil Uji Coba

Hasil uji coba dibahas berdasarkan skenario pengujian yang melibatkan penggunaan hidden layer [10,5] dan [7,9]. Pengujian ini dilakukan untuk memahami dampak dari berbagai kombinasi hyperparameter terhadap kinerja model. Berikut adalah pembahasan hasil uji coba tersebut:

4.2.1 Hasil Uji Coba dengan Hidden Layer [10,5]

Berikut adalah hasil uji coba penggunaan hidden layer [10,5] dengan berbagai kombinasi hyperparameter. Pengujian ini bertujuan untuk memahami dampak perubahan hyperparameter terhadap kinerja model. Variasi jumlah neuron, lapisan tersembunyi, laju pembelajaran, dan ukuran batch memberikan wawasan penting untuk menentukan konfigurasi optimal dalam mencapai kinerja model yang terbaik.

A. Penggunaan epoch 500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.4 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 500, perbandingan 80: 20, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	15	0	0	33
	B	0	1	37	0
	C	1	0	94	0
	D	0	0	0	24

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.5 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 80:20, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	15	156	1	33
Normal	1	167	0	37
Gemuk	94	73	37	1
Obesitas	24	148	33	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.6 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
134	544	71	71	65%	79,60%	58,20 %	48,61%

B. Penggunaan epoch 500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.7 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	25	0	0	0
	B	0	20	0	0
	C	0	0	46	0
	D	12	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.8 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	25	66	12	0
Normal	20	83	0	0
Gemuk	46	57	0	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.9 Hasil evaluasi dari Penggunaan epoch 500, perbandingan 90%-10%, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
91	297	12	12	88%	66,89%	75%	70,16%

C. Penggunaan epoch 500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.10 Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	0	7
	B	0	12	0	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.11 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	45	0	7
Normal	12	40	0	0
Gemuk	26	26	0	0
Obesitas	7	38	7	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.12 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
45	149	7	7	87%	62,50%	75,00%	66,66%

D. Penggunaan epoch 500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.13 Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 500, perbandingan 80:20, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	47	0	1	0
	B	0	0	38	0
	C	0	0	95	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.14 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 80:20, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	47	133	24	1
Normal	0	167	0	38
Gemuk	95	71	39	0
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.15 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
142	552	63	63	69%	34,27%	49,47%	68,06%

E. Penggunaan epoch 500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.16 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	25	0
	B	0	0	20	0
	C	0	0	46	0
	D	0	0	12	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.17 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	78	0	25
Normal	0	83	0	20
Gemuk	46	0	57	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.18 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
46	252	57	57	45%	11,16%	25%	15,43%

F. Penggunaan epoch 500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.19 Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	7	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.20 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	45	0	7
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	7	19	0
Obesitas	7	45	0	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.21 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
33	137	19	19	63%	39,44%	50%	43,30%

G. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.22 Confusion matriks hidden layer [10,5], epoch 1000, perbandingan 80:20, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	48	0	0	0
	B	0	38	0	0
	C	5	1	89	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.23 Hasil confusion matriks tiap kelas epoch 1000, perbandingan 80:20, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	48	128	29	0
Normal	38	166	1	0
Gemuk	89	110	0	6
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.24 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
175	585	30	30	85%	64,94%	73,42%	68,06%

H. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.25 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	25	0	0	0
	B	0	20	0	0
	C	0	0	46	0
	D	12	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.26 Hasil confusion matriks tiap kelas epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	25	66	12	0
Normal	20	83	0	0
Gemuk	46	57	0	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.27 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
91	297	12	12	88%	66,89%	75%	70,16%

I. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.28 Confusion matriks hidden layer[10, 5], epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	7	0	0	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	7	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.29 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	7	38	7	0
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	14	12	0
Obesitas	0	45	0	7

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.30 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
33	137	19	19	63%	29,60%	50%	36,97%

J. Penggunaan Epoch 1000, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.31 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan 80:20, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	47	0	1	0
	B	0	0	38	0
	C	0	0	95	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.32 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	47	133	24	1
Normal	0	167	0	38
Gemuk	95	71	39	0
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.33 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
142	552	63	63	69%	34,27%	49,47%	40,49%

K. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.34 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	25	0
	B	0	0	29	0
	C	0	0	46	0
	D	0	0	12	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.35 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	87	0	25
Normal	0	83	0	29
Gemuk	46	0	66	0
Obesitas	0	100	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.36 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

TP	FP	FN	TN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
46	66	66	270	45%	11,16%	25%	15,43%

L. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.37 Confusion matriks hidden layer[10, 5], epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	7	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	7	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.38 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	45	0	7
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	0	26	0
Obesitas	0	45	0	7

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.39 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
26	130	26	26	50%	12,50%	25%	16,60%

M. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4. Confusion matriks hidden layer [10, 5], epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	48	0	0	0
	B	0	38	0	0
	C	0	0	95	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.40 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	48	133	24	0
Normal	38	167	0	0
Gemuk	95	110	0	0
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.41 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
181	591	24	24	88%	66,60%	75%	70%

N. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.42 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	0	25
	B	0	20	0	0
	C	0	0	46	0
	D	0	0	0	12

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.43 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	78	0	25
Normal	20	83	0	0
Gemuk	46	57	0	0
Obesitas	12	66	25	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.44 Hasil Evaluasi dari penggunaan, epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
78	284	25	25	76%	58,10%	75%	62,24%

O. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,1

Berdasarkan penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.45 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	7	0	0	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	7	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.46 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	7	38	7	0
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	14	12	0
Obesitas	0	45	0	7

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.47 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
33	137	19	19	63%	29,60%	50%	36,97%

P. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.48 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan 80:20, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	47	0	1	0
	B	0	0	38	0
	C	0	0	95	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.49 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	47	133	24	1
Normal	0	167	0	38
Gemuk	95	71	39	0
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.50 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
142	552	63	63	69%	34,27%	49,47%	40,49%

Q. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2
mendapati hasil berikut:

Tabel 4.51 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	25	0
	B	0	0	20	0
	C	0	0	46	0
	D	0	0	12	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang
dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.52 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	78	0	25
Normal	0	83	0	20
Gemuk	46	0	57	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan
di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.53 Hasil percobaan hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
46	252	57	57	45%	11,16%	25%	15,43%

R. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,2

Berdasarkan penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2
mendapati hasil berikut:

Tabel 4.54 Confusion matriks hidden layer[10,5], epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	7	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	7	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.55 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	45	0	7
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	0	26	0
Obesitas	0	45	0	7

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.56 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
26	130	26	26	50%	12,50%	25%	16,66%

4.2.2 Hasil Uji Coba dengan Hidden Layer [7,9]

Berikut adalah hasil uji coba penggunaan hidden layer [7,9] dengan berbagai kombinasi hyperparameter. Pengujian ini bertujuan untuk memahami dampak perubahan hyperparameter terhadap kinerja model. Variasi jumlah neuron, lapisan tersembunyi, laju pembelajaran, dan ukuran batch memberikan wawasan penting untuk menentukan konfigurasi optimal dalam mencapai kinerja model yang terbaik.

A. Penggunaan epoch 500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.57 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan 80:20, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	47	0	1	0
	B	0	38	0	0
	C	1	1	93	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.58 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	47	132	25	1
Normal	38	166	1	0
Gemuk	93	109	1	2
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.59 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
178	588	27	27	87%	65,41%	73,95%	68,86%

B. Penggunaan epoch 500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.60 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	25	0	0	0
	B	0	0	20	0
	C	0	0	46	0
	D	12	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.61 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	25	66	12	0
Normal	0	83	0	20
Gemuk	46	37	20	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.62 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 90%-10%, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
71	277	32	32	68%	34,31%	50%	40,69%

C. Penggunaan epoch 500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.63 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	7	0	0	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.64 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	7	45	0	0
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	14	12	0
Obesitas	7	45	0	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.65 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
40	144	12	12	76%	67,10%	75%	70,31%

D. Penggunaan epoch 500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.66 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	45	0	3	0
	B	0	0	38	0
	C	0	0	91	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.67 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	45	129	24	3
Normal	0	163	0	38
Gemuk	91	69	41	0
Obesitas	0	177	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.68 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
136	538	65	65	66%	32,64%%	47,38%	38,63%

E. Penggunaan epoch 500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.69 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	25	0	0	0
	B	0	20	0	0
	C	0	0	46	0
	D	12	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.70 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	25	66	12	0
Normal	20	83	0	0
Gemuk	46	57	0	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.71 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
91	297	12	12	88%	66,89%	75%	70,16%

F. Penggunaan epoch 500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.72 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	0	7
	B	0	12	0	0
	C	0	0	24	2
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.73 Hasil confusion matriks tiap kelas epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	45	0	7
Normal	12	40	0	0
Gemuk	24	26	0	2
Obesitas	7	36	9	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.74 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
43	147	9	9	83%	60,93%	73,07%	64,21%

G. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.75 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	47	0	1	0
	B	0	1	37	0
	C	1	0	94	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.76 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	47	132	25	1
Normal	1	167	0	37
Gemuk	94	72	38	1
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.77 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
142	552	63	63	69%	59,12%	49,87%	41,57%

H. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.78 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	25	0	0	0
	B	0	20	0	0
	C	0	0	46	0
	D	12	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.79 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	25	66	12	0
Normal	20	83	0	0
Gemuk	46	57	0	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.80 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
91	297	12	12	88%	66,89%	75%	70,16%

I. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.81 Confusion matriks hidden layer [7,9], epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	7	0	0	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.82 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	7	45	0	0
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	14	12	0
Obesitas	7	45	0	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.83 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
40	144	12	12	77%	67,10%	75%	70,31%

J. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.84 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	45	0	3	0
	B	0	0	38	0
	C	4	0	91	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.85 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	45	129	28	3
Normal	0	167	0	38
Gemuk	91	69	41	4
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.86 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
136	546	69	69	66%	32,64%	47,38%	38,63%

K. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 90%:10%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.87 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	0	25
	B	0	0	20	0
	C	0	0	46	0
	D	0	0	0	12

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.88 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	78	0	25
Normal	0	83	0	20
Gemuk	46	37	20	0
Obesitas	12	66	25	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.89 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
58	264	45	45	56%	25,53%	50%	32,78%

L. Penggunaan epoch 1000, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.90 Confusion matriks hidden layer[7, 9], epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	1	6
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.91 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	45	0	7
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	13	13	0
Obesitas	7	39	6	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.92 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1000, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
33	137	19	19	63%	30,132%	50%	37,50%

M. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 10 dan 5, epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.93 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	47	0	1	0
	B	0	0	38	0
	C	1	0	94	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.94 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	47	132	25	1
Normal	0	167	0	38
Gemuk	94	71	39	1
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.95 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
141	551	64	64	69%	33,98%	49,21%	40,19%

N. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.96 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	0	0	0	25
	B	0	0	20	0
	C	0	0	46	0
	D	0	0	0	12

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.97 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	0	78	0	25
Normal	0	83	0	20
Gemuk	46	37	20	0
Obesitas	12	66	25	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.98 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
58	264	45	45	56%	25,53%	50%	37,28%

O. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,1

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.99 Confusion matriks hidden layer[7, 9], epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	7	0	0	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	0	0	0	7

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.100 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	7	45	0	0
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	14	12	0
Obesitas	7	45	0	0

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.101 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,1

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
40	144	12	12	77%	67,10%	75%	70,31%

P. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 80% : 20%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.102 Confusion matriks hidden layer [7,9], epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

True Label	Predict Label				
		A	B	C	D
	A	45	0	3	0
	B	0	0	38	0
	C	4	0	91	0
	D	24	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.103 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	45	129	28	3
Normal	0	167	0	38
Gemuk	91	69	41	4
Obesitas	0	181	0	24

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.104 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 80:20 learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
136	546	69	69	66%	32,64%	47,38%	38,63%

Q. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 90% : 10%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 7 dan 9, epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.105 Confusion matriks hidden layer[7,9], epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	25	0	0	0
	B	0	0	20	0
	C	0	0	46	0
	D	12	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.106 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	25	66	12	0
Normal	0	83	0	20
Gemuk	46	37	20	0
Obesitas	0	91	0	12

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.107 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 90:10, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
71	277	32	32	69%	34,31%	50%	40,69%

R. Penggunaan epoch 1500, perbandingan 95% : 5%, learning rate 0,2

Berdasarkan Hidden Layer 10 dan 5, epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2 mendapati hasil berikut:

Tabel 4.108 Confusion matriks hidden layer [7, 9], epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

	Predict Label				
True Label		A	B	C	D
	A	6	0	1	0
	B	0	0	12	0
	C	0	0	26	0
	D	7	0	0	0

Pada tabel confusion matriks diatas menghasilkan jumlah data tiap kelas yang dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.109 Hasil confusion matriks tiap kelas dari epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

Kelas	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
Kurus	6	38	7	1
Normal	0	40	0	12
Gemuk	26	13	13	0
Obesitas	0	45	0	7

Selanjutnya, seperti yang ditunjukkan dalam tabel di bawah ini, perhitungan di atas juga menghasilkan hasil evaluasi sistem secara keseluruhan:

Tabel 4.110 Hasil evaluasi dari penggunaan epoch 1500, perbandingan 95:5, learning rate 0,2

TP	TN	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
32	136	20	20	62%	28,20%	46,42%	35%

4.2.3 Visualisasi Hasil Uji Coba

Dari hasil uji coba sebelumnya, kami telah mengumpulkan data yang relevan yang akan kami tampilkan dalam Tabel 4.76 di bawah ini. Data ini penting untuk mengevaluasi temuan kami dan mendukung kesimpulan yang kami ajukan.

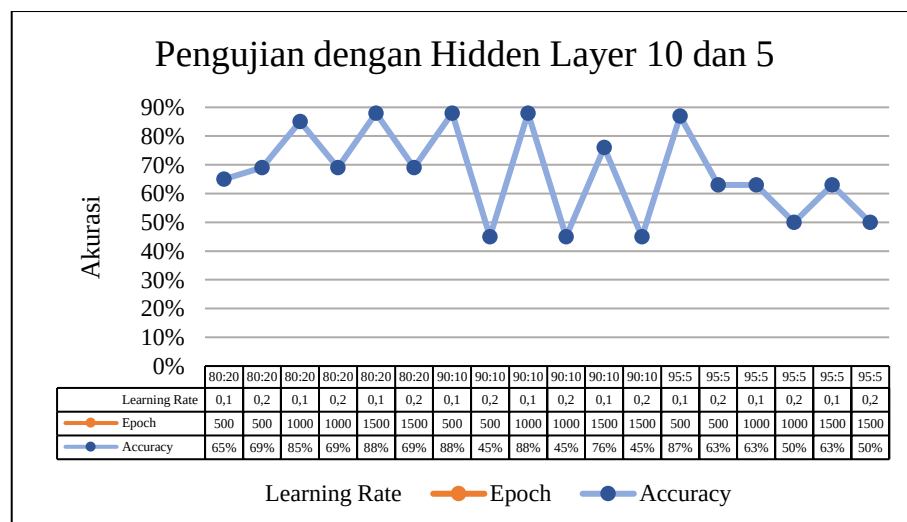
Tabel 4.111 Hasil Uji Coba

Hidden Layer	Pembagian Data	Learning Rate	Epoch	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Hidden Layer 10 dan 5	80:20	0,1	500	65%	76,90,%	58,20%	48,61%
		0,2	500	69%	34,27%	49,47%	40,49%
	80:20	0,1	1000	85%	64,94%	73,42%	68,06%
		0,2	1000	69%	34,27%	49,47%	40,49%
	80:20	0,1	1500	88%	66,60%	75,00%	70,00%
		0,2	1500	69%	34,27%	49,47%	40,49%
	90:10	0,1	500	88%	66,89%	75%	70,16%
		0,2	500	45%	11,16%	25,00%	15,43%
	90:10	0,1	1000	88%	66,89%	75,00%	70,16%
		0,2	1000	45%	11,16%	25,00%	15,43%

Hidden Layer	Pembagian Data	Learning Rate	Epoch	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
	90:10	0,1	1500	76%	58,10%	75,00%	62,24%
		0,2	1500	45%	11,16%	25,00%	15,43%
	95:5	0,1	500	87%	62,50%	75,00%	66,66%
		0,2	500	63%	39,44%	50,00%	43,30%
	95:5	0,1	1000	63%	29,60%	50,00%	36,97%
		0,2	1000	50%	12,50%	25,00%	16,60%
	95:5	0,1	1500	63%	29,60%	50,00%	36,97%
		0,2	1500	50%	12,50%	25,00%	16,66%
Hidden Layer 7 dan 9	80:20	0,1	500	87%	65,41%	73,95%	68,86%
		0,2	500	66%	32,64%	47,38%	38,63%
	80:20	0,1	1000	69%	59,12%	49,87%	41,57%
		0,2	1000	66%	32,64%	47,38%	38,63%
	80:20	0,1	1500	69%	33,98%	49,21%	40,19%
		0,2	1500	66%	32,64%	47,38%	38,63%
	90:10	0,1	500	68%	34,31%	50,00%	40,69%
		0,2	500	88%	66,89%	75,00%	70,16%
	90:10	0,1	1000	88%	66,89%	75,00%	70,16%
		0,2	1000	56%	25,53%	50,00%	32,78%
	90:10	0,1	1500	56%	25,53%	50,00%	32,78%
		0,2	1500	69%	34,31%	50,00%	40,69%
	95:5	0,1	500	76%	67,10%	75,00%	70,31%
		0,2	500	83%	60,93%	73,07%	64,21%
	95:5	0,1	1000	77%	67,10%	75,00%	70,31%
		0,2	1000	63%	30,12%	50,00%	37,50%
	95:5	0,1	1500	77%	67,10%	75,00%	70,31%
		0,2	1500	62%	28,20%	46,42%	35,00%

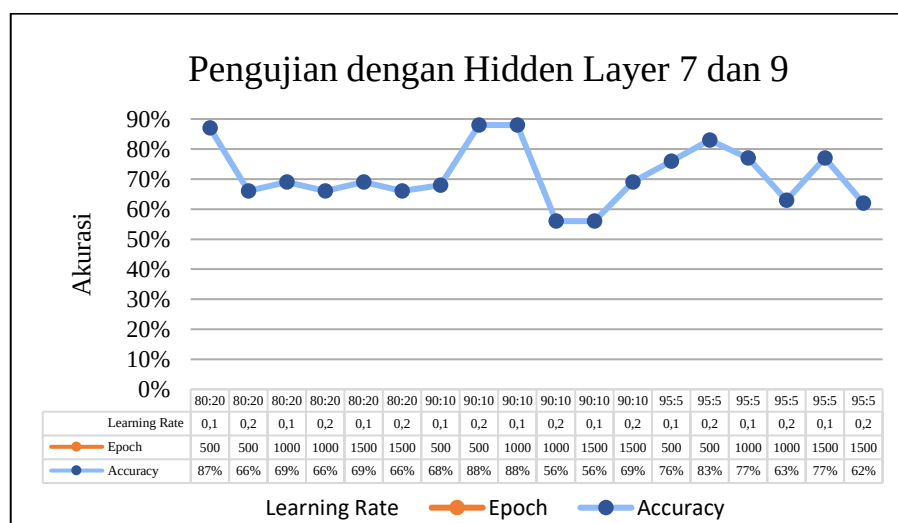
Dari Tabel 4.112 diatas, terlihat bahwa performa model *neural network* dipengaruhi oleh beberapa faktor utama: pembagian data, jumlah hidden layer, learning rate, dan jumlah epoch. Pembagian data yang lebih unggul seperti 90:10

dan 95:5 cenderung memberikan hasil yang lebih baik, terutama saat dikombinasikan dengan learning rate 0,1. Selain itu, model dengan kombinasi hidden layer [7 9] menunjukkan kinerja yang lebih konsisten daripada yang memiliki hidden layer [10 5]. Terdapat pola yang menunjukkan bahwa kombinasi tertentu dari jumlah epoch dan learning rate, seperti epoch 500 dengan learning rate 0,1 atau epoch 1000 dengan learning rate 0,2, memberikan akurasi yang lebih tinggi. Namun, perlu dicatat bahwa ada pengecualian dalam beberapa kasus, seperti pada pembagian data 80:20 dengan learning rate 0,2 yang cenderung memberikan hasil yang lebih rendah. Maka dapat disimpulkan, untuk mencapai kinerja optimal, perlu dilakukan eksperimen lebih lanjut dengan variasi parameter, namun demikian, pola umum yang terlihat menunjukkan bahwa kombinasi parameter tertentu dapat memberikan hasil yang lebih baik, terutama saat dikombinasikan dengan pembagian data yang lebih baik dan jumlah hidden layer yang optimal. Berikut grafik uji coba dengan penggunaan *hidden layer* [10,5]:



Gambar 4. 4 Grafik Hasil Uji Coba Menggunakan Hidden Layer 1 dan 2 [10,5]

Dari Gambar 4.4 diatas menjelaskan grafik pengujian model kinerja model jaringan saraf berdasarkan variasi learning rate dan epoch. Learning rate yang diuji adalah 0.1 dan 0.2, dengan jumlah epoch berkisar antara 80 hingga 100. Akurasi bervariasi antara 45% hingga 88%, dengan puncak akurasi 88% pada kombinasi learning rate 0.2 dan epoch 80 atau 90. Tidak ada pola yang jelas antara jumlah epoch dan akurasi, tetapi learning rate 0.2 cenderung memberikan hasil yang lebih baik. Variabilitas akurasi menunjukkan sensitivitas model terhadap perubahan learning rate dan epoch, menandakan perlunya optimasi lebih lanjut untuk mencapai stabilitas dan akurasi yang lebih tinggi. Berikut grafik uji coba dengan penggunaan hidden layer [7,9]:



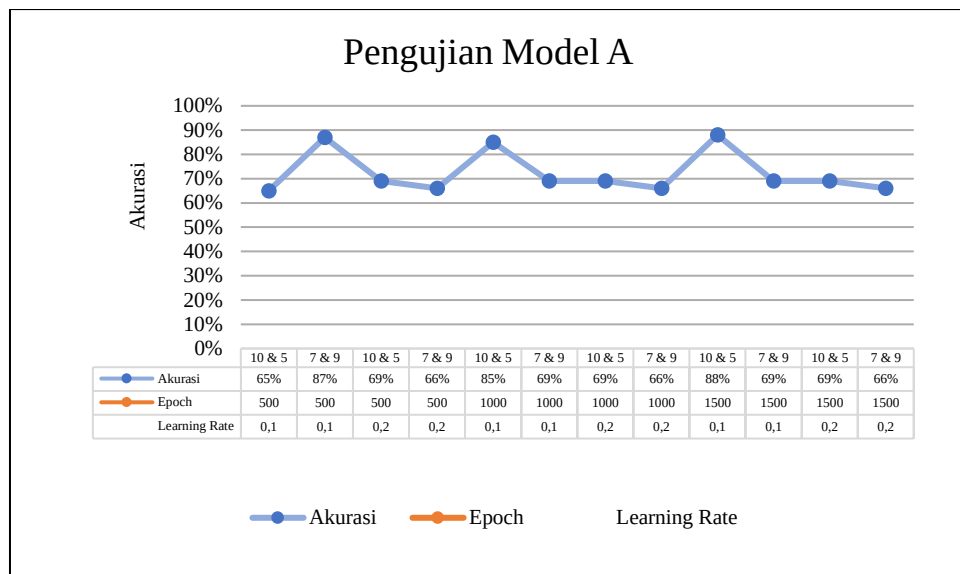
Gambar 4. 5 Grafik Hasil Uji Coba Menggunakan Hidden Layer 1 dan 2 [7,9]

Dari Gambar 4.5 menjelaskan grafik pengujian model dengan hidden layer 7 dan 9 dan menunjukkan bahwa akurasi bervariasi antara 56% hingga 88% tergantung pada kombinasi epoch dan learning rate. Akurasi tertinggi sebesar 88% dicapai dengan kombinasi epoch 500 dan learning rate 0,1 serta epoch 1000 dan learning rate 0,2. Sebaliknya, akurasi terendah sebesar 56% diperoleh dengan

kombinasi Epoch 500 dan Learning Rate 0,1. Kombinasi parameter tertentu menunjukkan hasil yang lebih stabil dan konsisten, dengan disarankan untuk menggunakan kombinasi Epoch 500 dengan Learning Rate 0,1 atau Epoch 1000 dengan Learning Rate 0,2 untuk mencapai performa optimal, serta melakukan eksperimen tambahan untuk memastikan stabilitas dan generalisasi model.

Perbedaan penggunaan hidden layer [10,5] dan [7,9] dalam model ANN untuk klasifikasi gizi ibu hamil mempengaruhi performa dengan cara yang berbeda. Hidden layer [10,5] menunjukkan akurasi yang bervariasi dari 45% hingga 88%, dengan puncak akurasi 88% pada beberapa kombinasi epoch dan learning rate, namun sensitif terhadap perubahan parameter. Sementara itu, hidden layer [7,9] menunjukkan akurasi yang juga bervariasi antara 56% hingga 88%, namun cenderung lebih stabil dalam beberapa kombinasi parameter tertentu. Rekomendasi untuk menggunakan epoch 500 dengan learning rate 0.1 atau epoch 1000 dengan learning rate 0.2 menunjukkan bahwa hidden layer [10,5] dapat memberikan performa yang lebih konsisten dibandingkan [7,9], yang menekankan pentingnya penyesuaian jumlah neuron dalam hidden layer dan parameter pelatihan untuk memaksimalkan kemampuan model dalam memahami pola klasifikasi gizi ibu hamil.

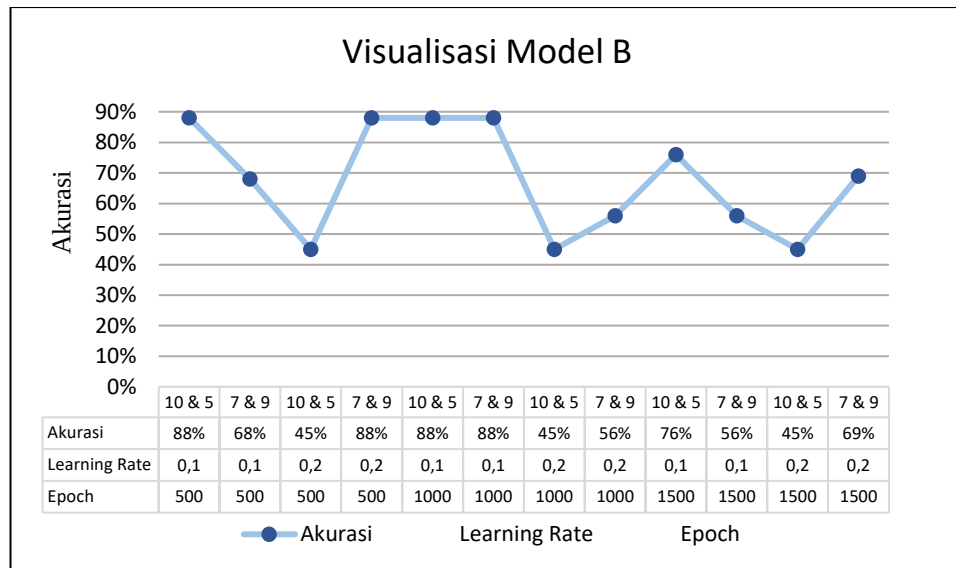
A. Visualisasi Hasil Akurasi Model A



Gambar 4. 6 Hasil Uji Coba Model A dengan perbandingan 80:20

Grafik pengujian Model A menunjukkan bahwa akurasi model bervariasi antara 65% hingga 88% tergantung pada kombinasi epoch dan learning rate. Akurasi tertinggi sebesar 88% dicapai dengan kombinasi parameter [10 & 5], epoch 1500, dan learning rate 0,1, sementara akurasi terendah sebesar 65% diperoleh dengan kombinasi yang sama tetapi dengan menggunakan epoch 500. Hasil ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch cenderung meningkatkan akurasi, terutama dengan learning rate yang lebih rendah. Kombinasi [7,9] dengan epoch 500 dan learning rate 0,2 juga menghasilkan akurasi tinggi sebesar 85%. Model menunjukkan sensitivitas tinggi terhadap perubahan parameter, sehingga disarankan untuk menggunakan lebih banyak epoch dan learning rate yang lebih rendah untuk performa optimal. Pengujian tambahan diperlukan untuk memastikan stabilitas dan generalisasi model serta menemukan kombinasi parameter yang paling efektif.

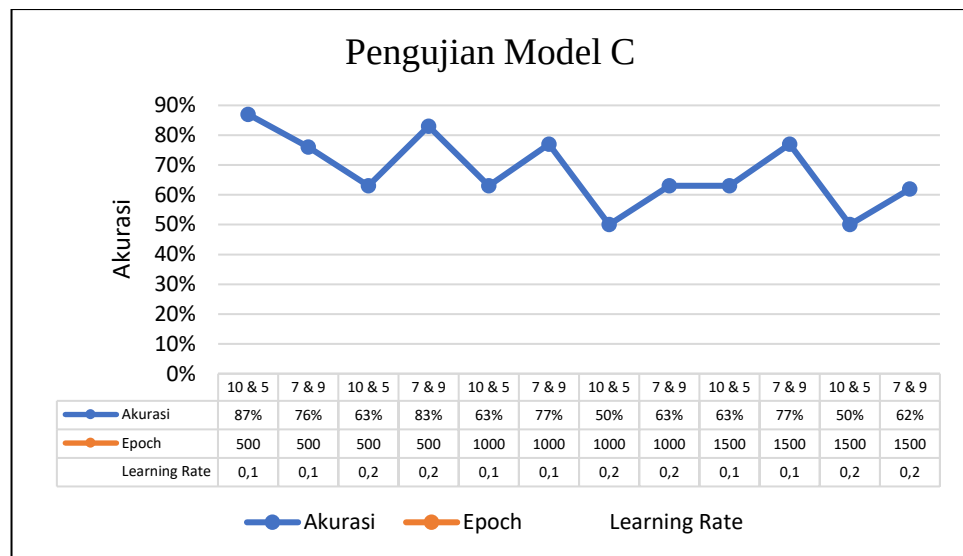
B. Visualisasi Hasil Akurasi Model B



Gambar 4. 7 Hasil Uji Coba Model B dengan perbandingan 90:10

Dari hasil evaluasi tersebut, Model B dengan pembagian data 90:10, konfigurasi model dengan hidden layer [10 & 5] dan learning rate 0.1 memberikan hasil terbaik, mencapai akurasi 88% dengan 500 dan 1000 epoch. Konfigurasi [7, 9] juga mencapai akurasi tinggi 88% dengan learning rate 0.1 dan 1000 epoch, namun performanya lebih variabel dibandingkan [10,5]. Learning rate 0.2 cenderung memberikan hasil yang kurang optimal, menunjukkan bahwa learning rate ini terlalu tinggi untuk model ini dan menyebabkan penurunan akurasi. Penambahan jumlah epoch membantu meningkatkan akurasi hingga titik tertentu, namun terlalu banyak epoch tidak selalu memberikan manfaat tambahan dan bisa mengurangi performa model.

C. Visualisasi Hasil Akurasi Model C



Gambar 4. 8 Hasil Uji Coba Model C dengan perbandingan 95: 5

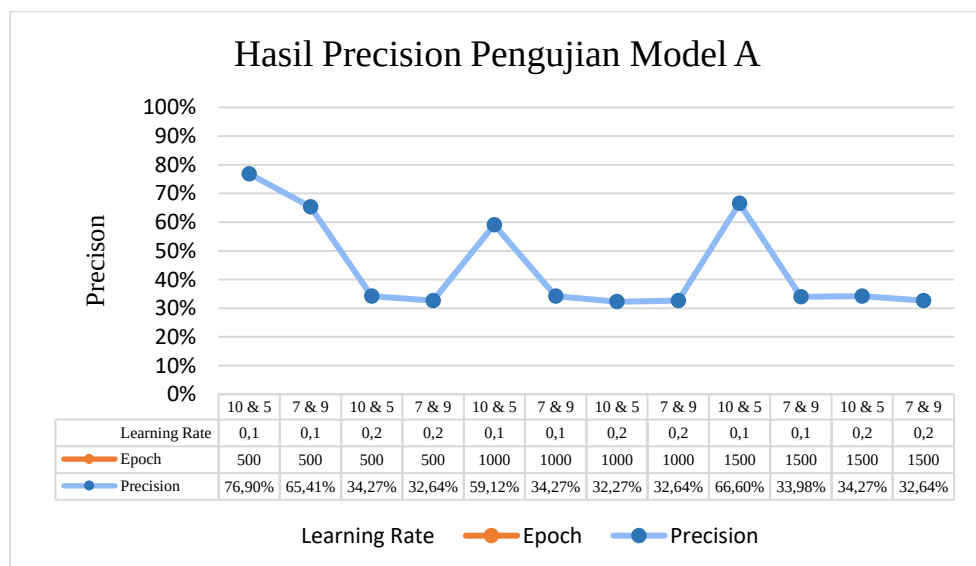
Model C dengan pembagian data 95:5, konfigurasi model dengan hidden layer [10, 5] dan learning rate 0.1 menunjukkan hasil yang paling stabil dengan akurasi sekitar 87% serta metrik evaluasi lainnya yang relatif tinggi. Peningkatan learning rate menjadi 0.2 mengakibatkan penurunan signifikan dalam kinerja model, terutama dalam hal precision, recall, dan F1-Score. Model dengan hidden layer [7, 9] menunjukkan variasi hasil tergantung pada hyperparameter, namun kinerjanya lebih rendah dibandingkan dengan model [10, 5]. Oleh karena itu, dalam kasus Model C, konfigurasi model dengan hidden layer [10, 5] dan learning rate 0.1 memberikan kinerja yang lebih stabil dan optimal. Penelitian ini menekankan pentingnya pemilihan konfigurasi hidden layer dan learning rate yang tepat untuk mencapai kinerja optimal dalam *neural network*.

Model terbaik untuk klasifikasi status gizi ibu hamil adalah Model A dengan perbandingan data 80:20, menggunakan konfigurasi hidden layer [7, 9] dan learning

rate 0,1. Model ini mencapai akurasi tertinggi sebesar 88% dengan konsistensi metrik evaluasi yang tinggi, seperti precision, recall, dan F-Score. Kemampuan adaptasi model terhadap variasi hyperparameter dan performa konsisten dalam mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas menjadikan Model A sebagai pilihan terbaik untuk aplikasi dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil.

Variabilitas ini menunjukkan bahwa pengaturan hyperparameter seperti jumlah hidden layer dan learning rate mempengaruhi kemampuan model dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil secara efektif. Pemilihan kombinasi yang tepat dari hyperparameter ini penting untuk mencapai kinerja optimal dalam neural network untuk kasus ini.

D. Visualisasi Precision Model A

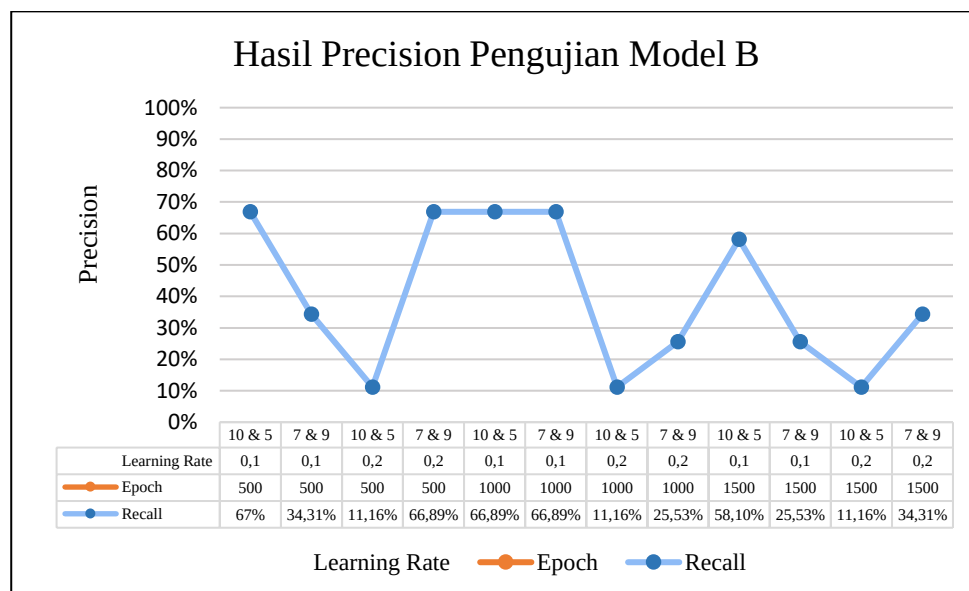


Gambar 4. 9 Hasil pengujian Precision dengan menggunakan Model A

Pada pengujian precision Model A menunjukkan variasi yang signifikan, dengan precision tertinggi 76,90% pada kombinasi learning rate 0,1 dan epochs 500, dan precision terendah 32,27% pada kombinasi learning rate 0,1 dan epochs 1000.

1500. Peningkatan learning rate dari 0,1 ke 0,2 dan peningkatan jumlah epochs umumnya menurunkan precision, seperti terlihat pada nilai precision 32,64% dengan learning rate 0,2 dan epochs 1500. Model A menunjukkan performa terbaik pada kombinasi learning rate 0,1 dan epochs 500, sedangkan variasi lain cenderung menurunkan precision secara signifikan, menunjukkan bahwa parameter ini harus diatur sebaik mungkin untuk menghindari overfitting dan memastikan generalisasi yang baik.

E. Visualisasi Precision Model B

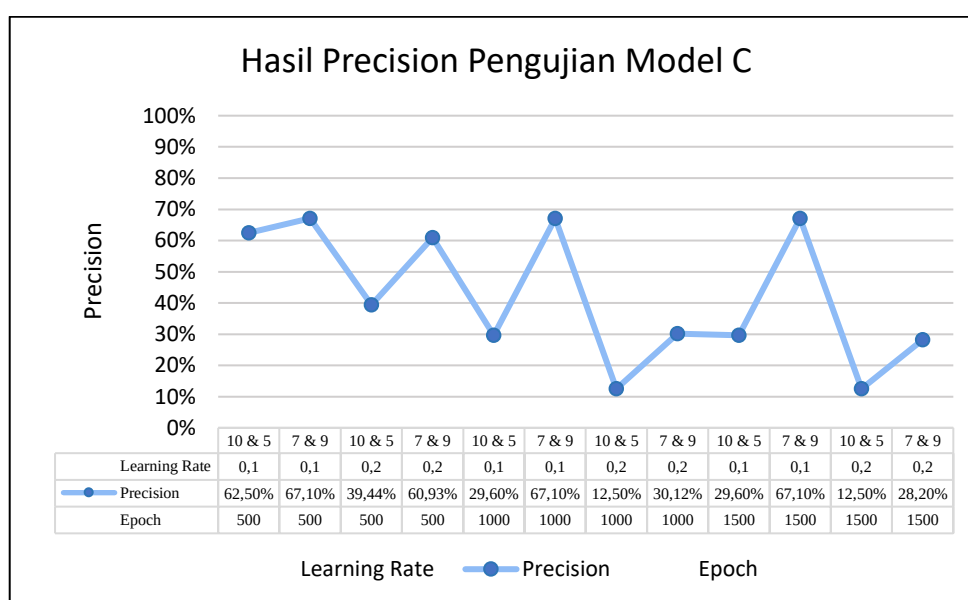


Gambar 4. 10 Hasil pengujian Precision dengan menggunakan Model B

Hasil pengujian precision model B menunjukkan variasi kinerja model dengan perubahan dalam learning rate dan jumlah epoch. Dari grafik, terlihat bahwa precision model bervariasi secara signifikan dengan nilai tertinggi sekitar 67% dan terendah sekitar 11,16%. Hal ini menunjukkan bahwa pengaturan parameter seperti learning rate dan epoch sangat mempengaruhi performa model. Learning rate 0.1 dengan epoch 500 menghasilkan precision tertinggi sebesar 67%, sementara

kombinasi lainnya menunjukkan performa yang fluktuatif. Maka dari pengujian ini dijelaskan bahwa ada kebutuhan untuk menemukan keseimbangan yang tepat antara learning rate dan jumlah epoch untuk mengoptimalkan kinerja model. Pengujian dengan learning rate 0.1 dan epoch 500 tampaknya memberikan hasil terbaik dalam hal precision, sedangkan variasi lainnya perlu dievaluasi lebih lanjut untuk meningkatkan performa.

F. Visualisasi Precision Berdasarkan Menggunakan Model C



Gambar 4. 11 Hasil pengujian Precision dengan menggunakan Model C

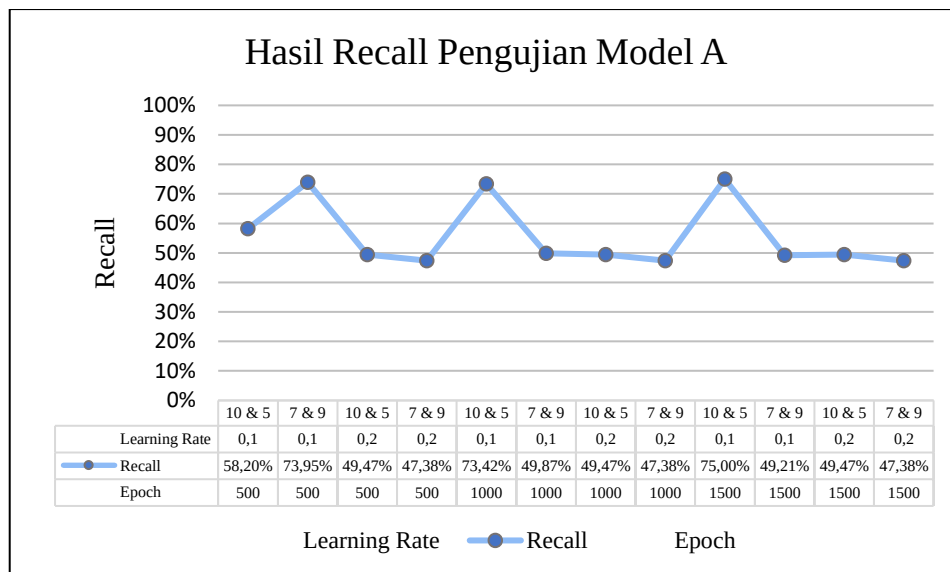
Pada pengujian precision Model C menunjukkan kinerja model dengan variasi dalam learning rate dan jumlah epoch. Precision tertinggi tercatat sebesar 67,10% dengan learning rate 0.1 dan 0.2, serta epoch 500 dan 1000, menunjukkan bahwa model memiliki performa optimal pada pengaturan ini. Precision terendah tercatat sebesar 12,50% dengan kombinasi learning rate 0.1 dan epoch 1500, yang menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch tidak selalu meningkatkan performa model. Secara keseluruhan, model C menunjukkan performa yang cukup

fluktuatif dengan variasi precision antara 12,50% hingga 67,10%. Hal ini menekankan pentingnya pemilihan parameter yang tepat untuk mencapai kinerja optimal, dan bahwa kombinasi learning rate 0.1 dengan epoch 500 dan 1000 memberikan hasil yang lebih konsisten dan lebih tinggi dalam hal precision.

Berdasarkan hasil precision, Model A menunjukkan potensi terbaik dengan precision tertinggi mencapai 76,90%, menunjukkan kemampuannya yang baik dalam memprediksi hasil positif dengan benar. Model B menunjukkan stabilitas yang baik dengan beberapa konfigurasi optimal yang mencapai precision sebesar 66,89%, menjadikannya pilihan yang andal. Model C, meskipun precision tertingginya sedikit lebih rendah daripada Model A, tetap menunjukkan kinerja yang solid dengan precision mencapai 67,10% dan efisiensi pelatihan yang baik.

Precision dalam model ANN untuk klasifikasi gizi ibu hamil menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi kondisi gizi positif secara tepat. Model A mencapai precision tertinggi 76,90% dengan pengaturan learning rate 0,1 dan epoch 500, menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi kasus gizi yang sehat. Model B menunjukkan variasi precision yang lebih besar, dengan nilai tertinggi mencapai 67% pada beberapa konfigurasi optimal. Model C, meskipun memiliki performa yang fluktuatif, menunjukkan konsistensi pada pengaturan learning rate 0,1 dengan epoch 500 dan 1000. Pemilihan parameter yang tepat seperti learning rate rendah dan jumlah epoch yang cukup penting untuk meningkatkan precision model, memastikan prediksi yang lebih akurat dalam aplikasi klinis untuk klasifikasi gizi ibu hamil.

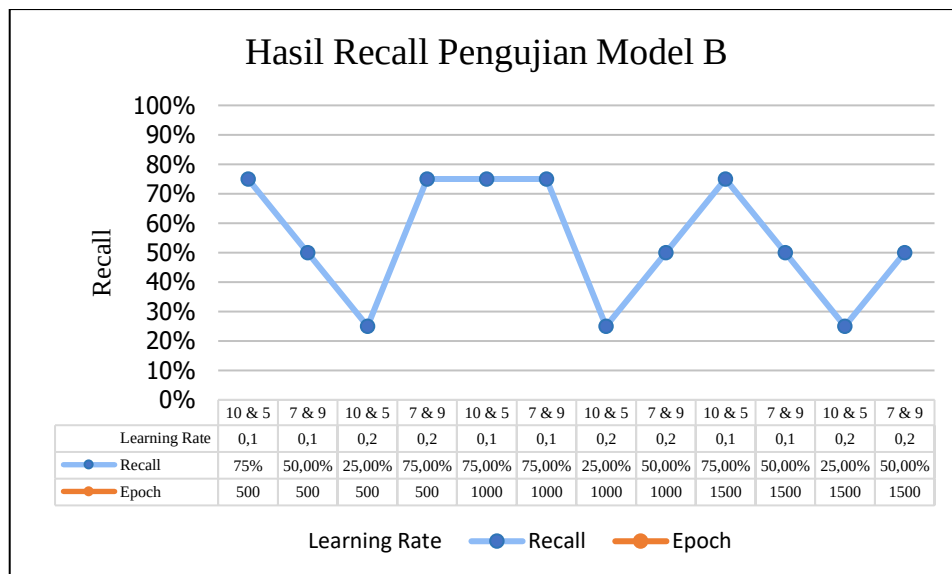
G. Visualisasi Recall Model A



Gambar 4. 12 Hasil pengujian Recall dengan menggunakan Model A

Hasil pengujian Model A menunjukkan variasi performa recall yang signifikan, dipengaruhi oleh kombinasi hyperparameter yang digunakan. Pada beberapa pengujian, seperti dengan hidden layer [10,5], learning rate 0.1, dan epoch 500, recall mencapai 58.20%. Sedangkan, kombinasi lain seperti hidden layer [7,9], learning rate 0.1, dan epoch 500 menghasilkan recall tertinggi sebesar 73.95%. Meskipun demikian, ketika learning rate ditingkatkan menjadi 0.2, recall cenderung stagnan atau bahkan menurun. Dalam pengujian lebih lanjut, performa terbaik Model A tercatat pada kombinasi learning rate 0.1, hidden layer [10,5], dan epoch 1500 dengan mencapai recall 75%. Ini menunjukkan bahwa pemilihan parameter yang tepat sangat penting untuk meningkatkan performa model dalam mendeteksi kelas positif.

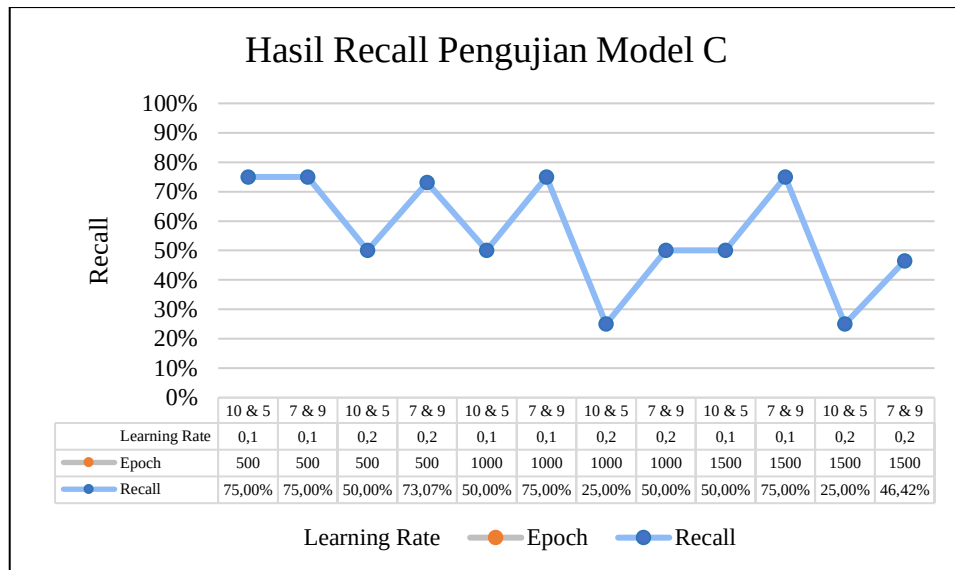
H. Visualisasi Recall Model B



Gambar 4. 13 Hasil pengujian Recall dengan menggunakan Model B

Pengujian pada Model B mengungkapkan fluktuasi yang signifikan dalam recall, dengan nilai tertinggi mencapai 75% pada beberapa kombinasi hyperparameter. Contohnya pada pengujian dengan kombinasi hidden layer [10,5], learning rate 0.1, dan epoch 500 memberikan performa terbaik dengan recall 75%. Sedangkan, pada kombinasi learning rate 0.2 dan hidden layer [7,9], terjadi penurunan signifikan dalam recall, terutama pada epoch 500 dengan nilai 25%. Dari banyak kombinasi yang dilakukan, Model B menunjukkan beberapa konfigurasi yang menghasilkan kinerja deteksi yang baik, seperti pada learning rate 0.2 dengan epoch 500, serta learning rate 0.1 dengan epoch 1000. Ini menunjukkan bahwa model ini memiliki beberapa set parameter yang optimal dan relatif stabil dalam mencapai recall di atas 50%.

I. Visualisasi Recall Model C



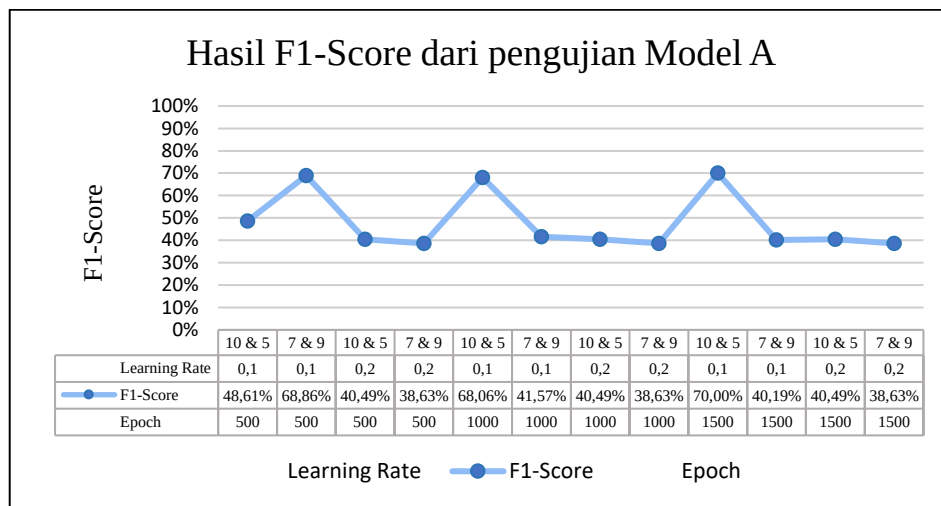
Gambar 4. 14 Hasil pengujian Recall dengan menggunakan Model C

Pengujian pada Model C juga menunjukkan variabilitas recall yang cukup besar. Nilai recall tertinggi dicapai sebesar 75% pada kombinasi hidden layer [10,5], learning rate 0.1, dan epoch 500 serta pada beberapa kombinasi lainnya dengan epoch 1000 dan 1500. Pada kombinasi hidden layer [7,9], learning rate 0.2, dan epoch 1500, recall menurun drastis hingga 25%. Ini mengindikasikan bahwa Model C lebih sensitif terhadap perubahan hyperparameter, terutama pada learning rate dan jumlah epoch. Untuk mencapai performa optimal, Model C memerlukan tuning yang lebih spesifik dibandingkan model lainnya.

Recall dalam model ANN untuk klasifikasi gizi ibu hamil menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi kasus positif dengan akurat. Model A menunjukkan variasi recall yang signifikan, dengan nilai tertinggi 75% pada beberapa kombinasi seperti hidden layer [10,5], learning rate 0.1, dan epoch 1500. Model B menunjukkan stabilitas yang lebih baik dengan recall mencapai 75% pada

kombinasi optimal, seperti hidden layer [10,5], learning rate 0.1, dan epoch 500. Sementara Model C, meskipun memiliki recall tertinggi yang sama, menunjukkan variasi yang lebih besar dalam performa, terutama dengan pengaturan parameter yang lebih sensitif seperti learning rate 0.2. Kesimpulannya, Model B adalah pilihan terbaik karena stabilitasnya dalam mendeteksi kondisi gizi ibu hamil yang memerlukan perhatian lebih.

J. Visualisasi Hasil F1-Score Model A

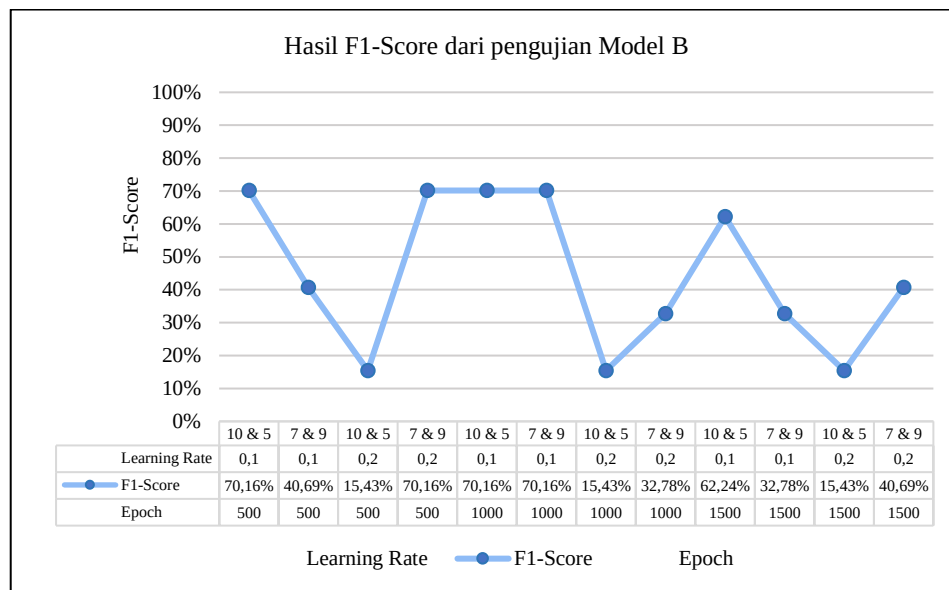


Gambar 4. 15 Hasil pengujian F1-Score dengan menggunakan Model A

Pengujian Model A menunjukkan variasi yang signifikan dalam hasil F1-Score berdasarkan kombinasi hidden layer, learning rate, dan epoch. F1-Score tertinggi sebesar 70,00% dicapai pada kombinasi hidden layer [10,5], learning rate 0,1, dan epoch 1500, menunjukkan performa optimal. Learning rate yang lebih tinggi (0,2) cenderung menghasilkan F1-Score lebih rendah, misalnya, 40,49% pada 500 epoch dan 41,57% pada 1000 epoch. Peningkatan jumlah epoch tidak selalu meningkatkan F1-Score dan dalam beberapa kasus menurunkan performa, seperti pada hidden layer [7,9] dan learning rate 0,1. Model A sensitif terhadap

perubahan hyperparameter, memerlukan tuning spesifik untuk performa optimal, dan meskipun memiliki beberapa kombinasi baik, tidak konsisten secara keseluruhan. Model A menunjukkan potensi baik dalam mendeteksi kondisi gizi ibu hamil dengan F1-Score memadai pada beberapa konfigurasi parameter.

K. Visualisasi Hasil F1-Score Model B

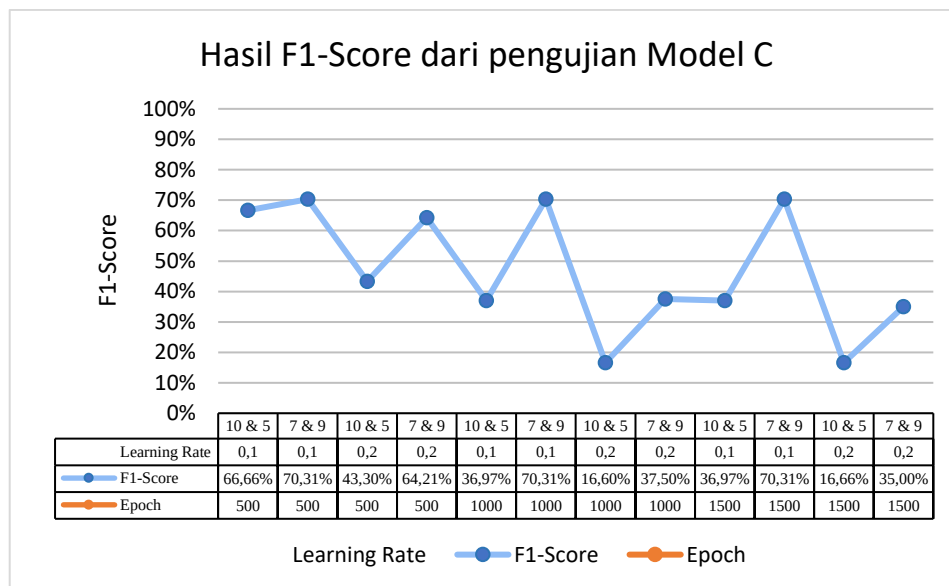


Gambar 4. 16 Hasil pengujian F1-Score dengan menggunakan Model B

Pada pengujian F1-Score pada Model B menunjukkan variasi yang konsisten, dengan nilai tertinggi 70,16% pada beberapa kombinasi hyperparameter, seperti hidden layer [10,5], learning rate 0,1, dan epoch 500. Variabilitas performa muncul saat learning rate ditingkatkan ke 0,2, menyebabkan F1-score menurun drastis, misalnya 15,43% pada hidden layer [7,9] dengan epoch 500. Pada pengujian dengan epoch 500 dan 1000, performa tetap fluktuatif, dengan puncak F1-score mencapai 70,16% di beberapa titik. Peningkatan epoch dan perubahan learning rate menunjukkan ketidakstabilan, sehingga Model B memerlukan tuning spesifik untuk menjaga konsistensi performa. Stabilitas performa Model B sangat bergantung pada

kombinasi tepat antara learning rate dan jumlah epoch, dengan beberapa konfigurasi menunjukkan performa optimal tetapi juga rentan terhadap penurunan signifikan pada konfigurasi lain.

L. Visualisasi Hasil F1-Score Model C



Gambar 4. 17 Hasil pengujian F1-Score dengan menggunakan Model C

Pada pengujian F1-Score, Model C menunjukkan variasi yang signifikan dengan nilai tertinggi mencapai 70,31% pada kombinasi hidden layer [7,9], learning rate 0,1, dan epoch 500, serta kombinasi hidden layer [10,5], learning rate 0,1, dan epoch 1000. Variabilitas performa muncul saat learning rate ditingkatkan ke 0,2, menyebabkan F1-Score menurun drastis, misalnya 16,66% pada hidden layer [10,5] dengan epoch 1500. Pada epoch 500 dan 1000, model menunjukkan performa yang bervariasi dengan puncak F1-Score pada hidden layer [10,5] dan [7,9], learning rate 0,1, dan epoch 1000. Ini mengindikasikan bahwa Model C lebih sensitif terhadap perubahan learning rate dan jumlah epoch dibandingkan model lainnya, dan memerlukan tuning yang lebih cermat untuk mencapai performa optimal. Stabilitas

performa Model C sangat bergantung pada kombinasi tepat antara learning rate dan jumlah epoch, dengan beberapa konfigurasi menunjukkan performa optimal tetapi juga rentan terhadap penurunan signifikan pada konfigurasi lain.

F1-Score dalam model ANN untuk klasifikasi gizi ibu hamil mencerminkan keseluruhan performa model dalam menyeimbangkan presisi dan recall. Model A mencapai F1-Score tertinggi 70,00% pada konfigurasi optimal seperti hidden layer [10,5], learning rate 0,1, dan epoch 1500, tetapi sensitif terhadap perubahan learning rate. Model B menunjukkan fluktuasi performa yang signifikan, meskipun mencatat F1-Score tertinggi 70,16% pada beberapa kombinasi, terutama dengan learning rate yang rendah. Model C juga menunjukkan variasi performa, namun memiliki stabilitas relatif lebih baik dengan F1-Score tertinggi 70,31% pada beberapa konfigurasi. Secara keseluruhan, Model C menonjol sebagai pilihan terbaik karena stabilitasnya dalam performa F1-Score, menunjukkan potensi untuk aplikasi klinis yang lebih konsisten dalam klasifikasi gizi ibu hamil.

M. Analisis Hasil Uji Coba Berdasarkan Rasio Perbandingan Data

Penelitian ini menggunakan tiga model dengan pembagian data yang berbeda, yaitu Model A (80:20), Model B (90:10), dan Model C (95:5), untuk menguji performa dalam klasifikasi gizi ibu hamil. Model B, yang menggunakan pembagian data 90:10, menunjukkan performa yang stabil dengan akurasi tertinggi 88%, dibandingkan dengan Model A dan C. Pembagian data ini memberikan keseimbangan yang baik antara jumlah data untuk pelatihan dan validasi, memungkinkan model untuk belajar dari dataset yang lebih representatif.

Selain itu, penggunaan learning rate 0,1 memberikan stabilitas dan efektivitas yang konsisten dalam proses pembelajaran, mendukung model dalam mencapai akurasi yang tinggi dan konsisten. Epoch yang tepat juga memainkan peran penting dalam meningkatkan kinerja model, karena membantu model untuk mengoptimalkan pembelajaran dan generalisasi pola dari data yang diberikan. Dengan demikian, Model B dengan pembagian data 90:10, learning rate 0,1, dan pengaturan epoch yang tepat menonjol sebagai pilihan terbaik dalam mengklasifikasikan status gizi ibu hamil secara akurat dan konsisten.

N. Analisis Hasil Uji Coba Berdasarkan Penggunaan Learning Rate

Penelitian ini menggunakan dua jenis learning rate, yaitu 0.1 dan 0.2. Hasil uji coba menunjukkan bahwa penggunaan learning rate 0.1 memberikan akurasi tertinggi sebesar 88%, menunjukkan preferensi terhadap learning rate yang lebih rendah dalam model ini. Learning rate yang lebih rendah cenderung memberikan stabilitas pembelajaran yang lebih baik dengan kemungkinan yang lebih tinggi untuk mencapai minimum global secara efektif dan menghindari overfitting. Penelitian ini menunjukkan pentingnya tuning hyperparameter, terutama dalam memilih learning rate yang tepat untuk optimalisasi performa model neural network.

O. Analisis Hasil Uji Coba Berdasarkan Penggunaan Epoch

Grafik pengujian model A, B, dan C menunjukkan variasi akurasi berdasarkan kombinasi Epoch dan Learning Rate untuk klasifikasi gizi ibu hamil dengan model ANN. Epoch rendah (500) sering tidak cukup melatih model untuk mengenali pola yang mendalam, tetapi menghindari overfitting, seperti terlihat pada

Model C dengan akurasi 87%. Epoch sedang (1000) mencapai keseimbangan yang lebih baik, seperti pada Model B yang mencapai 88%. Epoch tinggi (1500) memberikan pelatihan lebih mendetail namun meningkatkan risiko overfitting, seperti pada Model A yang mencapai 88% dengan Learning Rate 0,1. Overfitting terjadi karena model terlalu cocok dengan data pelatihan, sedangkan underfitting terjadi jika model tidak cukup dilatih. Kombinasi optimal Epoch dan Learning Rate penting untuk kinerja terbaik, dengan Epoch 1500 dan Learning Rate 0,1 atau Epoch 1000 dan Learning Rate 0,2 sering menunjukkan hasil optimal.

4.3 Integrasi Penelitian

Penelitian ini dirancang untuk melakukan implementasi salah satu teknik data mining yaitu klasifikasi sebagaimana dijelaskan dalam Al-Quran Surah An-Nahl ayat 13:

وَمَا ذَرَأَا لَكُمْ فِي الْأَرْضِ مُخْتَلِفًا أَلْوَانُهُ ۖ إِنَّ فِي ذَٰلِكَ لَآيَةً لِّقَوْمٍ يَذَّكَّرُونَ (١٣)

“dan Dia (menundukkan pula) apa yang Dia ciptakan untukmu di bumi ini dengan berlain-lainan macamnya. Sesungguhnya pada yang demikian itu benar benar terdapat tanda (kekuasaan Allah) bagi kaum yang mengambil pelajaran.” (QS. An-Nahl:13)

Menurut tafsir Ibnu Katsir, firman Allah *Subhanahu wa Ta'ala* “ Dan Dia (menundukkan pula) apa yang Dia ciptakan untukmu di bumi ini dengan berlainlainan macamnya.” Ketika Allah *Subhanahu wa Ta'ala* telah mengingatkan atas tanda-tanda yang ada di langit, Dia mengingatkan atas apa yang Dia ciptakan di bumi, berupa benda-benda yang menakjubkan dan berbagai macam sesuatu, di antaranya binatang-binatang, benda-benda tambang, tumbuh-tumbuhan dan benda

benda mati, dengan berbagai macam warna dan bentuknya termasuk kegunaan dan keistimewaannya. *“Sesungguhnya pada yang demikian itu benar-benar terdapat tanda (kekuasaan Allah) bagi kaum yang mengambil pelajaran.”* Maksudnya, yaitu anugerah dan nikmat Allah *Subhanahu wa Ta’ala*, maka mereka mensyukurinya (E.M & Mu’thi, 2003).

Dapat diartikan pula tafsir ini menjelaskan yang mencakup berbagai ciptaan menakjubkan di bumi, seperti binatang-binatang beragam jenis, benda tambang seperti logam dan mineral, tumbuh-tumbuhan dengan manfaat dan keindahan, serta benda mati yang memiliki fungsi dan keistimewaannya. Semua ciptaan ini memiliki warna, bentuk, dan kegunaan berbeda-beda, menunjukkan kekuasaan dan kebesaran Allah *Subhanahu wa Ta’ala*. Ciptaan-ciptaan ini adalah tanda nyata bagi yang mau mengambil pelajaran, mengingatkan manusia akan nikmat Allah dan mendorong mereka untuk bersyukur. Tafsir ini mengajak manusia merenungkan keanekaragaman dan keindahan ciptaan Allah *Subhanahu wa Ta’ala*, mengenali kebesaran-Nya, dan bersyukur atas segala nikmat-Nya.

Pada penelitian ini diharapkan para ibu hamil dapat memenuhi kebutuhan gizinya secara penuh. Ibu hamil harus memberikan makanan yang sehat bergizi untuk janinnya sebagaimana bentuk rasa syukur dan ketaqwaan manusia kepada Allah *Subhanahu wa Ta’ala* dimana dijelaskan dalam ayat al-qur’an pada surat An-Nahl ayat 114 yang berbunyi:

فَكُلُوا مِمَّا رَزَقَكُمُ اللَّهُ حَلَالًا طَيِّبًا وَاشْكُرُوا نِعْمَتَ اللَّهِ إِنَّ كُنتُمْ إِيَّاهُ تَعْبُدُونَ (١١٤)

“Maka makanlah yang halal lagi baik dari rezeki yang telah diberikan Allah kepadamu; dan syukurilah nikmat Allah, jika kamu hanya menyembah kepada-Nya.” (Qs. An-Nahl: 114).

Menurut tafsir Ibnu Katsir, Allah *Ta'ala* berfirman seraya memerintahkan hamba-hamba-Nya yang beriman untuk memakan rizki yang halal lagi baik yang telah diberikan-Nya, serta mensyukurinya. Sesungguhnya Dialah yang memberikan dan mengaruniakan nikmat yang hanya Dia yang berhak mendapatkan penghambaan, yang tiada sekutu bagi-Nya(E.M & Mu'thi, 2003).

Dapat diartikan bahwa Allah *Subhanahu wa Ta'ala* telah memerintahkan manusia untuk mengonsumsi makanan yang halal dan enak yang telah diberikan Allah kepada mereka. Ayat ini juga mengajak untuk bersyukur kepada Allah atas segala nikmat-Nya dengan cara berbicara dan bertindak yang sesuai dengan kepatuhan dan penyembahan kepada-Nya semata. Dengan kata lain, orang-orang beriman diingatkan untuk memilih makanan yang halal dan baik untuk dimakan, serta bersyukur kepada Allah dengan mengungkapkan rasa syukur dalam kata-kata dan perbuatan mereka, sambil tetap mematuhi perintah dan hanya menyembah Allah *Subhanahu wa Ta'ala* semata(Slamet, 2023).

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini mengimplementasikan metode *artificial neural network backpropagation* untuk mengklasifikasi status gizi ibu hamil. Hasilnya menunjukkan bahwa perbandingan data 90:10 memberikan akurasi tertinggi hingga 88%, terutama dengan learning rate 0.1. Pembagian data ini memberikan keseimbangan yang baik antara data pelatihan dan uji, menghindari overfitting atau underfitting yang signifikan.

Evaluasi model menunjukkan bahwa Model A mencapai precision tertinggi 76,90% dengan learning rate 0,1 dan epochs 500, meskipun performanya stabilnya menurun dengan peningkatan epoch dan learning rate. Model C menunjukkan stabilitas yang lebih baik dengan precision 67,10% dalam pengaturan serupa. Untuk recall, Model A dan B mencapai 75%, dengan Model B menunjukkan stabilitas yang lebih konsisten. Dalam F1-Score, Model C mencatatkan nilai tertinggi 70,31%, menunjukkan potensi performa terbaik dengan tuning yang tepat.

Dari nilai evaluasi, precision yang tinggi menunjukkan kemampuan model untuk mengklasifikasikan status gizi ibu hamil dengan akurat, sedangkan recall yang tinggi menandakan kemampuan model dalam mengidentifikasi semua kasus yang relevan. Model B dan Model C menunjukkan variabilitas yang lebih tinggi dalam precision, recall, dan F1-score, menunjukkan bahwa pengaturan hyperparameter perlu disesuaikan dengan hati-hati untuk mencapai konsistensi dalam performa. Perbandingan data 90:10 memberikan keseimbangan yang optimal

antara data pelatihan dan uji, memastikan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Maka dalam penelitian ini menunjukkan pentingnya memilih konfigurasi hyperparameter yang tepat untuk meningkatkan stabilitas dan performa model dalam aplikasi klinis yang lebih akurat dan konsisten.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan, terdapat nilai akurasi yang masih perlu untuk ditingkatkan. Menyadari dengan terdapat kekurangan dari penelitian yang dilakukan, maka penulis menyarankan untuk melanjutkan penelitian dengan rekomendasi:

1. Melakukan peningkatan akurasi agar mencapai hasil yang optimal, dengan mempertimbangkan strategi seperti peningkatan kompleksitas model atau penambahan data latih
2. Melakukan eksplorasi pengaturan hyperparameter lain, penambahan parameter atau atribut guna memperkaya informasi yang dimiliki oleh model, seperti memasukkan data antropometri tambahan atau informasi nutrisi, yang dapat membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan status gizi secara lebih luas dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A., Zikrullah, Z., & Usman, U. (2023). Rancang Bangun Sistem Prediksi Pola Sidik Jari Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3). <https://doi.org/10.23960/Jitet.V11i3.3166>
- Adriati, F., & Chloranyta, S. (2022). Status Gizi Ibu Hamil Berdasarkan Pengukuran Lingkar Lengan Atas (Lila). *Jurnal Kesehatan Panca Bhakti Lampung*, 10(2), 127. <https://doi.org/10.47218/Jkpbl.V10i2.194>
- Al-Amin, H., & Ridho, A. R. (2019). Keilmiahan Ayat-Ayat Penciptaan Manusia (Telaah Penafsiran Tantawi Jawhari Dalam Tafsir Al-Jawahir) Oleh: Hulami Al-Amin & Abdul Rasyid Ridho 1. *El-'Umdah*, 2, 133–170. <https://journal.uinmataram.ac.id/index.php/El-Umdah/article/view/1690>
- Alfarisi, R., Nurmalasari, Y., & Nurmalasari, N. (2019). Status Gizi Ibu Hamil Dapat Menyebabkan Kejadian Stunting Pada Balita. *Jurnal Kebidanan*, 5(3), 271–278.
- Almais, A. T. W., Crysdiyan, C., & Khadijah Fahmi Hayati Holle, A. R. (2022). Smart Assessment Menggunakan Backpropagation Neural Network. *Matrik : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 503–512. <https://doi.org/10.30812/Matrik.V21i3.1382>
- 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>
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Malang. (2019).
- Diana Dewi, D., Qisthi, N., Lestari, S. S. S., & Putri, Z. H. S. (2023). Perbandingan Metode Neural Network Dan Support Vector Machine Dalam Klasifikasi Diagnosa Penyakit Diabetes. In *Cerdika : Jurnal Ilmiah Indonesia* (Vol. 3, Issue 09, Pp. 828–839). <https://doi.org/10.59141/Cerdika.V3i09.662>
- E.M, A. G., & Mu'thi, A. (2003). *Lubaabut Tafsir Min Ibni Katsiir*. Mu-Assah Daar Al-Hilaal Kairo.
- Gárate-Escamila, A. K., Hajjam El Hassani, A., & Andrès, E. (2020). Classification Models For Heart Disease Prediction Using Feature Selection And Pca. *Informatics In Medicine Unlocked*, 19. <https://doi.org/10.1016/J.Imu.2020.100330>
- Herdiana, D. (2018). *Asuhan Kebidanan Komprehensif Pada Ny. R Usia 35 Tahun Dengan Kehamilan Resiko Tinggi Di Bpm Masturoh Amd.Keb Tajinan–Kabupaten Malang*.
- Heryunanto, D., Putri, S., Izzah, R., Ariyani, Y., & Kharin Herbawani, C. (2022).

Gambaran Kondisi Kekurangan Energi Kronis Pada Ibu Hamil Di Indonesia, Faktor Penyebabnya, Serta Dampaknya. *Prepotif: Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 6(2), 1792–1805. <https://doi.org/10.31004/Prepotif.V6i2.4627>

Kamila, A. S. (2022). Tinjauan Naratif Manfaat Prenatal Yoga Pada Ibu Hamil. 2005–2003, 8.5.2017, 787.

Kasmiati, M. K., Dian Purnamasari, S.St., M. K., Ernawati. S.St., M. K., Juwita, M. K., Salina, S.St., M. K., Winda Dwi Puspita, S.St, M. K., Ernawati S.St., M. K., Tri Rikhaniarti, S.St., M. K., Syahriana, S.St., M. K., Asmirati, S.St., M. K., Irmayanti A. Oka, S.St, M. K., & Kartika Sari Makmun, S.St., M. K. (2023). *Asuhan Kehamilan*.

Kementerian Kesehatan RI. (2022).

Kurniawan, P. M., Almais, A. T. W., Hariyadi, M. A., Yaqin, M. A., & Suhartono. (2023). Prediction Of Civil Servant Performance Allowances Using The Neural Network Backpropagation Method. *International Journal On Informatics Visualization*, 7(3), 673–680. <https://doi.org/10.30630/Joiv.7.3.1698>

Lestari, V., Mawengkang, H., & Situmorang, Z. (2023). Artificial Neural Network Backpropagation Method To Predict Tuberculosis Cases. *Sinkron*, 8(1), 35–47. <https://doi.org/10.33395/Sinkron.V8i1.11998>

Maisyarah, C., Haryatmi, E., Fajriatifah, R. Y., & Puspita, Y. H. (2022). Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network. *Jurnal Data Science & Informatika*, 2(1), 46–52. <https://publikasi.bigdatascience.id/index.php/jdsi>

Mousavi, H., Karandish, M., Jamshidnezhad, A., & Hadianfard, A. M. (2022). Determining The Effective Factors In Predicting Diet Adherence Using An Intelligent Model. *Scientific Reports*, 12(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/S41598-022-16680-8>

Nahar, M. H., & Hidayatulloh, M. K. (2021). Diet In Islamic Perspective. *Jurnal Aliflam Journal Of Islamic Studies And Humanities*, 2(2), 206–215. <https://doi.org/10.51700/Aliflam.V2i2.224>

Nur, A. F., Hutasoit, G. A., & White, I. P. F. I. (2020). Pengaruh Kekurangan Energi Kronis (Kek) Dan Emesis Gravidarum Terhadap Anemia Pada Ibu Hamil. 2507(February), 1–9.

Practice, C. On O. (2014). Weight Gain During Pregnancy. *The American College Of Obstetrians Gynecologist*, 20(5), 248–251. <https://doi.org/10.1097/Spv.000000000000113>

Prayitno, F. F. (2019). Hubungan Pendidikan Dan Pengetahuan Gizi Dengan Status Gizi Ibu Hamil Pada Keluarga Dengan Pendapatan Rendah Di Kota Bandar Lampung.

- Purwono, P., Dewi, P., Wibisono, S. K., & Dewa, B. P. (2022). Model Prediksi Otomatis Jenis Penyakit Hipertensi Dengan Pemanfaatan Algoritma Machine Learning Artificial Neural Network. *Insect (Informatics And Security): Jurnal Teknik Informatika*, 7(2), 82–90. <https://doi.org/10.33506/insect.v7i2.1828>
- Rosita, U., & Rusmimpong, R. (2022). Hubungan Paritas Dan Umur Ibu Hamil Dengan Kejadian Kekurangan Energi Kronik Di Desa Simpang Limbur Wilayah Kerja Puskesmas Simpang Limbur. *Nursing Care And Health Technology Journal (Nchat)*, 2(2), 78–86. <https://doi.org/10.56742/nchat.v2i2.41>
- Rufaindah, E., Patemah, & Amalia, W. (2023). Pengaruh Brownies Kelor Terhadap Kadar Hb Ibu Hamil Di Desa Pandanmulyo Kecamatan Tajinan. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 7(2), 8648–8652.
- Sahputra, I., Bustami, B., & Aryani, C. F. (2023). *The Nutritional Classification Of Pregnant Women Using Support Vector Machine (Svm)*. 6(January), 403–413.
- Sastri, N. (2021). Faktor - Faktore Yang Berhubungan Dengan Hipertensi Dalam Kehamilan Pada Ibu Hamil Di Pmb Dewi Anggraini. *Jurnal Masker Medika*, 9.
- Setiawati, D. (2020). (2020). *Fisio-Patologi Kehamilan, Persalinan Dan Kasih Sayang Universal (Bagaimana Proses Setetes Sperma Menjadi Makhluk Hidup Baru ?)* (S. . Dr.Dr.M. Harun Iskandar, Sp, Pd. (Ed.)). Alauddin University Press Makassar.
- Sihombing, P. R. (2020). Perbandingan Metode Artificial Neural Network (Ann) Dan Support Vector Machine (Svm) Untuk Klasifikasi Kinerja Perusahaan Daerah Air Minum (Pdam) Di Indonesia. *Jurnal Ilmu Komputer*, 13(1), 9. <https://doi.org/10.24843/jik.2020.v13.i01.p02>
- Slamet, T. P. (2023). Konsep Berkah Dalam Timbangan Alquran. *Journal Of Engineering Research*.
- Suryani, L., Riski, M., Sari, R. G., & Listiono, H. (2021). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Terjadinya Kekurangan Energi Kronik Pada Ibu Hamil. *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 21(1), 311. <https://doi.org/10.33087/jiubj.v21i1.1117>
- Sutoyo, E., & Fadlurrahman, M. A. (2020). Penerapan Smote Untuk Mengatasi Imbalance Class Dalam Klasifikasi Television Advertisement Performance Rating Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (Jepin)*, 6(3), 379. <https://doi.org/10.26418/jp.v6i3.42896>
- Syafii, I., Ridha, A., Steffiandry, V., & Suryatama, R. Y. (2023). Penyuluhan Skrining Gizi Dasar Secara Mandiri Berbasis Kecerdasan Buatan Machine Learning Pada Siswa Sma. *Aptekmas Jurnal Pengabdian Pada Masyarakat*, 6(2), 172–178.

LAMPIRAN

TABEL HASIL KLASIFIKASI

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT	Status Gizi Aktual	Status Gizi Prediksi	Hasil Klasifikasi
0	21	36	38.0	149	21.0	17.1	Kurus	Kurus	TRUE
1	25	48	50.0	165	23.0	18.4	Kurus	Kurus	TRUE
2	26	38	43.0	152	23.5	18.6	Normal	Kurus	FALSE
3	22	60	67.0	157	28.0	27.2	Gemuk	Gemuk	TRUE
4	23	38	40.0	157	22.0	16.2	Kurus	Kurus	TRUE
5	33	54	61.0	153	24.0	26.1	Gemuk	Gemuk	TRUE
6	25	58	65.0	150	23.5	28.9	Gemuk	Gemuk	TRUE
7	37	46	48.0	162	23.0	18.3	Kurus	Kurus	TRUE
8	19	38	40.0	152	23.0	17.3	Kurus	Kurus	TRUE
9	32	45	50.0	152	24.0	21.6	Normal	Kurus	FALSE
10	26	54	65.0	146	28.0	30.5	Obesitas	Gemuk	FALSE
11	32	57	68.0	149	28.5	30.6	Obesitas	Gemuk	FALSE
12	43	66	77.0	158	28.0	30.8	Obesitas	Gemuk	FALSE
13	28	36	38.0	153	21.0	16.2	Kurus	Kurus	TRUE
14	18	49	54.0	155	25.0	22.6	Normal	Kurus	FALSE
15	20	52	57.0	160	25.0	22.3	Normal	Kurus	FALSE
16	23	74	85.0	145	35.0	40.4	Obesitas	Gemuk	FALSE
17	31	71	82.0	154	35.0	34.6	Obesitas	Gemuk	FALSE
18	29	44	49.0	150	25.5	21.8	Normal	Kurus	FALSE
19	25	41	46.0	156	23.5	18.9	Normal	Kurus	FALSE
20	31	57	68.0	150	27.0	30.2	Obesitas	Gemuk	FALSE
21	27	42	44.0	157	22.0	17.9	Kurus	Kurus	TRUE
22	25	58	65.0	155	28.0	27.1	Gemuk	Gemuk	TRUE
23	21	53	60.0	148	27.0	27.4	Gemuk	Gemuk	TRUE
24	23	50	55.0	153	27.0	23.5	Normal	Kurus	FALSE
25	17	34	36.0	153	19.0	15.4	Kurus	Kurus	TRUE
26	30	40	42.0	153	24.0	18.1	Kurus	Kurus	TRUE

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT	Status Gizi Aktual	Status Gizi Prediksi	Hasil Klasifikasi
27	33	38	43.0	145	23.0	20.5	Normal	Kurus	FALSE
28	18	45	50.0	155	24.0	20.7	Normal	Kurus	FALSE
29	35	50	55.0	152	23.5	23.9	Normal	Kurus	FALSE
30	35	58	65.0	150	30.0	28.9	Gemuk	Gemuk	TRUE
31	28	56	61.0	157	30.0	24.9	Normal	Kurus	FALSE
32	20	33	38.0	143	22.0	18.6	Normal	Kurus	FALSE
33	23	40	45.0	153	21.5	19.2	Normal	Kurus	FALSE
34	22	47	52.0	150	36.0	23.1	Normal	Kurus	FALSE
35	28	46	51.0	149	23.0	23.0	Normal	Kurus	FALSE
36	25	44	49.0	142	25.0	24.3	Normal	Kurus	FALSE
37	27	60	67.0	156	29.0	27.5	Gemuk	Gemuk	TRUE
38	36	55	62.0	148	29.0	28.3	Gemuk	Gemuk	TRUE
39	18	39	41.0	149	22.5	18.5	Kurus	Kurus	TRUE
40	33	39	41.0	154	24.0	17.3	Kurus	Kurus	TRUE
41	28	40	42.0	162	23.0	15.9	Kurus	Kurus	TRUE
42	22	43	45.0	157	23.0	18.3	Kurus	Kurus	TRUE
43	21	37	39.0	152	21.0	16.9	Kurus	Kurus	TRUE
44	25	43	48.0	153	22.0	20.5	Normal	Kurus	FALSE
45	17	41	46.0	153	24.0	19.7	Normal	Kurus	FALSE
46	31	46	57.0	25	161.0	912.0	Obesitas	Gemuk	FALSE
47	21	43	45.0	157	23.0	18.3	Kurus	Kurus	TRUE
48	31	64	71.0	160	31.0	27.9	Gemuk	Gemuk	TRUE
49	23	57	64.0	151	26.0	28.1	Gemuk	Gemuk	TRUE
50	21	41	46.0	140	24.0	23.5	Normal	Kurus	FALSE
51	24	53	58.0	154	28.0	24.5	Normal	Kurus	FALSE
52	22	62	69.0	159	29.5	27.3	Gemuk	Gemuk	TRUE
53	29	47	52.0	157	30.0	21.1	Normal	Kurus	FALSE
54	26	38	40.0	151	23.0	17.5	Kurus	Kurus	TRUE
55	24	44	49.0	155	23.0	20.4	Normal	Kurus	FALSE
56	25	50	55.0	153	27.0	23.5	Normal	Kurus	FALSE
57	20	36	41.0	145	22.0	19.5	Normal	Kurus	FALSE

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT	Status Gizi Aktual	Status Gizi Prediksi	Hasil Klasifikasi
58	28	59	66.0	154	31.0	27.8	Gemuk	Gemuk	TRUE
59	30	62	67.0	169	27.0	23.6	Normal	Kurus	FALSE
60	28	49	54.0	148	27.0	24.8	Normal	Kurus	FALSE
61	40	49	54.0	154	28.0	22.9	Normal	Kurus	FALSE
62	24	57	64.0	152	28.0	27.7	Gemuk	Gemuk	TRUE
63	23	36	41.0	148	24.0	18.7	Normal	Kurus	FALSE
64	19	53	60.0	146	27.0	28.1	Gemuk	Gemuk	TRUE
65	22	40	45.0	152	22.0	19.5	Normal	Kurus	FALSE
66	18	54	65.0	147	30.0	30.3	Obesitas	Gemuk	FALSE
67	25	53	58.0	154	27.0	24.6	Normal	Kurus	FALSE
68	30	51	58.0	145	29.0	27.8	Gemuk	Gemuk	TRUE
69	29	51	58.0	147	26.0	27.0	Gemuk	Gemuk	TRUE
70	27	69	80.0	157	34.0	32.5	Obesitas	Gemuk	FALSE
71	24	49	54.0	157	23.5	21.9	Normal	Kurus	FALSE
72	29	60	71.0	153	28.5	30.5	Obesitas	Gemuk	FALSE
73	23	45	50.0	153	24.5	21.5	Normal	Kurus	FALSE
74	29	50	55.0	154	26.5	23.3	Normal	Kurus	FALSE
75	36	53	60.0	144	29.0	28.9	Gemuk	Gemuk	TRUE
76	33	35	37.0	153	22.0	15.9	Kurus	Kurus	TRUE
77	21	49	54.0	159	30.0	21.4	Normal	Kurus	FALSE
78	21	43	45.0	162	21.0	17.1	Kurus	Kurus	TRUE
79	21	51	56.0	150	26.0	24.9	Normal	Kurus	FALSE
80	33	64	71.0	157	30.0	28.8	Gemuk	Gemuk	TRUE
81	18	50	55.0	158	24.0	22.0	Normal	Kurus	FALSE
82	30	43	48.0	145	26.0	22.8	Normal	Kurus	FALSE
83	31	51	58.0	143	29.0	28.4	Gemuk	Gemuk	TRUE
84	32	64	75.0	158	31.0	30.0	Obesitas	Gemuk	FALSE
85	40	63	70.0	156	32.0	28.8	Gemuk	Gemuk	TRUE
86	22	42	47.0	144	24.0	22.8	Normal	Kurus	FALSE
87	25	58	65.0	149	31.0	29.3	Gemuk	Gemuk	TRUE
88	25	48	53.0	158	25.0	21.2	Normal	Kurus	FALSE

No	Usia	Berat Badan Awal	Berat Badan Saat ini	Tinggi Badan (cm)	Lila	IMT	Status Gizi Aktual	Status Gizi Prediksi	Hasil Klasifikasi
89	20	61	68.0	157	29.0	27.6	Gemuk	Gemuk	TRUE
90	27	54	61.0	150	27.0	27.1	Gemuk	Gemuk	TRUE
91	34	55	62.0	150	27.0	27.6	Gemuk	Gemuk	TRUE
92	36	65	76.0	155	31.0	31.6	Obesitas	Gemuk	FALSE
93	24	49	54.0	165	25.0	19.8	Normal	Kurus	FALSE
94	18	40	45.0	148	22.0	20.5	Normal	Kurus	FALSE
95	33	45	50.0	147	23.5	23.1	Normal	Kurus	FALSE
96	23	45	47.0	161	23.0	18.1	Kurus	Kurus	TRUE
97	33	60	67.0	153	32.0	28.6	Gemuk	Gemuk	TRUE
98	20	38	43.0	142	25.0	21.3	Normal	Kurus	FALSE
99	22	40	45.0	154	30.5	19.0	Normal	Kurus	FALSE
100	39	40	45.0	142	27.0	22.5	Normal	Kurus	FALSE
101	25	47	49.0	165	23.0	18.0	Kurus	Kurus	TRUE
102	19	40	45.0	143	24.0	22.0	Normal	Kurus	FALSE