

**PREDIKSI *URBAN HEAT ISLAND* MENGGUNAKAN METODE  
*ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA MODIS  
DAN SENTINEL DI KOTA MALANG**

**SKRIPSI**

**Oleh :  
DEWANA FIRMAN ABDUL MU'IZZ  
NIM.19650082**



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

**PREDIKSI *URBAN HEAT ISLAND* MENGGUNAKAN METODE  
*ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA MODIS  
DAN SENTINEL DI KOTA MALANG**

**SKRIPSI**

**Oleh :  
DEWANA FIRMAN ABDUL MU'IZZ  
NIM.19650082**

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

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

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**PREDIKSI URBAN HEAT ISLAND MENGGUNAKAN METODE  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BERDASARKAN DATA MODIS  
DAN SENTINEL DI KOTA MALANG**

**SKRIPSI**

**Oleh:  
DEWANA FIRMAN ABDUL MU'IZZ  
NIM.19650082**

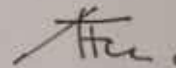
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal: 21 Desember 2023

Pembimbing I



Dr. Yunifa Miftachul Arif, M.T  
NIP. 19830616 201101 1 004


Pembimbing II



Fatchurrochman, M.Kom  
NIP. 19700731 200501 1 002

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



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

**HALAMAN PENGESAHAN**

**PREDIKSI URBAN HEAT ISLAND MENGGUNAKAN METODE  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BERDASARKAN DATA MODIS  
DAN SENTINEL DI KOTA MALANG**

**SKRIPSI**

**Oleh:**  
**DEWANA FIRMAN ABDUL MU'IZZ**  
**NIM.19650082**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
Dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)  
Tanggal: 21 Desember 2023

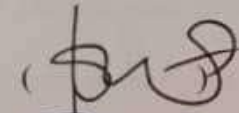
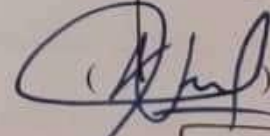

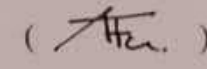
**Susunan Dewan Penguji**

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

Anggota Penguji I : Dr. Fresy Nugroho, M.T  
NIP. 19710722 201101 1 001

Anggota Penguji II : Dr. Yunifa Miftachul Arif, M.T  
NIP. 19830616 201101 1 004

Anggota Penguji III : Fatchurrohman, M.Kom  
NIP. 19700731 200501 1 002

()  
()  
()  
()

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



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

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dewana Firman Abdul Mu'izz  
NIM : 19650082  
Fakultas/Program Studi : Sains dan Teknologi/Teknik Informatika  
Judul Skripsi : Prediksi *Urban Heat Island* Menggunakan Metode  
*Artificial Neural Network* Berdasarkan Data  
MODIS Dan Sentinel Di Kota Malang

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan 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 ditemukan atau dapat dibuktikan Skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 21 Desember 2023  
Yang membuat pernyataan,



10000  
METERAL  
TEMPER  
LECDAX794115706

Dewana Firman Abdul Mu'izz  
NIM. 19650082

## HALAMAN MOTTO

*“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”  
Q.S Al Baqarah: 286*

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

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

Skripsi ini saya persembahkan untuk kedua orang tua saya, Ayah Eluh Wardhani Prahara dan Ibu Asiyah Siti Nur Jamil, Keluarga, Seluruh Dosen, Sahabat, Teman-teman seperjuangan, Serta seluruh orang yang pernah terlibat dan membantu saya baik secara langsung maupun secara tidak langsung.

**Terima kasih**

## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr Wb

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

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



6. Ibu Asiyah Siti Nur Jamil dan ayah Eluh Wardhani Prahara yang telah memberikan banyak dukungan baik secara materiil maupun moral, motivasi, dan doa selama proses belajar hingga pengerjaan skripsi ini.
7. Kepada kaka saya Galuh Ashar Kusuma Dewanti yang telah memberikan dukungan dan mendoakan kesuksesan saya dalam mengerjakan skripsi.
8. Kepada adik saya Eldha Dewangga Umar Rofiq yang telah mendoakan kesuksesan saya dalam mengerjakan skripsi.
9. Seluruh dosen, staff, dan admin program studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang berharga
10. Kepada Himnia Putri Cittanisi selaku kekasih yang memberikan dukungan dan mendoakan kesuksesan saya dalam mengerjakan skripsi.
11. Sahabat dan teman-temanku yang telah banyak membantu dan memberikan dukungan maupun informasi terkait pengerjaan skripsi ini.
12. Serta semua pihak yang pernah membantu dalam proses penulisan skripsi ini, baik secara langsung maupun tidak langsung yang tidak bisa disebutkan satu per satu.
13. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap agar skripsi ini dapat bermanfaat bagi siapa pun yang membaca skripsi ini dan terutama penulis sendiri.

Malang, 21 Desember 2023



Penulis

## DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN .....	iii
HALAMAN PENGESAHAN .....	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN .....	v
HALAMAN MOTTO .....	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN .....	vii
KATA PENGANTAR .....	viii
DAFTAR ISI .....	x
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR TABEL .....	xiv
ABSTRAK .....	xv
ABSTRACT .....	xvi
الملخص .....	xvii
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
... وَلَا تُفْسِدُوا فِي الْأَرْضِ بَعْدَ إِصْلَاحِهَا وَادْعُوهُ خَوْفًا وَطَمَعًا إِنَّ رَحْمَتَ اللَّهِ قَرِيبٌ مِّنَ الْمُحْسِنِينَ	1
1.2 Pernyataan Masalah .....	4
1.3 Tujuan Penelitian .....	5
1.4 Manfaat Penelitian .....	5
1.5 Batasan Masalah .....	5
1.6 Sistematika Penulisan .....	5
<b>BAB II STUDI PUSTAKA .....</b>	<b>7</b>
2.1 Penelitian Terkait .....	7
2.2 <i>Urban Heat Island</i> .....	11
2.3 Citra Digital .....	12
2.3.1 Citra <i>Google Earth Engine</i> .....	13
2.4 Land Surface Temperature .....	14
2.5 <i>Artificial Neural Network</i> .....	14
2.6 Fungsi Aktivasi .....	16
2.6.1 <i>Binary Step Function</i> .....	17
2.6.2 <i>Linear Function</i> .....	18
2.6.3.1 Sigmoid .....	20
2.6.3.2 ReLu .....	20
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>22</b>
3.1 Lokasi Penelitian .....	22
3.2 Alat dan Bahan Penelitian .....	22
3.3 Alur Sistem Penelitian .....	23
3.3.1 Pengumpulan Data .....	24
3.3.4.1 Citra LST Sentinel 2 .....	25
3.3.4.2 Citra LST MODIS .....	26
3.3.4.3 Variabel Pendorong .....	27
3.3.4.4 Menentukan Nilai UHI .....	27
3.3.2 <i>Input Data</i> .....	28
3.3.3 Data Visualisasi .....	29

3.3.4 Pemrosesan Data .....	32
3.3.4.1 Korelasi Antar Data .....	32
3.3.4.2 Normalisasi Data .....	35
3.3.4.3 Deteksi <i>Outlier</i> .....	36
3.3.4.4 Pembagian Data .....	37
3.3.5 Pelatihan Data dengan Model ANN .....	38
3.3.5.1 Satelit MODIS .....	40
3.3.5.2 Satelit BMKG .....	44
3.3.5.3 Satelit Sentinel .....	48
3.3.5.4 Satelit Sentinel Tiap Kecamatan .....	52
3.3.6 Pengujian Akurasi .....	57
<b>BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>59</b>
4.1 Uji Coba .....	59
4.1.1 Satelit MODIS .....	59
4.1.1.1 Skenario 1 .....	59
4.1.1.2 Skenario 2 .....	61
4.1.1.3 Skenario 3 .....	63
4.1.1.4 Skenario 4 .....	65
4.1.2 Satelit BMKG .....	67
4.1.2.1 Skenario 1 .....	67
4.1.2.2 Skenario 2 .....	69
4.1.2.3 Skenario 3 .....	71
4.1.2.4 Skenario 4 .....	73
4.1.3 Satelit Sentinel .....	75
4.1.3.1 Skenario 1 .....	75
4.1.3.2 Skenario 2 .....	77
4.1.3.3 Skenario 3 .....	79
4.1.3.4 Skenario 4 .....	81
4.1.4 Satelit Sentinel Tiap Kecamatan .....	83
4.1.4.1 Skenario 1 .....	83
4.1.4.2 Skenario 2 .....	86
4.1.4.3 Skenario 3 .....	90
4.1.4.4 Skenario 4 .....	93
4.3 Integrasi Islam .....	99
<b>BAB V PENUTUP .....</b>	<b>101</b>
5.1 Kesimpulan .....	101
5.2 Saran .....	101
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>.....</b>

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Struktur NN (Sumber: M B Herlambang, 2019).....	15
Gambar 2.2	Komunikasi neuron (Sumber: Nurmila, N, 2010).....	16
Gambar 2.1	Binary step function (Sumber: Pragati Baheti, 2023).....	18
Gambar 2.2	<i>Linear function</i> (Sumber: Pragati Baheti, 2023).....	19
Gambar 2.3	Fungsi aktivasi sigmoid.....	20
Gambar 2.4	Fungsi aktivasi ReLU.....	21
Gambar 3.1	Alur sistem penelitian.....	23
Gambar 3.2	Alur sistem pengumpulan data.....	25
Gambar 3.3	Grafik UHI MODIS, Sentinel dan BMKG.....	30
Gambar 3.4	Grafik UHI Sentinel pada setiap Kecamatan.....	31
Gambar 3.5	(a) Korelasi data dengan satelit BMKG, (b) Korelasi data dengan satelit MODIS, (c) Korelasi data dengan satelit Sentinel, (d) Korelasi data pada Kecamatan Blimbing, (e) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Sukun, (f) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Lowokwaru, (g) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Klojen, (h) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Kedungkandang.....	34
Gambar 3.6	Data tidak terdistribusi normal.....	36
Gambar 3.7	<i>Outlier</i> .....	37
Gambar 3.8	Perbandingan akurasi antar <i>hidden layer</i> .....	38
Gambar 3.9	Arsitektur skenario pertama satelit MODIS.....	40
Gambar 3.10	Arsitektur skenario ke-dua satelit MODIS.....	41
Gambar 3.11	Arsitektur skenario ke-tiga satelit MODIS.....	42
Gambar 3.12	Arsitektur skenario ke-empat satelit MODIS.....	43
Gambar 3.13	Arsitektur skenario pertama satelit BMKG.....	44
Gambar 3.14	Arsitektur skenario ke-dua satelit BMKG.....	45
Gambar 3.15	Arsitektur skenario ke-tiga satelit BMKG.....	46
Gambar 3.16	Arsitektur skenario ke-empat satelit BMKG.....	47
Gambar 3.17	Arsitektur skenario pertama satelit Sentinel.....	48
Gambar 3.18	Arsitektur skenario ke-dua satelit Sentinel.....	49
Gambar 3.19	Arsitektur skenario ke-tiga satelit Sentinel.....	50
Gambar 3.20	Arsitektur skenario ke-empat satelit Sentinel.....	51
Gambar 3.21	Arsitektur skenario pertama tiap kecamatan.....	53
Gambar 3.22	Arsitektur skenario ke-dua tiap kecamatan.....	54
Gambar 3.23	Arsitektur skenario ke-tiga tiap kecamatan.....	55
Gambar 3.24	Arsitektur skenario ke-empat tiap kecamatan tiap kecamatan.....	56
Gambar 4.1	<i>Outlier</i> .....	59
Gambar 4.2	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan.....	60
Gambar 4.3	Perhitungan nilai akurasi model.....	61
Gambar 4.4	<i>Outlier</i> .....	61
Gambar 4.5	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan.....	62

Gambar 4.6	Perhitungan nilai akurasi model .....	63
Gambar 4.7	<i>Outlier</i> .....	63
Gambar 4.8	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	64
Gambar 4.9	Perhitungan nilai akurasi model .....	65
Gambar 4.10	<i>Outlier</i> .....	65
Gambar 4.11	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	66
Gambar 4.12	Perhitungan nilai akurasi model .....	67
Gambar 4.13	<i>Outlier</i> .....	67
Gambar 4.14	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	68
Gambar 4.15	Perhitungan nilai akurasi model .....	69
Gambar 4.16	<i>Outlier</i> .....	69
Gambar 4.17	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	70
Gambar 4.18	Perhitungan nilai akurasi model .....	71
Gambar 4.19	<i>Outlier</i> .....	71
Gambar 4.20	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	72
Gambar 4.21	Perhitungan nilai akurasi model .....	73
Gambar 4.22	<i>Outlier</i> .....	73
Gambar 4.23	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	74
Gambar 4.24	Perhitungan nilai akurasi model .....	75
Gambar 4.25	<i>Outlier</i> .....	75
Gambar 4.26	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	76
Gambar 4.27	Perhitungan nilai akurasi model .....	77
Gambar 4.28	<i>Outlier</i> .....	77
Gambar 4.29	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	78
Gambar 4.30	Perhitungan nilai akurasi model .....	79
Gambar 4.31	<i>Outlier</i> .....	79
Gambar 4.32	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	80
Gambar 4.33	Perhitungan nilai akurasi model .....	81
Gambar 4.34	<i>Outlier</i> .....	81
Gambar 4.35	(a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan .....	82
Gambar 4.36	Perhitungan nilai akurasi model .....	83
Gambar 4.37	<i>Outlier</i> .....	83
Gambar 4.38	(a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec.	

	Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang .....	85
Gambar 4.39	Nilai akurasi model .....	86
Gambar 4.40	<i>Outlier</i> .....	87
Gambar 4.41	(a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang .....	89
Gambar 4.42	Nilai akurasi model .....	90
Gambar 4.43	<i>Outlier</i> .....	90
Gambar 4.44	(a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang .....	92
Gambar 4.45	Nilai akurasi model .....	93
Gambar 4.46	<i>Outlier</i> .....	94
Gambar 4.47	(a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang .....	96
Gambar 4.48	Nilai akurasi model .....	97

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian terkait .....	9
Tabel 3.1 Dataset .....	28
Tabel 3.2 Skenario percobaan .....	39
Tabel 3.3 Parameter model pertama .....	40
Tabel 3.4 Parameter model kedua .....	41
Tabel 3.5 Parameter model ketiga .....	42
Tabel 3.6 Parameter model keempat .....	43
Tabel 3.7 Parameter model pertama .....	45
Tabel 3.8 Parameter model kedua .....	46
Tabel 3.9 Parameter model ketiga .....	47
Tabel 3.10 Parameter model keempat .....	48
Tabel 3.11 Parameter model pertama .....	49
Tabel 3.12 Parameter model kedua .....	50
Tabel 3.13 Parameter model ketiga .....	51
Tabel 3.14 Parameter model keempat .....	52
Tabel 3.15 Parameter model pertama .....	53
Tabel 3.16 Parameter model kedua .....	54
Tabel 3.17 Parameter model ketiga .....	55
Tabel 3.18 Parameter model keempat .....	56
Tabel 4.1 Parameter skenario 1 satelit MODIS .....	60
Tabel 4.2 Parameter skenario 2 satelit MODIS .....	62
Tabel 4.3 Parameter skenario 3 satelit MODIS .....	64
Tabel 4.4 Parameter skenario 4 satelit MODIS .....	66
Tabel 4.5 Parameter skenario 1 satelit BMKG .....	68
Tabel 4.6 Parameter skenario 2 satelit BMKG .....	70
Tabel 4.7 Parameter skenario 3 satelit BMKG .....	72
Tabel 4.8 Parameter skenario 4 satelit BMKG .....	74
Tabel 4.9 Parameter skenario 1 satelit Sentinel .....	76
Tabel 4.10 Parameter skenario 2 satelit Sentinel .....	78
Tabel 4.11 Parameter skenario 3 satelit Sentinel .....	80
Tabel 4.12 Parameter skenario 4 satelit Sentinel .....	82
Tabel 4.13 Parameter skenario 1 satelit Sentinel tiap kecamatan .....	84
Tabel 4.14 Parameter skenario 2 satelit Sentinel tiap kecamatan .....	87
Tabel 4.15 Parameter skenario 3 satelit Sentinel tiap kecamatan .....	91
Tabel 4.16 Parameter skenario 4 satelit Sentinel tiap kecamatan .....	94
Tabel 4.17 Perbandingan hasil .....	97
Tabel 4.18 Hasil nilai akurasi modeling .....	98
Tabel 4.19 Komparasi data prediksi dan data aktual .....	98

## ABSTRAK

Mu'izz, Dewana Firman Abdul, 2023. **PREDIKSI URBAN HEAT ISLAND MENGGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BERDASARKAN DATA MODIS DAN SENTINEL DI KOTA MALANG.** Skripsi. Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing (I) Dr. Yunifa Miftachul Arif, M.T, (II) Fatchurrochman, M.Kom.

Kata Kunci : *Artificial Neural Network, Urban Heat Island, MODIS, Sentinel, BMKG.*

Berdasarkan Peraturan Daerah Kota Malang Nomor 4 Tahun 2011 Tentang Rencana Tata Ruang Wilayah Kota Malang Tahun 2010-2030, pengembangan kawasan Kota Malang difokuskan kearah pembangunan infrastruktur seperti perumahan, perdagangan dan jasa, perkantoran, kompleks industri dan pergudangan, pariwisata, ruang evakuasi bencana, ruang kegiatan sektor informal, dan kawasan pelayanan. Hal itu dapat membuat terjadinya perubahan keadaan lahan akibat pembangunan yang akan menimbulkan fenomena *Urban Heat Island* yang artinya suhu di daerah *urban* dengan daerah *rural* berbeda. Salah satu cara untuk mengurangi kenaikan angka *Urban Heat Island* adalah dengan membuat kebijakan berdasarkan hasil prediksi terhadap angka UHI. Hasil prediksi yang akurat tentunya dapat memberikan gambaran yang lebih baik tentang hal yang diprediksi. Data panas untuk menghitung nilai UHI bervariasi, mulai dari satelit BMKG, MODIS, hingga Sentinel. Algoritma *Artificial Neural Network* terkenal akan kemampuannya dalam beradaptasi dengan pola-pola yang kompleks dan dapat digunakan pada berbagai jenis data yang berbeda. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan performa berbagai model yang digunakan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* dalam melakukan prediksi angka UHI di Kota Malang untuk dapat membantu pemerintah dalam melakukan perencanaan pembangunan agar tetap mengindahkan lahan vegetasi hijau. Pada penelitian ini, dilakukan pengujian dengan menggunakan variabel utama dan variabel pendukung. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model terbaik untuk memprediksi angka UHI di Kota Malang adalah pada model pertama dengan konfigurasi 1 *hidden layer*, 200 *epoch*, 22 *neuron* senilai 64%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi pada model penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi yang cukup dalam proses pengujian menggunakan algoritma *Artificial Neural Network*.



## ABSTRACT

Mu'izz, Dewana Firman Abdul, 2023. **URBAN HEAT ISLAND PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD BASED ON MODIS AND SENTINEL DATA IN MALANG CITY.** Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology. Maulana Malik Ibrahim University Malang. Supervisor (I) Dr. Yunifa Miftachul Arif, M.T, (II) Fatchurrochman, M.Kom.

Keywords : Artificial Neural Network, Urban Heat Island, MODIS, Sentinel, BMKG.

Based on Malang City Regional Regulation Number 4 of 2011 concerning Malang City Regional Spatial Planning for 2010-2030, the development of the Malang City area is focused on infrastructure development such as housing, trade and services, offices, industrial complexes and warehousing, tourism, disaster evacuation space, space informal sector activities, and service areas. This can cause changes in land conditions due to development which will give rise to the Urban Heat Island phenomenon, which means that temperatures in urban areas and rural areas are different. One way to reduce the increase in Urban Heat Island numbers is to create policies based on predictions of UHI numbers. Accurate prediction results can certainly provide a better picture of what is being predicted. Heat data for calculating UHI values varies, starting from the BMKG satellite, MODIS, to Sentinel. Artificial Neural Network algorithms are known for their ability to adapt to complex patterns and can be used on a variety of different types of data. The aim of this research is to compare the performance of various models used using the Artificial Neural Network algorithm in predicting UHI numbers in Malang City to be able to assist the government in carrying out development planning so that it continues to respect green vegetation land. In this research, testing was carried out using main variables and supporting variables. The test results show that the best model for predicting UHI numbers in Malang City is the first model with a configuration of 1 hidden layer, 200 epochs, 22 neurons worth 64%. So it can be concluded that the level of accuracy in this research model shows a sufficient level of accuracy in the testing process using the Artificial Neural Network algorithm.

## الملخص

معز، ديوانا فيرمان عبد، 2023 التنبؤ بالجزر الحرارية الحضرية باستخدام طريقة الشبكة العصبية الاصطناعية القائمة على التعديلات والبيانات الحارسة في مدينة مالانج. أطروحة. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا. جامعة مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرف) أنا (د. يونيفة مفتاح عارف، م.ت، (II)فاتشوروخمان، م.كوم.

الكلمات المفتاحية: الشبكة العصبية الاصطناعية، الجزيرة الحرارية الحضرية، MODIS،  
BMKG، Sentinel

بناءً على اللائحة الإقليمية لمدينة مالانج رقم 4 لعام 2011 بشأن التخطيط المكاني الإقليمي لمدينة مالانج للفترة 2010-2030، يركز تطوير منطقة مدينة مالانج على تطوير البنية التحتية مثل الإسكان والتجارة والخدمات والمكاتب والمجمعات الصناعية والتخزين والسياحة مساحة الإخلاء في حالات الكوارث، وأنشطة القطاع غير الرسمي الفضائية، ومناطق الخدمة. وهذا يمكن أن يسبب تغيرات في ظروف الأرض بسبب التنمية مما سيؤدي إلى ظهور ظاهرة جزيرة الحرارة الحضرية، مما يعني اختلاف درجات الحرارة في المناطق الحضرية والمناطق الريفية. تتمثل إحدى طرق تقليل الزيادة في أرقام الجزر الحرارية الحضرية في إنشاء سياسات تعتمد على التنبؤات بأرقام UHI. من المؤكد أن نتائج التنبؤ الدقيقة يمكن أن توفر صورة أفضل لما يتم التنبؤ به. تختلف البيانات الحرارية لحساب قيم UHI، بدءاً من القمر الصناعي BMKG، MODIS، إلى Sentinel تُعرف خوارزميات الشبكة العصبية الاصطناعية بقدرتها على التكيف مع الأنماط المعقدة ويمكن استخدامها في مجموعة متنوعة من أنواع البيانات المختلفة. الهدف من هذا البحث هو مقارنة أداء النماذج المختلفة المستخدمة باستخدام خوارزمية الشبكة العصبية الاصطناعية في التنبؤ بأرقام UHI في مدينة مالانج لتكون قادرة على مساعدة الحكومة في تنفيذ تخطيط التنمية بحيث تستمر في احترام الأراضي النباتية الخضراء. وفي هذا البحث تم إجراء الاختبار باستخدام المتغيرات الرئيسية والمتغيرات الداعمة. تظهر نتائج الاختبار أن أفضل نموذج للتنبؤ بأرقام UHI في مدينة مالانج هو النموذج الأول بتكوين طبقة مخفية واحدة و 200-حقة و 22-خلية عصبية بقيمة 64% لذلك يمكن الاستنتاج أن مستوى الدقة في هذا النموذج البحثي يظهر مستوى كافٍ من الدقة في عملية الاختبار باستخدام خوارزمية الشبكة العصبية الاصطناعية.

# **BAB I PENDAHULUAN**

## **1.1 Latar Belakang**

Saat ini, dinamika suhu global cenderung meningkat karena pengurangan tutupan lahan (deforestasi), industrialisasi, pembangunan perkotaan, serta peningkatan konsumsi bahan bakar untuk transportasi dan kebutuhan domestik (Dede M dkk , 2021). Berdasarkan Peraturan Daerah Kota Malang Nomor 4 Tahun 2011 Tentang Rencana Tata Ruang Wilayah Kota Malang Tahun 2010-2030, pengembangan kawasan Kota Malang difokuskan kearah pembangunan infrastruktur seperti perumahan, perdagangan dan jasa, perkantoran, kompleks industri dan pergudangan, pariwisata, ruang evakuasi bencana, ruang kegiatan sektor informal, dan kawasan pelayanan. Poin-poin dalam rencana pengembangan kawasan tersebut tidak memiliki poin mengenai pemeliharaan kawasan terbuka hijau. Hal tersebut dapat dapat menjadi faktor meningkatnya suhu permukaan. Kepadatan penduduk juga dapat menjadi salah satu faktor meningkatnya suhu di Kota Malang. Berkurangnya lahan hijau dan vegetasi alam mengakibatkan meningkatnya daya serap panas di lingkungan tersebut. Fenomena tersebut dikenal dengan istilah *Urban Heat Island* (UHI). Kegiatan pembangunan harus menjaga ketersediaan lahan vegetasi hijau supaya dapat menjaga kondisi alam tetap seimbang. Seperti dalam Firman Allah SWT dalam Q.S Al-A'raf ayat 56:

وَلَا تُفْسِدُوا فِي الْأَرْضِ بَعْدَ إِصْلَاحِهَا وَادْعُوهُ خَوْفًا وَطَمَعًا إِنَّ رَحْمَتَ اللَّهِ قَرِيبٌ مِّنَ الْمُحْسِنِينَ

*“Dan janganlah kamu membuat kerusakan di muka bumi, sesudah (Allah) memperbaikinya dan berdoalah kepada-Nya dengan rasa takut (tidak akan diterima) dan harapan (akan dikabulkan). Sesungguhnya rahmat Allah amat dekat kepada orang-orang yang berbuat baik.” (Q.S Al-A’raf: 56)*

Pada ayat tersebut menjelaskan bahwa Allah SWT tidak menyukai perbuatan manusia yang merusak bumi yang telah Allah SWT jaga. Sebagai umat-Nya yang beriman, sudah sepatutnya patuh dan mengindahkan Firman Allah SWT tersebut. Dengan memprioritaskan pembangunan berdasarkan keperluan yang benar-benar dibutuhkan serta menjaga ekosistem vegetasi alam yang ada.

*Urban Heat Island (UHI)* adalah fenomena yang melibatkan peningkatan suhu udara suatu kota/urban dibandingkan dengan daerah pedesaan/rural sekitar (Oh, J.W dkk , 2020). UHI terjadi karena perubahan keadaan lahan akibat pembangunan yang menjadikan suhu di daerah urban dengan daerah rural berbeda. Peningkatan suhu sering terjadi di daerah dengan pola urbanisasi dan industrialisasi, di mana perubahan penggunaan lahan mengarah pada peningkatan area terbangun yang disertai dengan penurunan lahan hijau. UHI dapat membuat lingkungan tidak nyaman, kualitas udara buruk, kesehatan manusia dipengaruhi oleh gelombang panas, serta polusi air lingkungan (Ferdiansyah, E dkk , 2022). Dalam analisa UHI dapat dilakukan dengan analisa data spasial menggunakan citra satelit. Identifikasi karakteristik data spasial dapat dilakukan menggunakan teknik penginderaan jauh (Fariz dkk , 2019). Penginderaan jauh bekerja dengan citra satelit yang memanfaatkan data pancaran inframerah pada permukaan bumi. Saat ini teknologi geografi telah meningkat dan observasi suhu permukaan bumi dapat dipantau menggunakan teknologi geografis yang terkini. *Google Earth Engine*

adalah salah satu teknologi geografis yang saat ini telah tersedia secara gratis di internet.

GEE menyediakan berbagai data untuk dapat diteliti. Jenis-jenis data yang disediakan mencakup data iklim dan cuaca, gambar, dan geofisik. GEE pada dasarnya adalah platform berbasis cloud yang dapat digunakan untuk mengakses dan memproses kumpulan data satelit masif yang tersedia secara gratis dengan lancar, termasuk kumpulan data yang diperoleh seperti MODIS, citra Landsat dan Sentinel, serta komputasi paralel berkinerja tinggi (Qi, Y dkk , 2021). Penggunaan *Google Earth Engine* menghemat sangat banyak waktu pengolahan dan juga memungkinkan pengguna untuk mengolah data berukuran besar yang sebelumnya hanya mungkin diolah menggunakan komputer berkapasitas prosesing tinggi (Ar Rahiem, 2019). Selain *Google Earth Engine*, pengambilan data satelit juga dapat dilakukan melalui situs resmi dari satelit-satelit yang ingin dituju. Data-data satelit Sentinel dapat dilihat melalui situs *scihub.copernicus.eu*, kemudian data satelit Landsat dapat dilihat melalui situs *earthexplorer.usgs.gov*, dan masih terdapat situs resmi terkait pengambilan data satelit citra. Data citra yang bervariasi memiliki karakteristik tersendiri pula, sehingga berdasarkan hal tersebut *Urban Heat Island* dapat diteliti menggunakan data citra satelit yang berbeda-beda agar dapat dibandingkan.

Untuk memperoleh hasil yang maksimal, berbagai metode sudah dikembangkan. *Support Vector Machine* (SVM) mempunyai keunggulan dalam proses intepretasi hasil, tingkat kesalahan yang rendah, serta dapat memberikan prediksi yang baik, namun memiliki kerentanan pada saat *training* dengan

kumpulan data besar sehingga proses menjadi lambat (Dzakiyullah R dkk , 2014). *K-Nearest Neighbor* (KNN) mempunyai keunggulan yang kuat dalam memproses data yang besar dan dapat diandalkan untuk data yang memiliki banyak noise, namun mempunyai kelemahan yaitu harus menghitung satu per satu data *testing* terhadap semua data *training* (Gracia S dkk , 2012). *Artificial Neural Network* (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan suatu sistem pemrosesan informasi dengan suatu karakteristik menyerupai sistem saraf pada manusia yang dapat memecahkan masalah SVM dan KNN dengan melakukan training data yang besar dan ANN memiliki kemampuan untuk mentoleransi kesalahan sehingga dapat menghasilkan prediksi yang baik (Putra H dkk , 2020).

Pada penelitian ini akan memprediksi hasil UHI di Kota Malang menggunakan data Sentinel dan data MODIS menggunakan metode *Artificial Neural Network*. Penggunaan metode *Artificial Neural Network* bertujuan untuk mengetahui perubahan *Urban Heat Island* yang terjadi di Kota Malang pada tahun 2018 dan 2020 dengan cara memanfaatkan fitur lapisan tersembunyi dalam metode tersebut. Tingkat *loss* dan *accuracy* juga nantinya dapat diketahui untuk memaksimalkan hasil yang didapatkan.

## **1.2 Pernyataan Masalah**

Berdasarkan Latar Belakang yang telah dipaparkan diatas, dapat dinyatakan bahwa pernyataan masalah dari penelitian ini adalah bagaimana cara menghasilkan model prediksi *Urban Heat Island* menggunakan metode ANN dengan data MODIS dan Sentinel di Kota Malang?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam pembuatan penelitian ini yakni mengetahui prediksi *Urban Heat Island* di Kota Malang menggunakan metode ANN sehingga dapat menjadi pertimbangan dalam melakukan rencana pembangunan yang akan dilakukan di Kota Malang.

### 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian diharapkan agar:

1. Dapat menjadi bahan pertimbangan dalam perencanaan pembangunan yang dilakukan di Kota Malang.
2. Dapat menjadi referensi dalam penggunaan data MODIS dan Sentinel untuk mengukur *Urban Heat Island* disuatu lokasi.

### 1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini sebagai berikut:

1. Data yang digunakan yaitu data Sentinel, MODIS, dan data BMKG yang didapatkan dari situs *Google Earth Engine*, dan <http://dataonline.bmkg.go.id/>.
2. Penelitian berstudi kasus di Kota Malang, Provinsi Jawa Timur, Indonesia.

### 1.6 Sistematika Penulisan

Penelitian skripsi ini terdiri dari 5 bab, yaitu antara lain :

1. Bab 1 Pendahuluan

Menjelaskan mengenai latar belakang masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah dan sistematika penulisan.

2. Bab 2 Studi Pustaka

Menjelaskan mengenai penelitian yang terkait dengan judul yang diangkat, menjelaskan definisi *Urban Heat Island*, pemanfaatan data Sentinel dan MODIS kemudian teori dalam metode ANN.

### 3. Bab 3 Metode Penelitian

Menjelaskan mengenai metode penelitian, parameter penelitian, rincian kerja prosedur penelitian, serta alat dan bahan yang digunakan.

### 4. Bab 4 Uji Coba dan Pembahasan

Memaparkan dan menganalisis data-data yang didapatkan dari hasil pengujian.

### 5. Bab 5 Kesimpulan dan Saran

Menjelaskan mengenai kesimpulan akhir penelitian dan saran-saran yang diberikan berdasarkan hasil pengujian.



## **BAB II** **STUDI PUSTAKA**

### **2.1 Penelitian Terkait**

Pada penelitian Balany F (2020) *Urban Heat Island (UHI)* telah menarik banyak perhatian dalam beberapa tahun terakhir dan menjadi masalah kritis di seluruh dunia karena kota-kota berkembang pesat. UHI sendiri didefinisikan sebagai fenomena di mana suhu di perkotaan lebih tinggi dibandingkan di pedesaan. Penyebab utama UHI adalah perubahan keseimbangan energi perkotaan. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor, seperti kuatnya konversi ruang hijau alami menjadi area tertutup akibat pesatnya pembangunan perkotaan dan akibat perubahan iklim global. Efek yang diakibatkan UHI dapat meningkatkan penggunaan energi melalui kebutuhan pendinginan, penurunan kualitas udara, penyakit dapat mudah untuk muncul, dan peningkatan kebutuhan air.

Ar-Rahiem (2019) memaparkan bahwa konsentrasi bangunan dan permukiman di kawasan *urban* mengakibatkan kawasan tersebut menyerap lebih banyak panas sehingga suhunya lebih tinggi dari sekitarnya. Jika diamati menggunakan sensor temperatur, kawasan tersebut seolah membentuk titik panas. Dengan semakin mengancamnya pemanasan global, para perencana kota harus merespon efek UHI ini dengan lebih serius. Penelitian ini hanya menggunakan satu basis data saja, yaitu data citra Landsat 8. Data tambahan hanyalah data dari BMKG yang persebaran spasialnya tidak cukup baik. Hal ini menimbulkan banyak kekurangan, terutama sulitnya menginterpretasi variasi temporal akibat kosongnya data. Untuk penelitian selanjutnya, sangat penting untuk

mengelaborasi data-data yang ada, baik data citra satelit dengan resolusi temporal tinggi (misal citra MODIS).

Prediksi nilai *Urban Heat Island* dapat di dasarkan dari nilai *Land Surface Temperature* (LST) seperti yang dipaparkan oleh Pratiwi A. Y (2021). Salah satu faktor untuk mengkaji UHI adalah *Land Surface Temperature* (LST). LST ini adalah salah satu parameter kunci untuk mengendalikan dan mengevaluasi proses fisik, kimia dan biologi di permukaan bumi dan untuk mempelajari iklim perkotaan. Data suhu dicatat di stasiun cuaca dan menyediakan data temporal yang baik. Namun, data ini masih perlu diinterpolasi dan mungkin tidak mencerminkan suhu perkotaan secara akurat atau memiliki resolusi spasial yang memadai. Oleh karena itu, citra penginderaan jauh dianggap sebagai sumber informasi yang cocok untuk membuat peta suhu permukaan tanah. Dilanjutkan pada penelitian Ranjan A.K (2018) LST merupakan faktor penting yang terkait dengan peningkatan panas perkotaan di dalam kota pada tingkat mikro. Ini juga memainkan peran penting dalam analisis termal global serta anggaran radiasi yang diukur dalam studi keseimbangan panas. Informasi LST penting untuk memahami klimatologi perkotaan, perubahan ekologi, interaksi antropologi dan lingkungan dll. Data LST berbasis MODIS tahun 2000, 2008 dan 2016 digunakan untuk menyadari pola variasi dalam dataset. Kebaruan penelitian ini berpusat pada penggunaan teknik komposit nilai maksimum untuk mengevaluasi LST musiman dari rangkaian data satelit MODIS (MOD11A2). Pada penelitian Shumilo, L (2019) menyatakan bahwa Sentinel-3 L2 *Land Surface Temperature* dapat digunakan dalam monitoring dan analisa UHI suatu tempat. Satelit Sentinel-3

memiliki efektifitas dalam pemanfaatan pemantauan kota cerdas dan pemantauan urbanisasi dalam rangka mencapai tujuan pembangunan dan kota berkelanjutan.

Dalam proses penelitian prediksi ini menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Penjelasan pada penelitian terkait di kemukakan Putra H (2020) metode ANN menggunakan beberapa algoritma, salah satunya adalah *backpropagation*. Algoritme *backpropagation* adalah salah satu metode yang paling populer, efisien, dan mudah dipelajari untuk mengoptimalkan pelatihan jaringan saraf tiruan dalam jaringan *multilayer* yang kompleks. *Backpropagation* melakukan pembelajaran terawasi yang digunakan dalam jaringan *multilayer* yang terdiri dari beberapa *hidden layer* dengan tujuan meminimalkan kesalahan pada jaringan yang menghasilkan keluaran atau *output*. Menggunakan fungsi pelatihan (*training functions*) variabel laju pemahaman untuk mempercepat pelatihan *backpropagation*, yang merupakan kombinasi parameter laju pemahaman (*learning rate*) dan momentum untuk hasil yang relatif lebih akurat.

Tabel 2.1 Penelitian terkait

No.	Penulis dan Tahun	Judul	Objek dan Metode	Hasil
1.	Ervan Ferdiansyah dan Willy Ratno Penggalih. (2022)	Identifikasi <i>Urban Heat Island</i> dan Faktor yang Mempengaruhinya Menggunakan <i>Google Earth Engine</i>	Fenomena UHI di Kabupaten Karawang menggunakan citra Landsat 8 dengan metode <i>Google Earth Engine</i>	Kondisi UHI semakin meluas dengan pertambahan sebesar 1.606 Ha. Konversi lahan bervegetasi menjadi lahan urban menyebabkan meluasnya wilayah terdampak UHI.
2.	Aneesh Mathew, Sreenu Sreekumar, Sumit Khandelwal, Nivedita Kaul, dan Rajesh Kumar. (2016)	<i>Prediction of Surface Temperatures for the Assessment of Urban Heat Island Effect over Ahmedabad City Using Linear Time Series Model</i>	Prediksi UHI di Kota Ahmedabad menggunakan citra MODIS dengan metode <i>Linear Time Series</i> (1 tahun dan 2 tahun <i>linear time series model</i> )	Hasil penelitian berdasarkan model <i>Linear Time Series</i> menunjukkan korelasi yang baik antara model yang diprediksi dan nilai LST yang diamati, dengan nilai R2 berkisar antara 0,95 hingga 0,98. MAE dan

				MAPE model masing-masing berkisar dari 0,23 K hingga 0,31 K dan 0,08% hingga 0,10%.
3.	K. Gobakis, D. Kolokotsa, A. Synnefac, M. Saliari, K. Giannopoulo, M. Santamouris. (2011)	<i>Development of a model for urban heat island prediction using neural network techniques</i>	Prediksi UHI di tepi tenggara daratan Yunani menggunakan citra satelit lokal dengan metode ANN	ANN dapat digunakan secara akurat untuk memprediksi intensitas UHI, menjadikannya alat penting untuk memprediksi beban energi puncak selama gelombang panas dan pada saat musim panas.
4.	Leonid Shumilo, Nataliia Kussul, dan Andrii Shelestov. (2019)	<i>Sentinel-3 Urban Heat Island Monitoring and analysis for Kyiv based on Vector Data</i>	Monitoring dan analisis kota Kyiv dengan Sentinel-3 dengan metode Vector Data	Masalah UHI adalah masalah serius dan memerlukan sebuah alat pendeteksi. Sentinel-3 dapat menghasilkan monitoring secara mendalam dengan efektif.
5.	Muhammad Hadi Saputra dan Han Soo Lee 2019	<i>Prediction of Land Use and Land Cover Changes for North Sumatra, Indonesia, Using an Artificial-Neural-Network-Based Cellular Automaton</i>	Prediksi LULC di Sumatra Utara menggunakan citra satelit Landsat dengan metode ANN-CA	Prediksi LULC untuk tahun 2050 dan 2070 menunjukkan peningkatan luas perkebunan lebih dari 4% dari kategori yang sama pada tahun 2010. Kawasan hutan dan perkebunan masing-masing menurun sekitar 1,2% dan 1,6% pada tahun 2050, dan sekitar 1,2% dan 1,7% pada tahun 2070. Model ANN-CA didasarkan pada informasi historis dan mengamati perubahan didukung oleh variabel penjelas.
<b>Penelitian yang akan dilakukan</b>				
1.	Dewana Firman Abdul Mu'izz	Prediksi <i>Urban Heat Island</i> Menggunakan Metode <i>Artificial Neural Network</i> Berdasarkan Data MODIS dan Sentinel di Kota Malang	Prediksi UHI di Kota Malang menggunakan citra satelit Sentinel dan MODIS dengan metode ANN	Modeling prediksi UHI di Kota Malang

## ***2.2 Urban Heat Island***

Perbedaan suhu antara wilayah kota dengan wilayah sekitarnya, merupakan inti dari fenomena UHI. Perbedaan vegetasi dan kondisi wilayah menjadi faktor yang memengaruhi fenomena tersebut. Kondisi di wilayah perkotaan menjadi titik fokus dalam proses pembangunan infrastruktur dikarenakan menjadi pusat dari sebuah daerah. Karena pembangunan infrastruktur diyakini mampu menggerakkan sektor riil, menyerap tenaga kerja, meningkatkan konsumsi masyarakat dan pemerintah, serta mendorong kegiatan produktif (Nugraha, A. T dkk , 2020). Sedangkan di wilayah pedesaan pembangunan infrastruktur tidak sebesar yang terjadi di wilayah kota. Jenis lapangan pekerjaan juga dapat menjadi alasan tersendiri terjadinya perbedaan kondisi wilayah. Pekerjaan di wilayah perkotaan didominasi dengan bekerja di dalam kantor yang artinya memerlukan sebuah bangunan untuk melakukan pekerjaannya. Pekerjaan yang ada di desa masih bergantung dengan alam dan hal tersebut membuat mayoritas lingkungan pedesaan masih berupa lahan hijau. Urbanisasi juga menjadi alasan terjadi kenaikan konsumsi energi yang mengakibatkan terjadinya fenomena *Urban Heat Island* (UHI).

Menurut (Sumaryana, H dkk , 2022) ekspansi perkotaan menyebabkan bertambahnya kawasan terbangun yang mengakibatkan efek UHI dan menyebabkan peningkatan ketidaknyamanan kehidupan manusia. Intensitas UHI terus meningkat disebabkan kepadatan bangunan yang tinggi, tidak ada area vegetasi dan meluasnya area perkerasan. Perluasan kota yang terus-menerus dan perubahan lahan yang cepat, menyebabkan fenomena UHI menjadi semakin

serius, memengaruhi pembangunan kota yang berkelanjutan dan mengurangi daya huni kota. Efek yang diakibatkan UHI dapat meningkatkan penggunaan energi melalui kebutuhan pendinginan, penurunan kualitas udara, penyakit dapat mudah untuk muncul, dan peningkatan kebutuhan air (Balany F dkk , 2020). Fenomena tersebut akan berdampak buruk dan merugikan masyarakat sekitar wilayah perkotaan. Pembangunan harus berdasarkan urgensi dan senantiasa menjaga lingkungan dengan memperhatikan aspek dari fenomena UHI. Perhitungan UHI berikut adalah hasil modifikasi (Rajasekar & Weng (2009) dan Ma et.al., (2010) dalam (Jatmiko, 2016).

$$UHI = LST - \text{Ambang batas UHI} \quad (2.1)$$

$$\text{Ambang batas UHI} = \overline{LST} + (0,5 \times \alpha) \quad (2.2)$$

Keterangan :

$UHI$  = *Urban Heat Island* (°C)

$LST$  = Nilai LST dari citra (°C)

$\overline{LST}$  = Nilai rata-rata LST dari citra (°C)

$\alpha$  = Standar deviasi LST dari citra (°C)

### 2.3 Citra Digital

Salamah, U. G. (2021) pada bukunya menjelaskan, citra dapat digolongkan menjadi dua jenis yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang dibentuk dari sinyal analog yang bersifat kontinu, sedangkan citra digital adalah citra yang dibentuk dari sinyal digital yang bersifat diskrit. Citra digital merupakan representasi dari fungsi intensitas cahaya dalam bentuk diskrit pada bidang dua dimensi. Citra tersusun oleh sekumpulan piksel (picture

element) yang memiliki koordinat  $(x,y)$  dan amplitudo  $f(x,y)$ . Koordinat  $(x,y)$  menunjukkan letak/posisi piksel dalam suatu citra, sedangkan amplitudo  $f(x,y)$  menunjukkan nilai intensitas warna citra. Keunggulan data citra digital dibanding data lain adalah kemampuannya untuk mendeteksi dan mengenali objek secara *non-contact, non-destructive, remote*, dan *wide-view* (Fitriyah H dkk, 2021).

### 2.3.1 Citra *Google Earth Engine*

*Google Earth Engine* menggabungkan katalog citra satelit *multi-petabyte* dan kumpulan data geospasial dengan kemampuan analisis skala planet. Menurut Tamiminia H (2020) *Google Earth Engine* (GEE) adalah inti dari pemrosesan data besar melalui penginderaan jauh. GEE adalah platform berbasis *cloud* yang memungkinkan pemrosesan data geospasial secara paralel dalam skala global menggunakan *cloud* Google. GEE, sebuah *platform cloud* gratis, memanfaatkan lebih dari 40 tahun petabyte data penginderaan jauh dari Landsat, MODIS, *National Oceanographic and Atmospheric Administration Advanced Very High Resolution Radiometer* (NOAA AVHRR), Sentinel 1, 2, 3 dan 5- P; dan data *Advanced Land Observing Satellite* (ALOS). GEE juga mencakup kumpulan data gambar meteorologi iklim dan geofisika. Tersedia juga produk siap pakai lainnya seperti *Enhanced Vegetation Index* (EVI) dan *Normalized Vegetation Index* (NDVI). Ilmuwan, peneliti, dan pengembang menggunakan Earth Engine untuk mendeteksi perubahan di permukaan bumi, memetakan tren, dan mengukur perbedaan. Earth Engine kini tersedia untuk penggunaan komersial, namun tetap gratis untuk tujuan akademis dan penelitian.

## **2.4 Land Surface Temperature**

Land Surface Temperature (LST) merupakan parameter penting dalam banyak bidang penelitian, seperti ekologi, klimatologi, perkotaan lingkungan termal, pulau panas perkotaan, dan hidrologi (Wan J dkk , 2021). LST adalah temperatur pada permukaan bumi yang merupakan hasil pantulan objek yang terekam oleh citra satelit pada waktu tertentu (Yatimas Murni, L dkk , 2021). Suhu permukaan tanah (LST) memberikan informasi penting tentang sifat fisik permukaan yang berperan penting dalam proses yang berkaitan dengan perubahan suhu permukaan di lingkungan (Isfan Fajar Satryo dkk , 2021). Sebaran LST di suatu daerah harus diketahui untuk memahami yang mana daerah tersebut akan mengalami peningkatan suhu permukaan dan dapat dimanfaatkan dalam proses tata guna lahan dan perencanaan penggunaan lahan. Sebaran LST ini dapat dilakukan dengan menggunakan teknik penginderaan jauh dengan menggunakan data citra satelit seperti Sentinel, Landsat, NOAA, dan MODIS.

## **2.5 Artificial Neural Network**

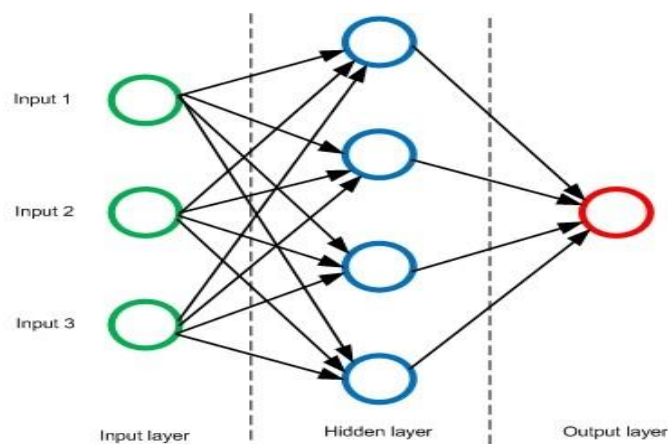
Jaringan syaraf tiruan merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang dirancang untuk meniru fungsi jaringan syaraf pada otak manusia, dan mampu mempelajari informasi numerik melalui algoritma perhitungan dan pembelajaran serta pengenalan pola, sehingga dapat melakukan serangkaian proses komputasi selama proses tersebut. Hal ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer. (Susilokarti D dkk, 2017). Lubis M (2017) berpendapat bahwa Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah model komputasi, yang didasarkan pada Biological Neural Network. Jaringan Saraf Tiruan (JST) sering disebut sebagai *Neural*



*Network* (NN). Istilah tiruan digunakan karena jaringan saraf ini meniru cara kerja jaringan saraf biologis pada manusia dan diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. ANN adalah prosesor yang terdistribusi paralel, terbuat dari unit-unit yang sederhana, dan memiliki kemampuan untuk menyimpan pengetahuan yang diperoleh secara eksperimental (Nurmila N dkk , 2010). Algoritma ANN dapat menggunakan tipe *supervised*, *semi-supervised*, atau *unsupervised*. ANN dapat mewujudkan karakteristik data kompleks yang merepresentasikan komplikasi serius untuk metode statistik tradisional hingga ke konstruksi non-linearnya (Ranjan, A.K dkk, 2018).

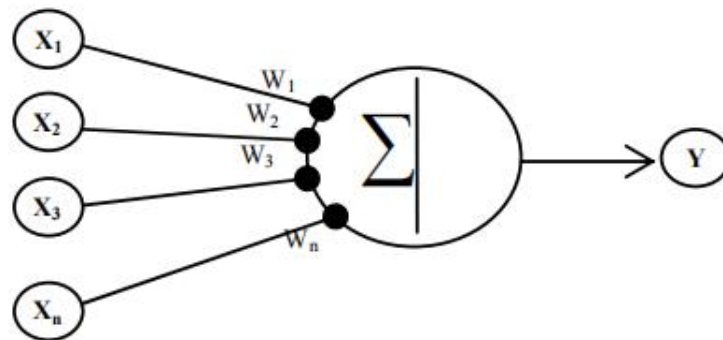
### 2.5.1 Arsitektur *Artificial Neural Network*

Algoritma ANN memiliki struktur lapisan yang saling terhubung. Lapisan awal disebut dengan lapisan *input* atau masukan, kemudian lapisan akhir disebut dengan lapisan *output* atau keluaran. Terdapat lapisan yang ada di antara lapisan masukan dan keluaran, yaitu lapisan tersembunyi. Lapisan-lapisan tersebut dapat berjumlah lebih dari 1 lapisan.



Gambar 2.1 Struktur NN (Sumber: M B Herlambang, 2019)

Lapisan masukan atau *input layer* adalah neuron yang menerima masukan, lapisan keluaran atau *output layer* adalah nilai akhir yang dihasilkan berdasarkan nilai awal yang di masukan pada *input layer*. Lapisan tersembunyi atau *hidden layer* berupa penghubung antara neuron masukan dan keluaran. Neuron pada lapisan tersembunyi akan memproses kemudian akan menyebarkan sinyal masukan yang diterima ke lapisan selanjutnya. Kekuatan dari sinyal yang diteruskan bergantung dengan nilai bobot, bias, dan fungsi aktivasi.



Gambar 2.2 Komunikasi neuron (Sumber: Nurmila, N, 2010)

Gambar tersebut menampilkan proses komunikasi antar *neuron*. “Y sebagai *output* menerima *input* dari *neuron* X1, X2, X3, ..., Xn dengan bobot W1, W2, W3, ..., Wn. Hasil penjumlahan seluruh impuls *neuron* dibandingkan dengan nilai ambang tertentu melalui fungsi aktivasi  $f$  setiap *neuron*. Fungsi aktivasi digunakan sebagai penentu keluaran suatu *neuron*” (Nurmila N dkk , 2010).

## 2.6 Fungsi Aktivasi

Sharma S (2017) menjelaskan bahwa fungsi aktivasi secara khusus digunakan di NN untuk mengubah sinyal masukan menjadi sinyal keluaran, yang kemudian diteruskan sebagai masukan ke lapisan berikutnya. Jika fungsi aktivasi

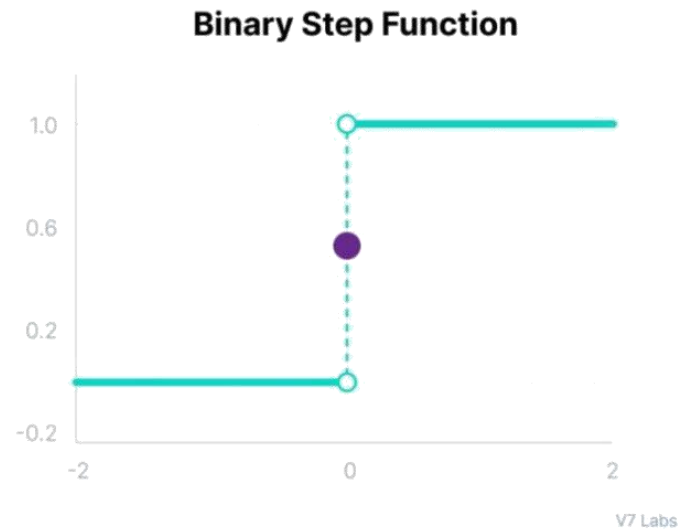
tidak digunakan dalam *neural network* maka sinyal keluaran hanya akan menjadi linear sederhana fungsi yang merupakan polinomial berderajat satu. Meskipun persamaan linear sederhana dan mudah dipecahkan tetapi kompleksitasnya terbatas dan tidak memiliki kemampuan untuk mempelajari dan mengenali pemetaan kompleks dari data. Terdapat varian dari fungsi aktivasi dalam *neural network*. Varian umum yang sering digunakan seperti *binary step function*, *linear function*, dan *non-linear function*. Dalam penelitian Gitika Kaur (2021) menggunakan fungsi aktivasi relu dan sigmoid dalam arsitektur perhitungan ANN untuk memprediksi nilai UHI dari daerah di India. Kombinasi dari fungsi tersebut dapat meningkatkan akurasi dan mempercepat pembacaan data.

### **2.6.1 Binary Step Function**

Sharma S (2017) menerangkan, *binary step function* adalah aktivasi yang paling sederhana fungsi yang ada dan dapat diimplementasikan dengan pernyataan *if-else* sederhana dengan Python. Saat membuat sebuah fungsi klasifikasi biner, umumnya menggunakan fungsi langkah biner. Tapi, fungsi langkah biner tidak bisa digunakan dalam kasus klasifikasi multi-kelas dalam target yang dapat dibawa. Kemudian, gradien dari fungsi langkah biner adalah nol yang dapat menyebabkan hambatan pada *backpropagation* yaitu jika menghitung turunan dari  $f(x)$  terhadap  $x$ , sama dengan nol.

Pada Baheti P (2023) fungsi langkah biner ini bergantung terhadap nilai ambang yang menentukan apakah sebuah *neuron* harus diaktifkan atau tidak. *Input* yang diumpangkan ke fungsi aktivasi dibandingkan dengan ambang batas tertentu; jika *input* lebih besar dari itu, maka *neuron* diaktifkan, selain itu

dinonaktifkan, artinya keluarannya tidak diteruskan ke lapisan tersembunyi berikutnya.



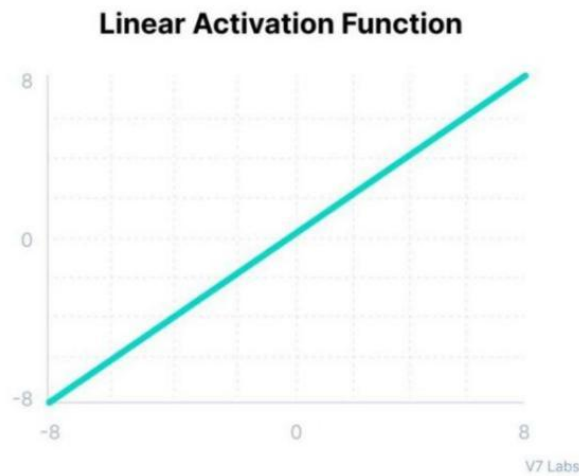
Gambar 2.1 Binary step function (Sumber: Pragati Baheti, 2023)

Rumus matematika dari fungsi langkah biner yaitu:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

### 2.6.2 Linear Function

Fungsi aktivasi *linear*, juga dikenal sebagai tanpa aktivasi, atau aktivasi sebanding dengan *input*. Fungsi ini tidak melakukan apa pun dengan set *input* berbobot dan hanya menampilkan nilai yang diberikan.



Gambar 2.2 *Linear function* (Sumber: Pragati Baheti, 2023)

Rumus matematika dari fungsi *linear* yaitu:

$$f(x) = x \quad (2.2)$$

Menurut Sharma S (2017) tidak banyak manfaat menggunakan fungsi *linear* karena jaringan saraf tidak akan memperbaiki kesalahan karena nilai gradien yang sama untuk setiap iterasi. Selain itu, jaringan tidak akan dapat mengidentifikasi pola kompleks dari data. Oleh karena itu, fungsi *linear* digunakan ketika interpretabilitas diperlukan dan hanya untuk tugas-tugas yang sederhana.

### 2.6.3 *Non-Linear Function*

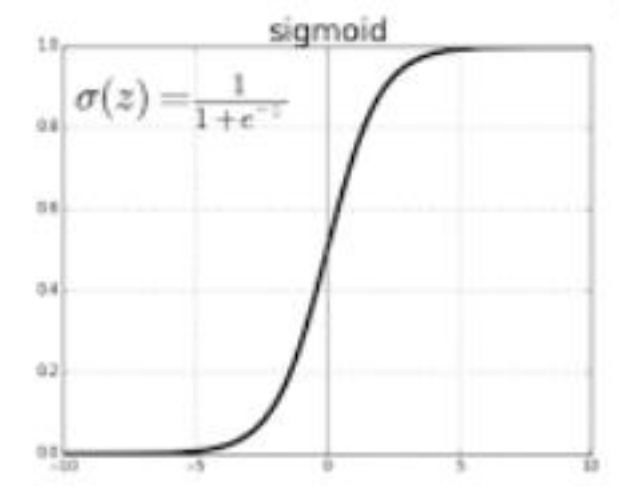
Fungsi *non-linear* ini memiliki berbagai jenis dan karakteristik yang berbeda. Fungsi ini juga menjadi yang paling sering digunakan karena fungsi *non-linear* memang diperuntukkan untuk memproses data yang rumit. Fungsi *non-linear* membuat nilai *input* akan berbeda dengan nilai *output*. Beberapa jenis

fungsi non-linear yang populer seperti fungsi Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky ReLU, dan fungsi SoftMax.

### 2.6.3.1 Sigmoid

Fungsi aktivasi sigmoid merupakan fungsi non-linier. Fungsi aktivasi sigmoid biasanya digunakan pada *output* layer. Fungsi aktivasi sigmoid diformulasikan pada persamaan 2.3.

$$f(x) = \left( \frac{1}{1+e^{-x}} \right) \quad (2.3)$$

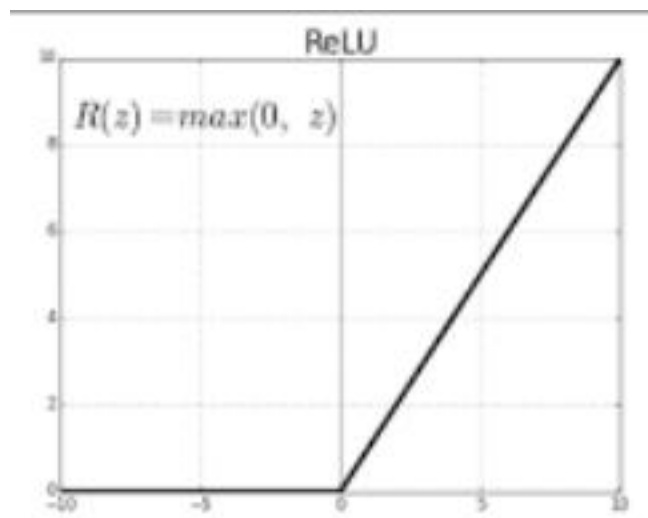


Gambar 2.3 Fungsi aktivasi sigmoid

### 2.6.3.2 ReLu

Fungsi aktivasi ReLU adalah rectified linear unit atau ReLU. Fungsi ReLU melakukan operasi dengan mengatur suatu *threshold* pada setiap *input* di mana jika nilai input kurang dari 0 diatur menjadi 0. Secara umum fungsi aktivasi ReLU diformulasikan seperti pada persamaan 2.4.

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} x_i, & \text{jika } x_i \geq 0 \\ 0, & \text{jika } x_i < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$



Gambar 2.4 Fungsi aktivasi ReLU

## **BAB III METODE PENELITIAN**

### **3.1 Lokasi Penelitian**

Penelitian dilakukan di Kota Malang, Jawa Timur. Kota Malang merupakan salah satu kota besar yang ada di Jawa Timur. Secara geografi letak Kota Malang berada antara 07°46'48" - 08°46'42" Lintang Selatan dan 112°31'42" - 112°48'48" Bujur Timur. Kota Malang dapat terbilang sebagai kota yang maju, karena memiliki pembangunan infrastruktur yang cepat. Ketinggian Kota Malang berada di antara 667 mdpl hingga 440 mdpl dan Kota Malang berada diantara Gunung Kawi, Gunung Arjuna, dan Taman Nasional Bromo Tengger Semeru.

Hal tersebut menjadikan suhu di Kota Malang lebih sejuk dari pada kota-kota besar lainnya. Banyaknya perguruan tinggi yang terdapat di Kota Malang menjadi salah satu faktor meluapnya pendatang yang menempati Kota Malang. Sehingga membuat pertumbuhan ekonomi dan pembangunan infrastruktur yang cepat.

### **3.2 Alat dan Bahan Penelitian**

Alat yang digunakan pada penelitian kali ini antara lain:

1. Perangkat keras Laptop Asus TUF
2. Perangkat lunak *Google Earth Engine*,
3. Perangkat lunak *Google Collab*
4. Perangkat lunak *WPS Office*

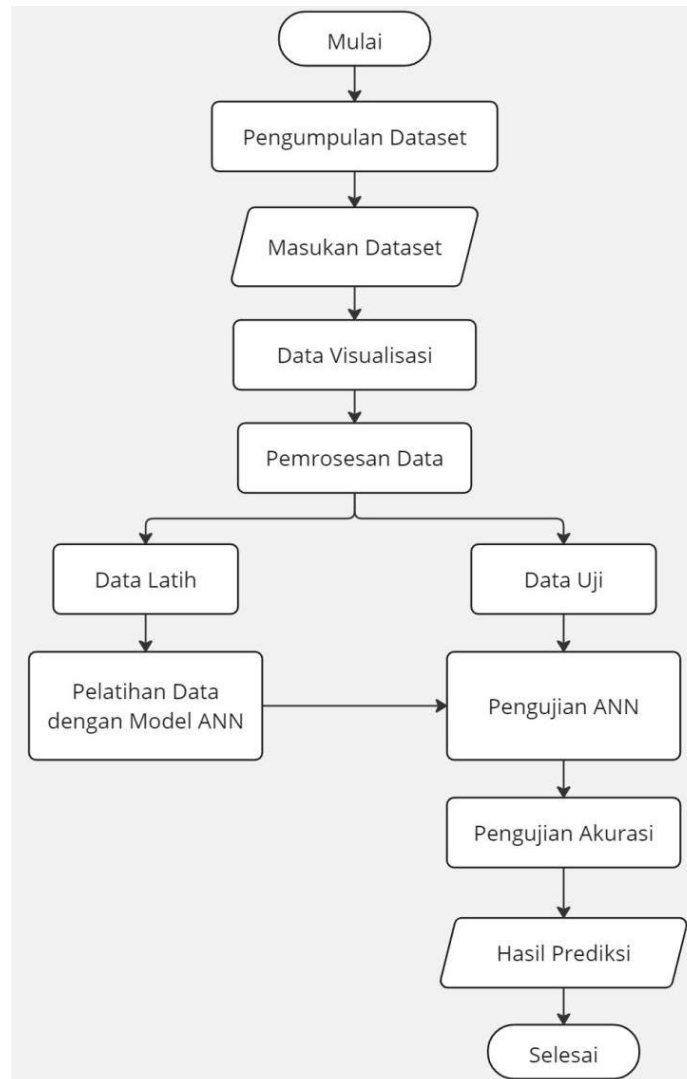
Bahan yang digunakan pada penelitian kali ini yaitu:

1. Data satelit MODIS dan Sentinel Kota Malang tahun 2016 hingga tahun 2020.



2. Data BMKG mengenai suhu, kelembapan, surah hujan, kecepatan angin Kota Malang tahun 2016 hingga tahun 2020.

### 3.3 Alur Sistem Penelitian

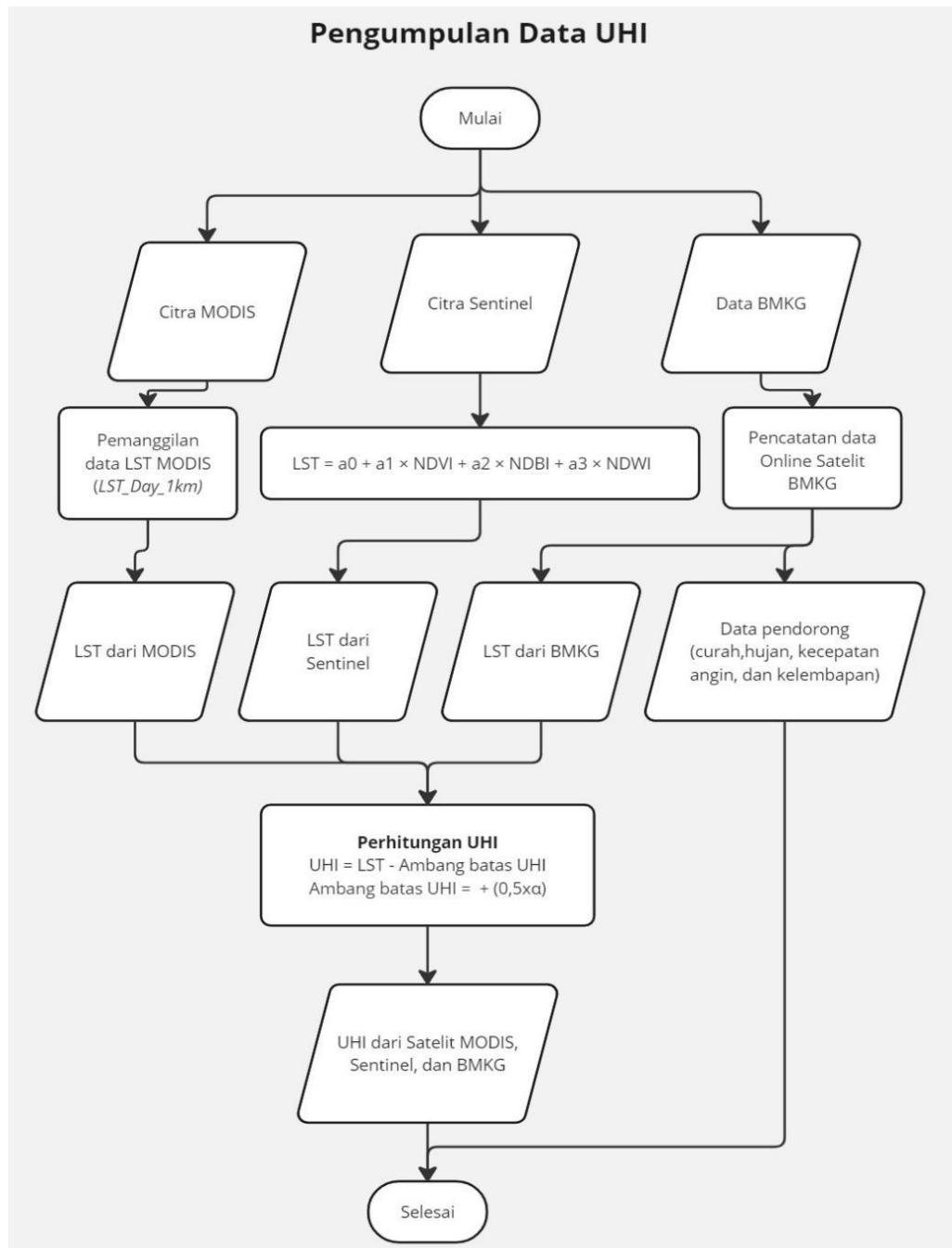


Gambar 3.1 Alur sistem penelitian

Desain alur sistem penelitian terdiri dengan tahapan-tahapan yang dimulai dengan pengumpulan data, *input* data yang telah didapat, pemrosesan data, visualisasi data, pelatihan data, pemodelan prediksi menggunakan metode ANN, analisis perhitungan tingkat akurasi, hingga menghasilkan nilai prediksi.

### 3.3.1 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan untuk mengumpulkan data yang diperlukan sebagai *input* data dalam penelitian kali ini. Data yang dikumpulkan yaitu Citra Sentinel 2 (*Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-1C*) pada tahun 2016 hingga tahun 2020 yang didapat melalui GEE. Kemudian citra MODIS (*MOD11A2.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity 8-Day Global 1km*) pada tahun 2016 hingga tahun 2020 yang didapat melalui *Google Earth Engine*. Sedangkan data BMKG bersumber dari halaman resmi data *online* (<http://dataonline.bmkg.go.id/>). Berikut tahapan dalam pengumpulan data pada penelitian kali ini.



Gambar 3.2 Alur sistem pengumpulan data

### 3.3.4.1 Citra LST Sentinel 2

Data suhu berdasarkan satelit Sentinel didapatkan melalui penggabungan citra NDVI, NDBI, dan NDWI dari Kota Malang. Pengertian dari NDVI

(*Normalized Differences Vegetation Index*) atau indeks kerapatan vegetasi merupakan tingkat hijauan dari suatu wilayah yang di mana semakin tinggi tingkat vegetasi maka akan membantu menurunkan suhu disekitarnya. NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*) atau indeks kerapatan terbangun adalah tingkat lahan bangunan pada suatu wilayah yang artinya semakin tinggi lahan bangunan di suatu daerah maka akan meningkatkan suhu di daerah sekitarnya. Sedangkan NDBI (*Normalized Difference Water Index*) atau indeks kerapatan air adalah tingkat kerapatan air dan semakin tinggi tingkat kerapatan air di suatu daerah maka akan menurunkan suhu yang ada di daerah sekitarnya.

Berdasarkan Katarína Onačillová tahun 2022 rumus mencari LST adalah

$$LST = a_0 + a_1 \times NDVI + a_2 \times NDBI + a_3 \times NDWI \quad (3.1)$$

Dengan nilai a sebagai koefisien nilai LST sehingga akan menghasilkan rumus

$$LST = 38.476 - 12.929 \times NDVI + 2.416 \times NDBI - 5.310 \times NDWI \quad (3.2)$$

#### **3.3.4.2 Citra LST MODIS**

Pemilihan data Citra menggunakan perangkat lunak *Google Earth Engine* dengan citra satelit MODIS untuk tahun 2016 hingga tahun 2020 di Kota Malang. Perhitungan nilai LST pada satelit MODIS tidak terlalu rumit, karena satelit MODIS sendiri adalah satelit yang memiliki fungsi utama untuk menilai suhu permukaan bumi dengan resolusi 1000 meter. Data citra MODIS menggunakan bands *LST\_Day\_1km* dengan nilai berupa kelvin sehingga harus di konversi menjadi *celsius* dengan nilai *scale* 0.02. Nilai LST pada citra MODIS dikalikan dengan nilai *scale* kemudian diubah menjadi satuan *celsius* dengan pengurangan nilai sebesar 273.

### 3.3.4.3 Variabel Pendorong

Variabel pendorong merupakan faktor-faktor yang dapat memengaruhi hasil suatu perhitungan. Meningkatnya UHI akan berdampak pula pada curah hujan (Prastiwi, A. D, 2022). Pada C. J. G. MORRIS (2001) menyatakan bahwa kecepatan angin merupakan parameter yang signifikan dalam mempengaruhi nilai UHI. Suhu dan kelembaban udara sangat erat hubungannya, karena jika kelembaban udara berubah, maka suhu juga akan berubah (Achmad Rafi ,2018).

Variabel pendorong tersebut antara lain :

1. Curah hujan
2. Kecepatan Angin
3. Kelembapan

Variabel tersebut akan berperan dalam memprediksi nilai UHI yang akan didapat.

### 3.3.4.4 Menentukan Nilai UHI

Perhitungan UHI berikut adalah hasil modifikasi (Rajasekar & Weng (2009) dan Ma et.al., (2010) dalam (Jatmiko, 2016).

$$UHI = LST - \text{Ambang batas UHI} \quad (3.1)$$

$$\text{Ambang batas UHI} = \overline{LST} + (0,5 \times \alpha) \quad (3.2)$$

Keterangan :

$UHI$  = *Urban Heat Island* (°C)

$LST$  = Nilai LST dari citra (°C)

$\overline{LST}$  = Nilai rata-rata LST dari citra (°C)

$\alpha$  = Standar deviasi LST dari citra (°C)

Berdasarkan perhitungan tersebut menghasilkan data UHI dari satelit yang berbeda. Setiap satelit menunjukkan hasil UHI yang bervariasi.

### 3.3.2 Input Data

Proses memasukan data dengan memanggil dataset berbentuk *file* .csv yang sudah tersedia. Pada tabel 3.1 merupakan tabel yang akan menjadi dataset penelitian kali ini. Dataset tersebut terdiri dari data-data yang dibutuhkan dalam memprediksi nilai UHI di Kota Malang.

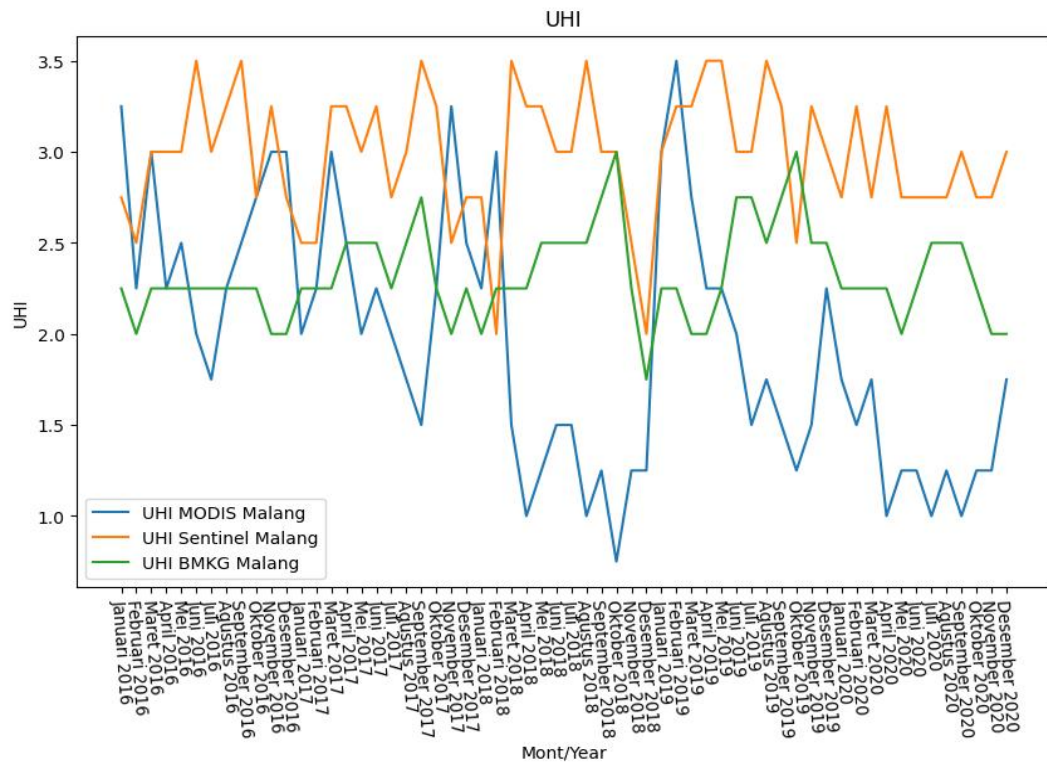
Tabel 3.1 Dataset

No.	Data	Keterangan	Sumber
1	<i>date</i>	Bulan dan Tahun	-
2	<i>mintemp_mod</i>	Suhu minimal Kota Malang berdasarkan satelit MODIS	GEE
3	<i>maxtemp_mod</i>	Suhu maksimal Kota Malang berdasarkan satelit MODIS	GEE
4	<i>tempavg_mod</i>	Suhu rata-rata Kota Malang berdasarkan satelit MODIS	GEE
5	<i>uhi_mod_kota</i>	UHI Kota Malang berdasarkan satelit MODIS	Perhitungan
6	<i>temp_min</i>	Suhu minimal Kota Malang berdasarkan BMKG	<a href="http://dataonline.bmkg.go.id/">http://dataonline.bmkg.go.id/</a>
7	<i>temp_max</i>	Suhu maksimal Kota Malang berdasarkan BMKG	<a href="http://dataonline.bmkg.go.id/">http://dataonline.bmkg.go.id/</a>
8	<i>temp_avg</i>	Suhu rata-rata Kota Malang berdasarkan BMKG	<a href="http://dataonline.bmkg.go.id/">http://dataonline.bmkg.go.id/</a>
9	<i>uhi_kota</i>	UHI Kota Malang berdasarkan data BMKG	Perhitungan
10	lembab	Kelembapan Kota Malang	<a href="http://dataonline.bmkg.go.id/">http://dataonline.bmkg.go.id/</a>
11	curah_hujan	Curah Hujan Kota Malang	<a href="http://dataonline.bmkg.go.id/">http://dataonline.bmkg.go.id/</a>
12	kecepatan_angin	Kecepatan Angin Kota Malang	<a href="http://dataonline.bmkg.go.id/">http://dataonline.bmkg.go.id/</a>
13	<i>min_klojen_day</i>	Suhu minimal Kec. Klojen berdasarkan satelit Sentinel	GEE
14	<i>max_klojen_day</i>	Suhu maksimal Kec. Klojen berdasarkan satelit Sentinel	GEE
15	<i>avg_klojen_day</i>	Suhu rata-rata Kec. Klojen berdasarkan satelit Sentinel	GEE
16	<i>uhi_klojen</i>	UHI Kec. Klojen berdasarkan satelit Sentinel	Perhitungan
17	<i>min_lowokwaru_day</i>	Suhu minimal Kec. Lowokwaru berdasarkan satelit Sentinel	GEE

18	<i>max_lowokwaru_day</i>	Suhu maksimal Kec. Lowokwaru berdasarkan satelit Sentinel	GEE
19	<i>avg_lowokwaru_day</i>	Suhu rata-rata Kec. Lowokwaru berdasarkan satelit Sentinel	GEE
20	<i>uhi_lowokwaru</i>	UHI Kec. Lowokwaru berdasarkan satelit Sentinel	Perhitungan
21	<i>min_blimbing_day</i>	Suhu minimal Kec. Blimbing berdasarkan satelit Sentinel	GEE
22	<i>max_blimbing_day</i>	Suhu maksimal Kec. Blimbing berdasarkan satelit Sentinel	GEE
23	<i>avg_blimbing_day</i>	Suhu rata-rata Kec. Blimbing berdasarkan satelit Sentinel	GEE
24	<i>uhi_blimbing</i>	UHI Kec. Blimbing berdasarkan satelit Sentinel	Perhitungan
25	<i>min_sukun_day</i>	Suhu minimal Kec. Sukun berdasarkan satelit Sentinel	GEE
26	<i>max_sukun_day</i>	Suhu maksimal Kec. Sukun berdasarkan satelit Sentinel	GEE
27	<i>avg_sukun_day</i>	Suhu rata-rata Kec. Sukun berdasarkan satelit Sentinel	GEE
28	<i>uhi_sukun</i>	UHI Kec. Sukun berdasarkan satelit Sentinel	Perhitungan
29	<i>min_kedungkandang_day</i>	Suhu minimal Kec. Kedungkandang berdasarkan satelit Sentinel	GEE
30	<i>max_kedungkandang_day</i>	Suhu maksimal Kec. Kedungkandang berdasarkan satelit Sentinel	GEE
31	<i>avg_kedungkandang_day</i>	Suhu rata-rata Kec. Kedungkandang berdasarkan satelit Sentinel	GEE
32	<i>uhi_kedungkandang</i>	UHI Kec. Kedungkandang berdasarkan satelit Sentinel	Perhitungan
34	<i>min_sentinel</i>	Suhu minimal Kota Malang berdasarkan satelit Sentinel	GEE
35	<i>max_sentinel</i>	Suhu maksimal Kota Malang berdasarkan satelit Sentinel	GEE
36	<i>avg_sentinel</i>	Suhu rata-rata Kota Malang berdasarkan satelit Sentinel	GEE
37	<i>uhi_sentinel</i>	UHI Kota Malang berdasarkan satelit Sentinel	Perhitungan

### 3.3.3 Data Visualisasi

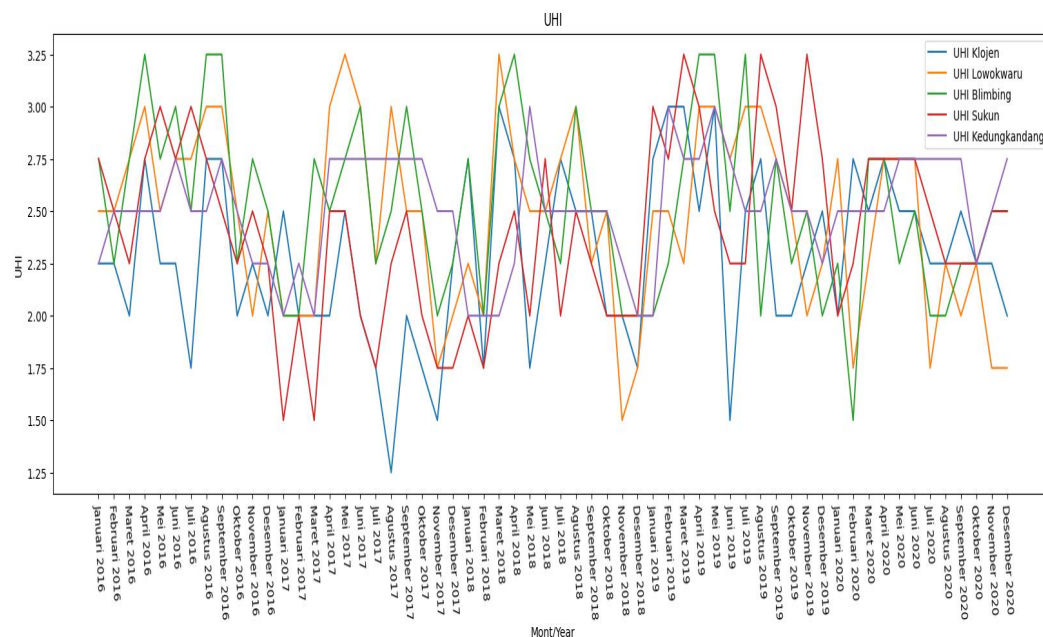
Visualisasi data adalah proses menggambarkan informasi dan data secara grafis dengan tujuan untuk memahami, menganalisis, dan mengkomunikasikan pola, tren, dan wawasan yang terkandung dalam data. Visualisasi data membantu dalam memproses informasi secara lebih efektif daripada melalui angka-angka atau teks saja.



Gambar 3.3 Grafik UHI MODIS, Sentinel dan BMKG

Pada gambar 3.4 memaparkan nilai *Urban Heat Island* yang terjadi di Kota Malang pada tahun 2016 hingga tahun 2020 dari setiap satelit yang digunakan. UHI pada satelit Sentinel bergerak secara stabil pada nilai 3 hingga 3.5, sedangkan satelit MODIS memiliki nilai yang cenderung tidak stabil pada tahun 2018. Satelit BMKG memaparkan bahwasanya nilai UHI Kota Malang mengalami kenaikan pada tahun 2019. Ketiga satelit mengalami penurunan nilai UHI pada tahun 2020 yang kemungkinan terjadi karena adanya pandemi COVID-19.





Gambar 3.4 Grafik UHI Sentinel pada setiap Kecamatan

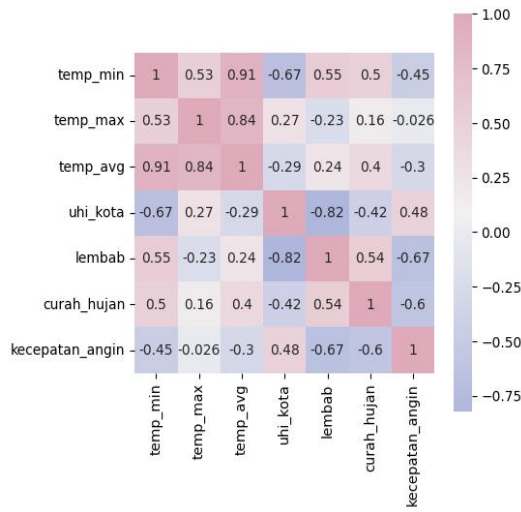
Gambar 3.5 menunjukkan nilai UHI dari setiap kecamatan yang ada di Kota Malang. Pada tahun 2016 Kecamatan Blimbing memiliki nilai UHI yang tertinggi hingga 3.25, tahun 2017 Kecamatan Lowokwaru memiliki nilai UHI tertinggi dengan nilai 3.25, tahun 2018 Kecamatan Lowokwaru dan Blimbing dengan nilai 3.25, pada tahun 2019 terjadi peningkatan pada setiap kecamatan khususnya pada Kecamatan Sukun. Berdasarkan grafik tersebut terjadi peningkatan nilai UHI pada tahun 2019 dan mengalami penurunan kembali pada tahun 2020. Seperti yang telah diketahui tahun 2020 di Indonesia mengalami pandemi Covid-19 yang menjadikan salah satu penyebab penurunan nilai UHI di Kota Malang. Hal tersebut tentunya dapat memengaruhi prediksi yang akan dilakukan. Oleh karena itu, percobaan akan dilakukan beberapa kali untuk menemukan data pada tahun berapa saja yang dapat menghasilkan prediksi dengan nilai akurasi paling tinggi.

### **3.3.4 Pemrosesan Data**

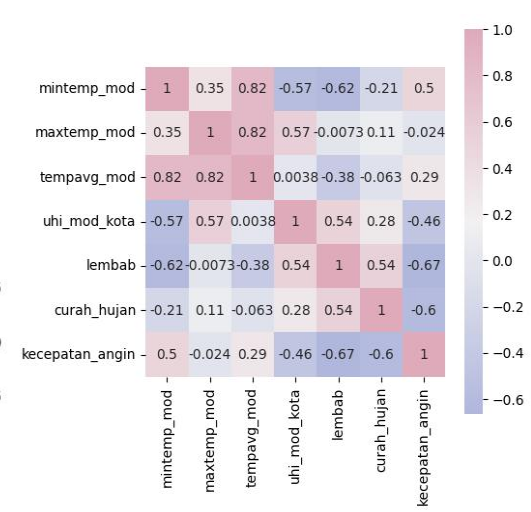
Dataset yang telah dimasukkan dan divisualisasi kemudian di proses kembali untuk memudahkan perhitungan. Inisialisasi setiap variabel yang akan dihitung menjadi langkah awal dalam pemrosesan data. Pemrosesan data berarti proses yang dilakukan untuk mengumpulkan, membersihkan, mengorganisasi, menganalisis, dan menginterpretasikan data sehingga dapat diubah menjadi informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan.

#### **3.3.4.1 Korelasi Antar Data**

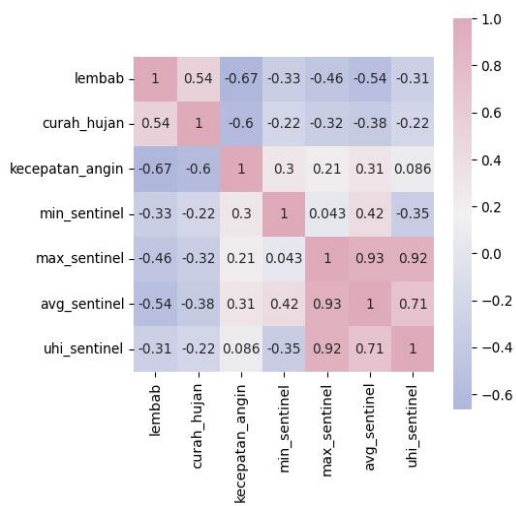
Korelasi antara data numerik mengacu pada sejauh mana dua atau lebih variabel numerik (atau set data numerik) berkaitan satu sama lain. Hal tersebut mengukur sejauh mana perubahan dalam satu variabel berhubungan dengan perubahan dalam variabel lainnya. Korelasi dapat menggambarkan apakah ada hubungan positif (ketika satu variabel naik, yang lain juga naik) atau hubungan negatif (ketika satu variabel naik, yang lain turun), atau bahkan mungkin tidak ada hubungan sama sekali. Korelasi yang terjadi pada dataset merupakan alat penting dalam analisis statistik dan data untuk memahami hubungan antara variabel-variabel numerik. Berikut merupakan korelasi pada dataset yang digunakan yang dapat membantu dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi satu sama lain dan dapat digunakan untuk memprediksi perilaku variabel.



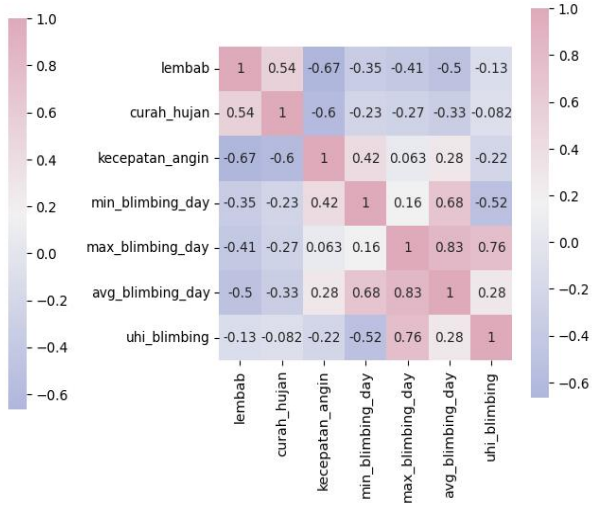
(a)



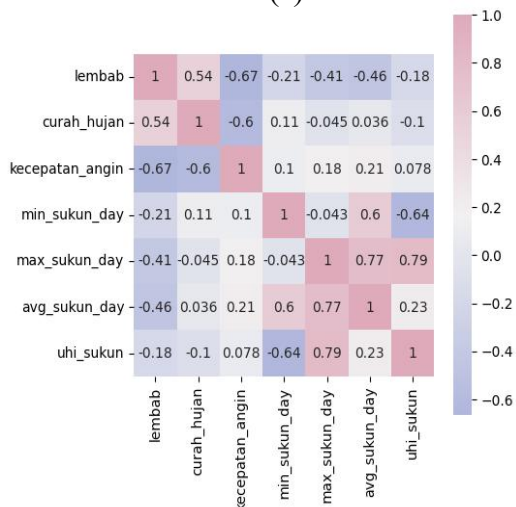
(b)



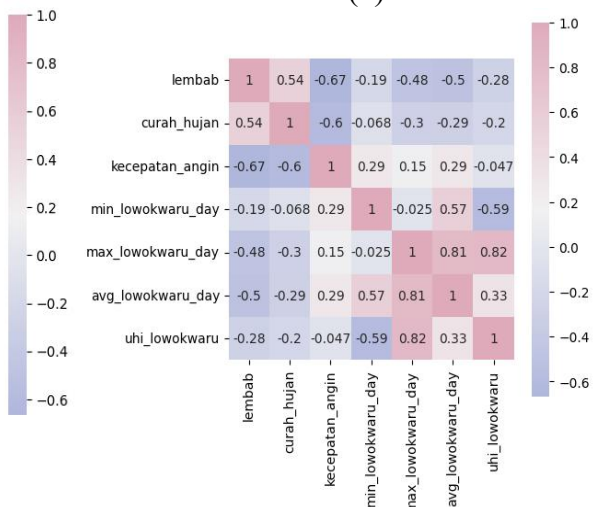
(c)



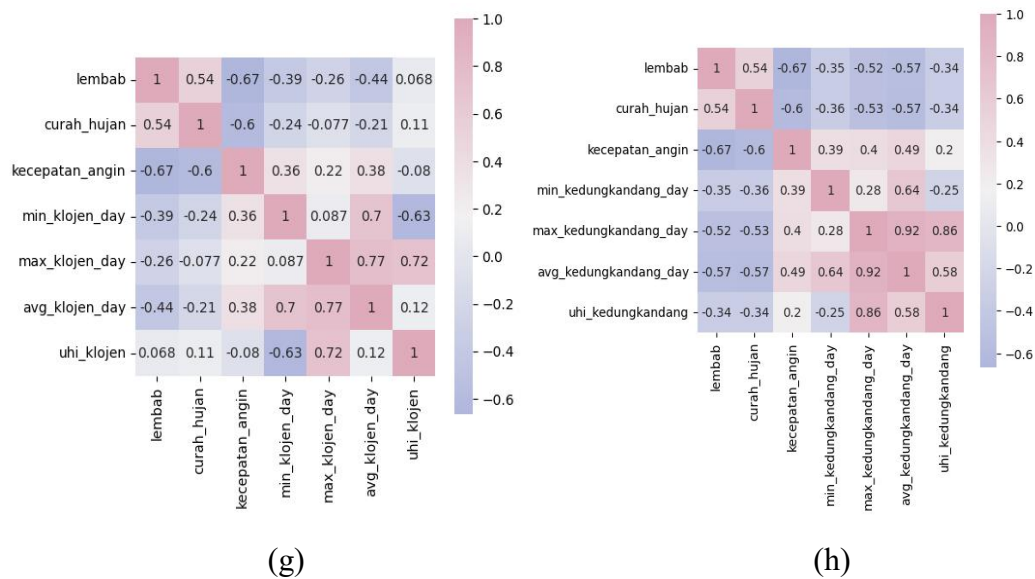
(d)



(e)



(f)



Gambar 3.5 (a) Korelasi data dengan satelit BMKG, (b) Korelasi data dengan satelit MODIS, (c) Korelasi data dengan satelit Sentinel, (d) Korelasi data pada Kecamatan Blimbing, (e) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Sukun, (f) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Lowokwaru, (g) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Klojen, (h) Korelasi data dengan satelit pada Kecamatan Kedungkandang

Gambar 3.5 menjelaskan terkait hubungan korelasi pada *heatmap* yang memaparkan tentang hubungan dalam tiap variabel yang ada. Keterangan gambar a hingga h mengartikan korelasi dari setiap satelit yang digunakan dan kecamatan di Kota Malang. Terdapat skala warna merah ke biru pada *heatmap* diatas yang memiliki arti bahwa warna merah menunjukkan korelasi yang tinggi dengan nilai 1 dan warna biru merupakan korelasi yang rendah dengan nilai -1. Nilai positif pada *heatmap* mengartikan bahwa kedua variabel tersebut senilai (ketika nilai variabel satu naik maka variabel satunya ikut naik), sedangkan nilai negatif mengartikan bahwa variabel tersebut tidak senilai (ketika nilai variabel satu naik maka variabel satunya turun). Nilai yang mendekati 0 maka berarti variabel tersebut tidak memiliki hubungan yang kuat.

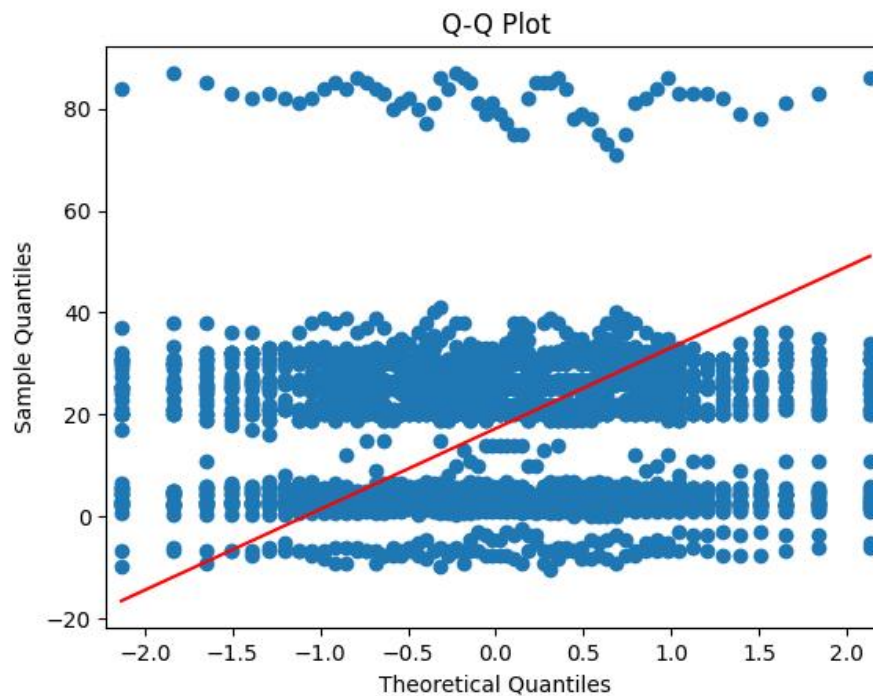
### 3.3.4.2 Normalisasi Data

Normalisasi data berarti proses mengubah nilai-nilai dalam dataset sehingga memiliki skala yang seragam atau dibawa ke dalam rentang tertentu. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa variabel-variabel dalam dataset memiliki pengaruh yang seimbang dalam analisis statistik atau pembelajaran, terutama ketika variabel-variabel memiliki rentang nilai yang berbeda-beda. Pada penelitian kali ini proses normalisasi data menggunakan model *MinMaxScaler*.

Untuk pra-pemrosesan data pada pengajaran mesin, *MinMaxScaler* adalah salah satu metode normalisasi yang paling umum digunakan. Proses tersebut meningkatkan kinerja logaritma pengajaran mesin yang sensitif terhadap skala dan menghasilkan hasil yang lebih stabil. Cara kerjanya yaitu dengan mengidentifikasi nilai minimum dan maksimum dari setiap fitur yang ada pada dataset. Menggunakan rumus transformasi seperti berikut :

$$scaled\ value = \frac{original\ value - min}{max - min} \quad (3.3)$$

Rumus tersebut mengubah setiap nilai asli menjadi nilai yang terletak dalam rentang antara 0 (jika nilai sama dengan minimum) dan 1 (jika sama dengan nilai maksimum). Nilai-nilai yang berbeda diantara minimum dan maksimum asli akan memiliki nilai antara 0 dan 1 sesuai dengan proporsinya.

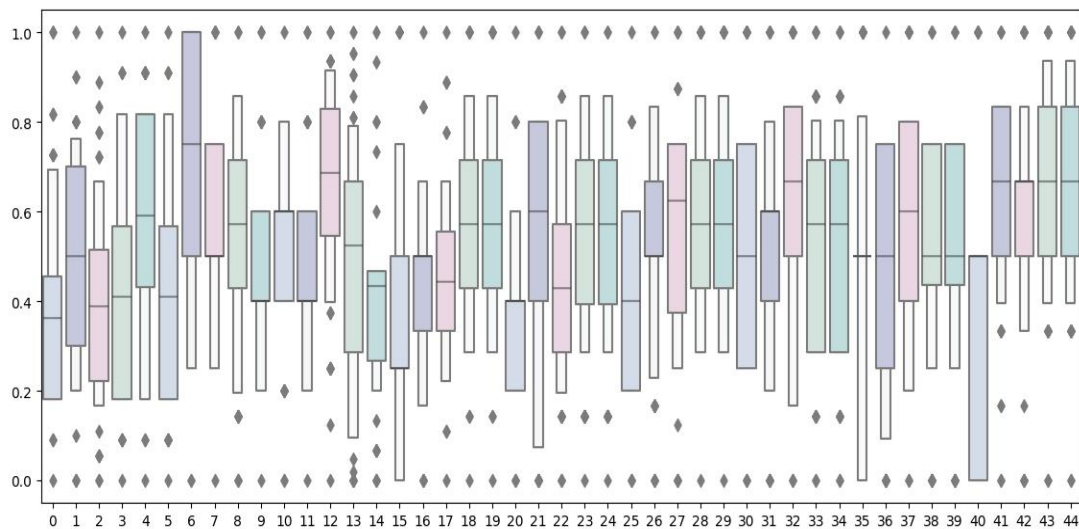


Gambar 3.6 Data tidak terdistribusi normal

Pada gambar 3.7 memaparkan nilai dataset yang digunakan merupakan data yang tidak terdistribusi normal. Hal tersebut membuat dapat terjadi outlier yang tidak menentu. Dengan penggunaan *MinMaxScaler* dimaksudkan agar dapat membuat outlier menjadi lebih tertata.

### 3.3.4.3 Deteksi *Outlier*

Deteksi *outlier* adalah proses mengidentifikasi titik data yang berbeda secara signifikan dari mayoritas data dalam suatu dataset. *Outlier* dapat memengaruhi hasil analisis statistik dan model pelatihan data. Berikut outlier yang terdapat pada dataset yang digunakan.

Gambar 3.7 *Outlier*

Deteksi *outlier* yang dihasilkan pada gambar 3.8 menjelaskan bahwa tidak terdapat *outlier* pada dataset yang telah di normalisasi. Skala warna pada gambar 3.8 mengartikan variabel dalam dataset. Dalam penelitian ini nilai *outlier* ditiadakan karena dapat mempengaruhi hasil prediksi dari *machine learning*. Jika *outlier* tidak berdasarkan fenomena yang benar maka akan memberikan gambaran yang tidak akurat.

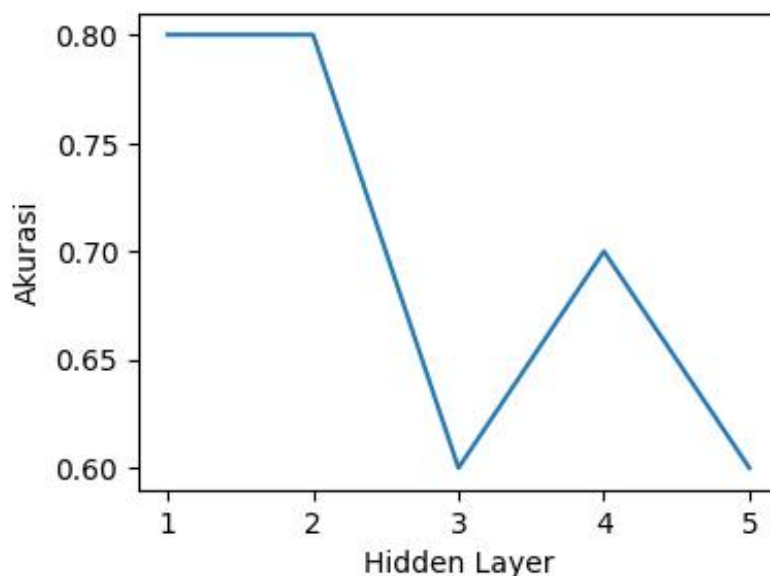
#### 3.3.4.4 Pembagian Data

Pembagian data atau *splitting data* dilakukan untuk membagi data menjadi data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk melatih model yang digunakan, sedangkan data pengujian digunakan untuk menguji apakah model yang digunakan memiliki tingkat akurasi seberapa besar dalam melakukan prediksi yang diinginkan. Selain itu, pembagian model bertujuan untuk memberikan nilai validasi dari model yang dijalankan. Nilai validasi ini

menunjukkan seberapa besar validasi model dijalankan dengan menggunakan data yang baru.

### 3.3.5 Pelatihan Data dengan Model ANN

Pemodelan ANN pada penelitian ini menggunakan skenario yang bervariasi. Tujuannya adalah untuk memaksimalkan tingkat akurasi berdasarkan sumber satelit yang digunakan. Skenario pertama yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan variabel data tahun 2016 hingga tahun 2020 berdasarkan data dari satelit MODIS dan faktor pendorongnya. Peneliti menggunakan 2 *hidden layer* dikarenakan telah melakukan uji coba terhadap dataset dan membandingkan jumlah *hidden layer* dari 1 hingga 5 dan menghasilkan hasil maksimal pada *hidden layer* berjumlah 2.



Gambar 3.8 Perbandingan akurasi antar *hidden layer*

Pada gambar tersebut menampilkan perbandingan nilai akurasi dari *hidden layer* 1 hingga 5. Hasil akurasi tertinggi terdapat pada *hidden layer* 1 dan 2, sedangkan *hidden layer* 3, 4, dan 5 menunjukkan nilai akurasi yang lebih rendah.



Hasil tersebut menjadikan dasar peneliti untuk berfokus pada jumlah *hidden layer* 1 dan 2 dalam pemodelan yang akan digunakan.

Tabel 3.2 Skenario percobaan

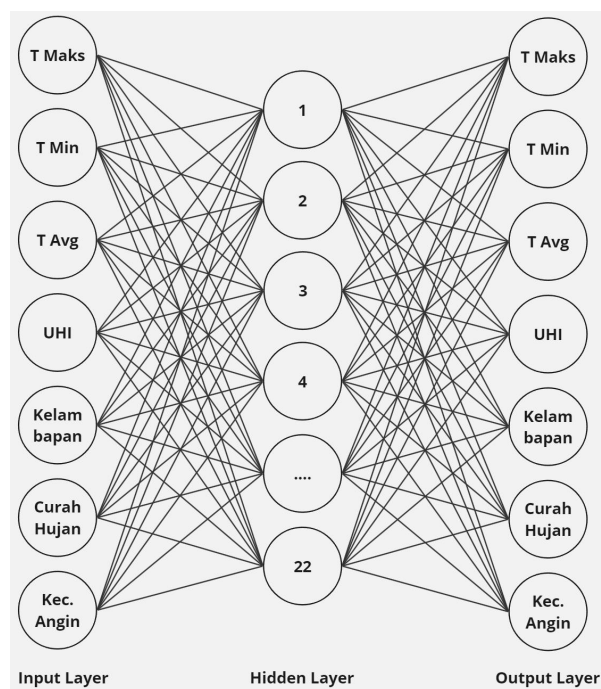
No.	Satelit	<i>Hidden Layer</i>	<i>Neuron hidden layer</i>	<i>Epoch</i>
1.	MODIS	1	22	200
		2	22,12	200
		1	22	1000
		2	22, 12	1000
2.	BMKG	1	22	200
		2	22,12	200
		1	22	1000
		2	22, 12	1000
3.	Sentinel	1	22	200
		2	22,12	200
		1	22	1000
		2	22, 12	1000
4.	Sentinel tiap Kecamatan	1	22	200
		2	22,12	200
		1	22	1000
		2	22, 12	1000

Kostas Gobakis (2011) dalam penelitiannya menerapkan fungsi pelatihan model menggunakan 1 sampai 3 *hidden layer* dan pada setiap *layer*-nya memiliki 20 hingga 40 *neuron* yang terkandung di dalamnya. Sedangkan pada penelitian Himan Nourbakhsh (2013) menggunakan rentang parameter tinggi dan rendah 100 hingga 10.000 untuk mencari nilai yang optimal.

Pada penelitian ini menggunakan *hidden layer* 1 dan 2 yang bertujuan membuat model se-sederhana mungkin agar didapatkan model yang ringkas. Kemudian *epoch* yang sebesar 200 dan 1000 dimaksudkan dapat menjadi perbandingan apakah banyak sedikitnya jumlah *epoch* akan berbanding lurus dengan tingkat akurasi.

### 3.3.5.1 Satelit MODIS

Pembuatan model pertama menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Data yang digunakan adalah data dari satelit MODIS berupa suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, dan kemudian data pendukung berupa data kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin.



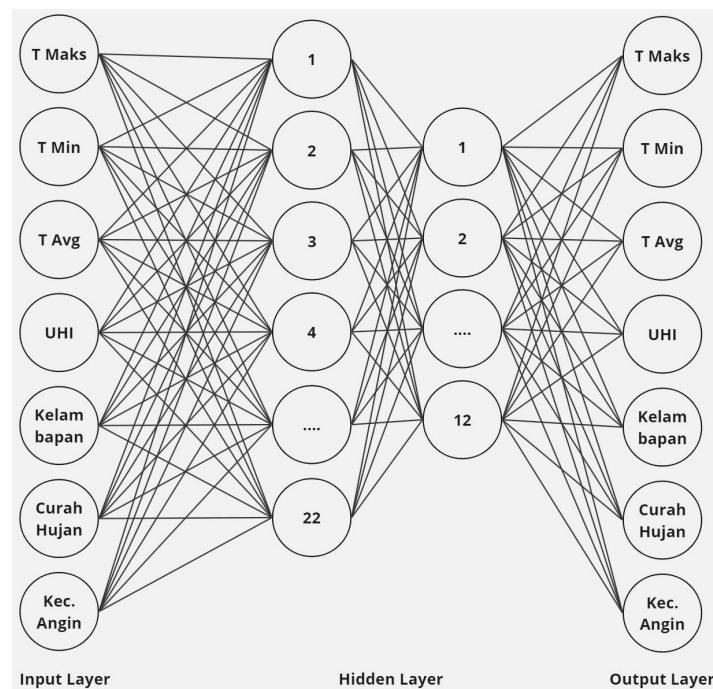
Gambar 3.9 Arsitektur skenario pertama satelit MODIS

Parameter pada skenario pertama menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model pertama terangkum pada tabel 3.3.

Tabel 3.3 Parameter model pertama

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-dua yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.10 Arsitektur skenario ke-dua satelit MODIS

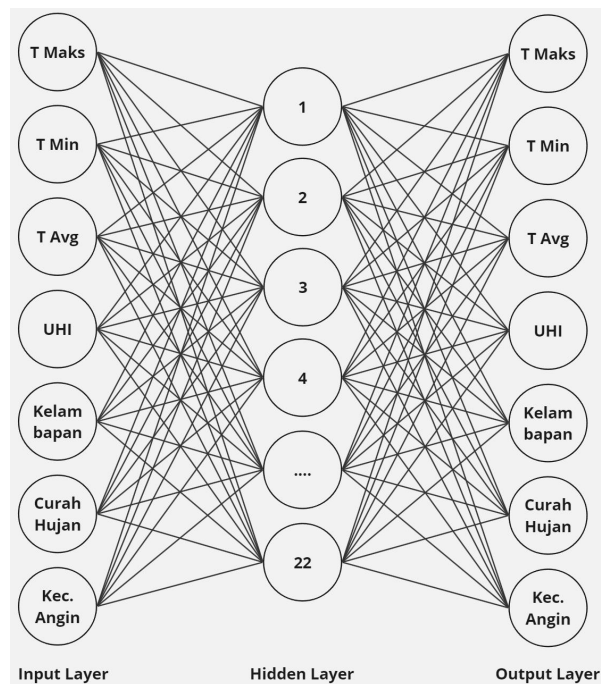
Parameter pada skenario dua menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-dua terangkum pada tabel 3.4.

Tabel 3.4 Parameter model kedua

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12

Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>
-----------------	----------------------

Skenario ke-tiga yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Perbedaan hanya di jumlah *epoch* untuk menunjukkan perbandingan dari variasi jumlah *epoch*.



Gambar 3.11 Arsitektur skenario ke-tiga satelit MODIS

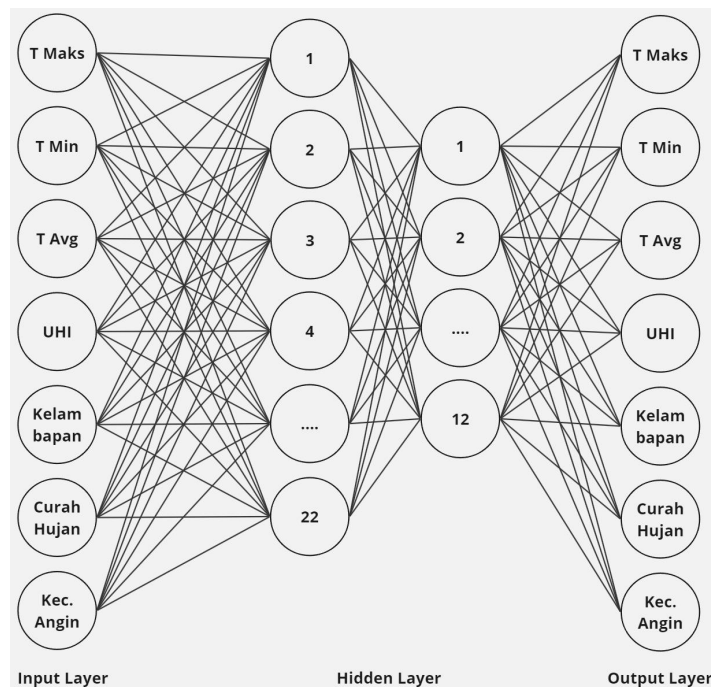
Parameter pada skenario tiga menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-tiga terangkum pada tabel 3.5.

Tabel 3.5 Parameter model ketiga

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22

Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>
-----------------	----------------------

Skenario ke-empat yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.12 Arsitektur skenario ke-empat satelit MODIS

Parameter pada skenario empat menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-empat terangkum pada tabel 3.6.

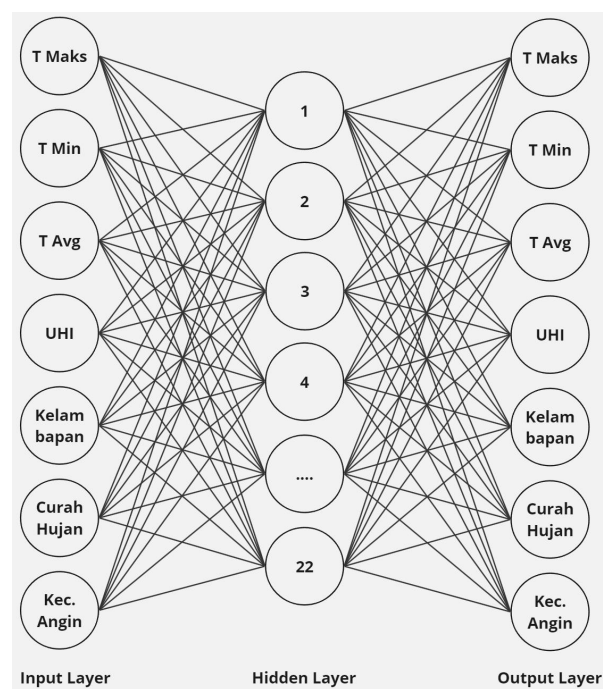
Tabel 3.6 Parameter model keempat

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000

<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

### 3.3.5.2 Satelit BMKG

Pembuatan model pertama menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Data yang digunakan adalah data dari satelit BMKG berupa suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, dan kemudian data pendukung berupa data kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin.



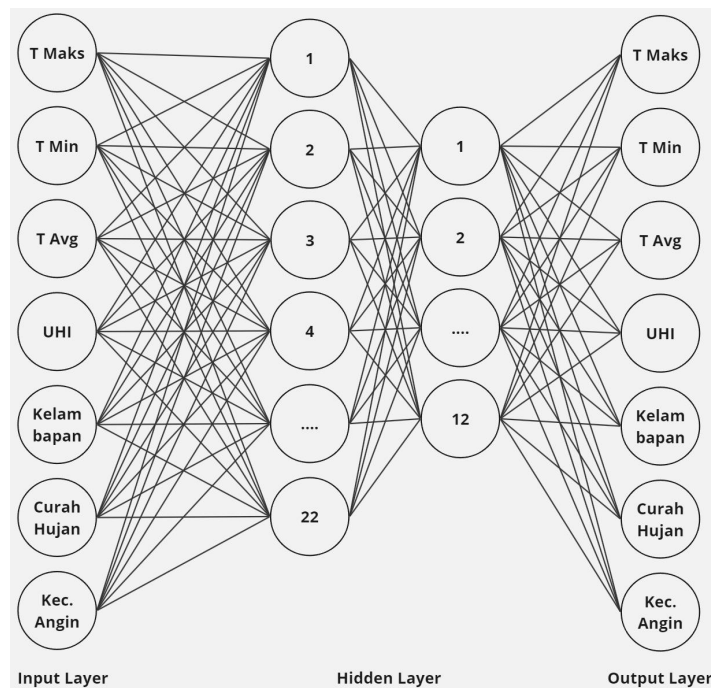
Gambar 3.13 Arsitektur skenario pertama satelit BMKG

Parameter pada skenario pertama menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model pertama terangkum pada tabel 3.7.

Tabel 3.7 Parameter model pertama

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-dua yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.14 Arsitektur skenario ke-dua satelit BMKG

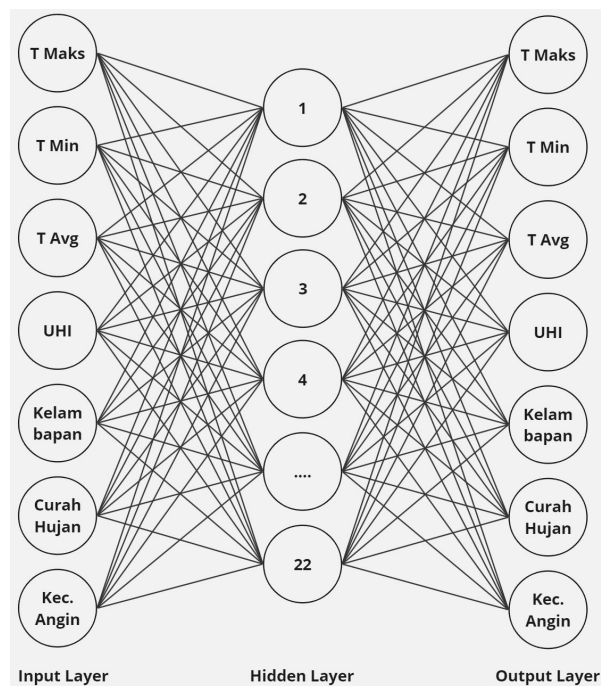
Parameter pada skenario dua menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*,

*epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-dua terangkum pada tabel 3.8.

Tabel 3.8 Parameter model kedua

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-tiga yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Perbedaan hanya di jumlah *epoch* untuk menunjukkan perbandingan dari variasi jumlah *epoch*.



Gambar 3.15 Arsitektur skenario ke-tiga satelit BMKG

Parameter pada skenario tiga menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch*

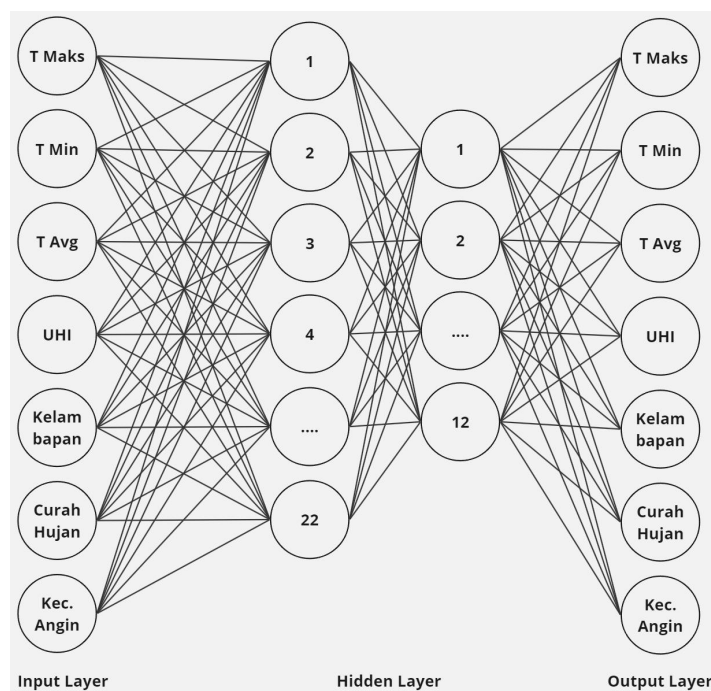


sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-tiga terangkum pada tabel 3.9.

Tabel 3.9 Parameter model ketiga

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-empat yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.16 Arsitektur skenario ke-empat satelit BMKG

Parameter pada skenario empat menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan,

dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*.

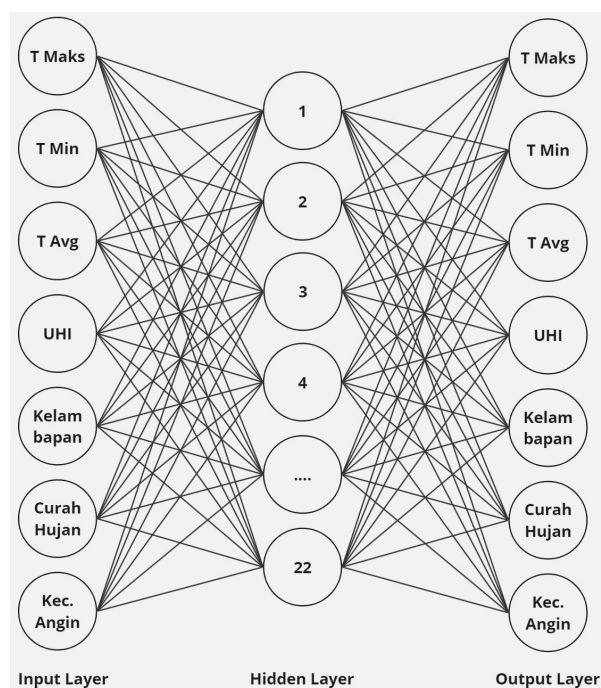
Parameter model ke-empat terangkum pada tabel 3.10.

Tabel 3.10 Parameter model keempat

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

### 3.3.5.3 Satelit Sentinel

Pembuatan model pertama menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Data yang digunakan adalah data dari satelit Sentinel berupa suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, dan kemudian data pendukung berupa data kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin.



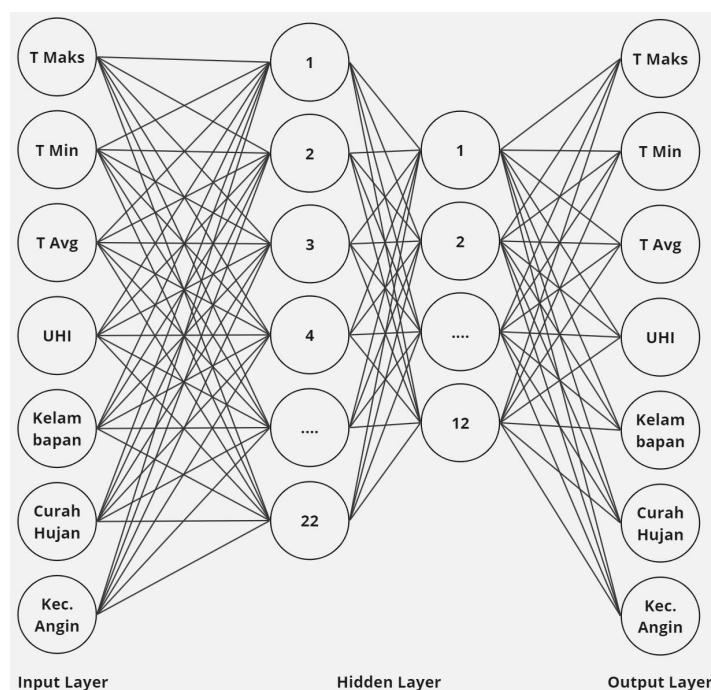
Gambar 3.17 Arsitektur skenario pertama satelit Sentinel

Parameter pada skenario pertama menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model pertama terangkum pada tabel 3.11.

Tabel 3.11 Parameter model pertama

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-dua yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



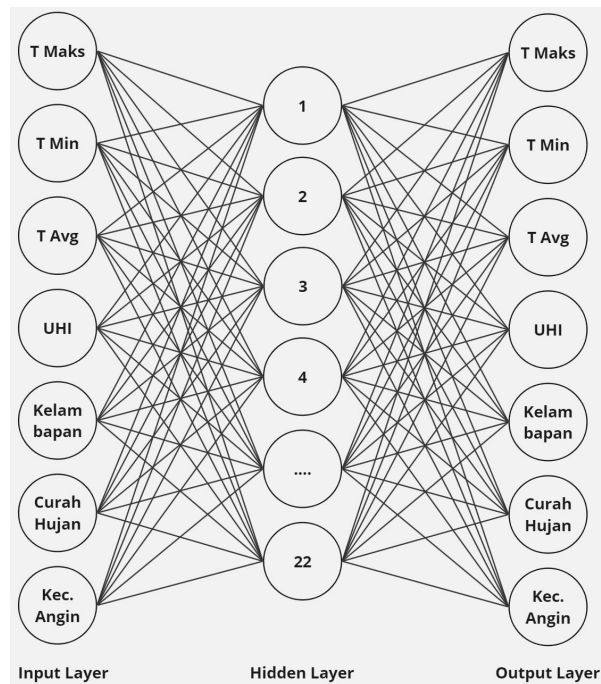
Gambar 3.18 Arsitektur skenario ke-dua satelit Sentinel

Parameter pada skenario dua menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-dua terangkum pada tabel 3.12.

Tabel 3.12 Parameter model kedua

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-tiga yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Perbedaan hanya di jumlah *epoch* untuk menunjukkan perbandingan dari variasi jumlah *epoch*.



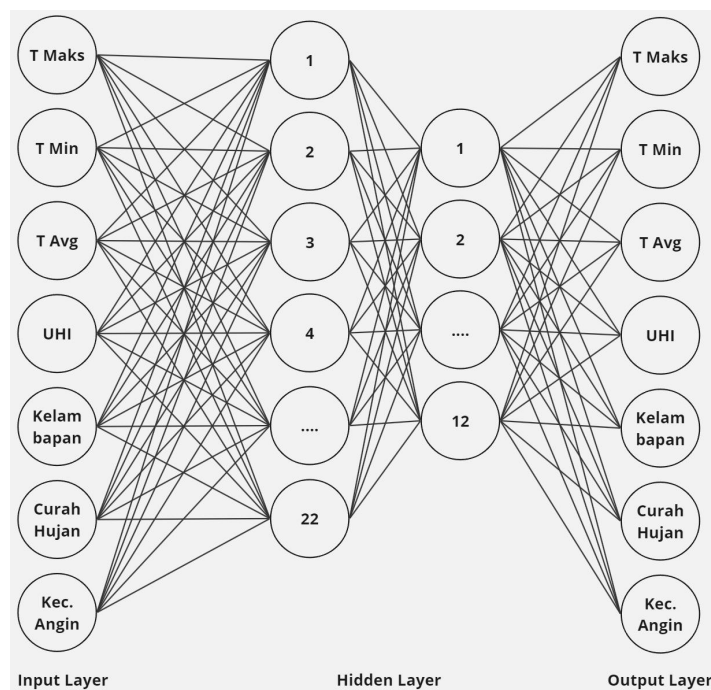
Gambar 3.19 Arsitektur skenario ke-tiga satelit Sentinel

Parameter pada skenario tiga menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-tiga terangkum pada tabel 3.13.

Tabel 3.13 Parameter model ketiga

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-empat yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.20 Arsitektur skenario ke-empat satelit Sentinel

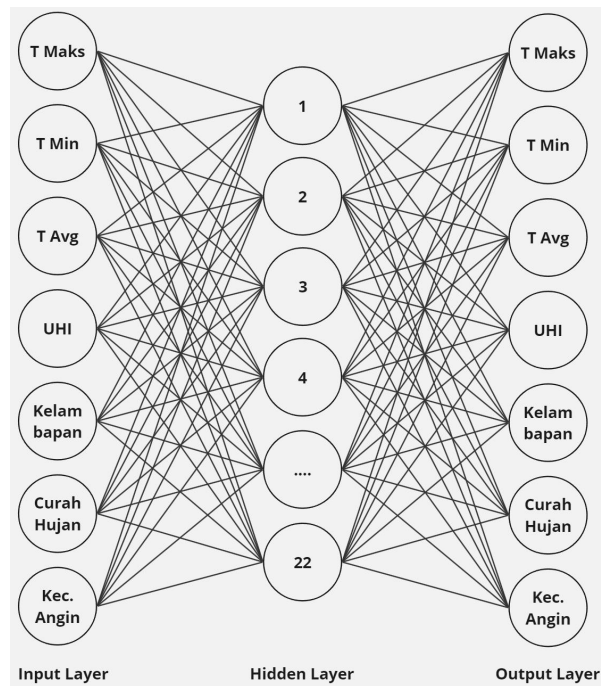
Parameter pada skenario empat menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-empat terangkum pada tabel 3.14.

Tabel 3.14 Parameter model keempat

<b>Parameter</b>	<b>Nilai</b>
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

#### **3.3.5.4 Satelit Sentinel Tiap Kecamatan**

Selanjutnya Skenario pemodelan berdasarkan kecamatan di Kota Malang menggunakan data satelit Sentinel. Pembuatan model pertama menggunakan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Data yang digunakan adalah data dari satelit Sentinel berupa suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, dan kemudian data pendukung berupa data kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin.



Gambar 3.21 Arsitektur skenario pertama tiap kecamatan

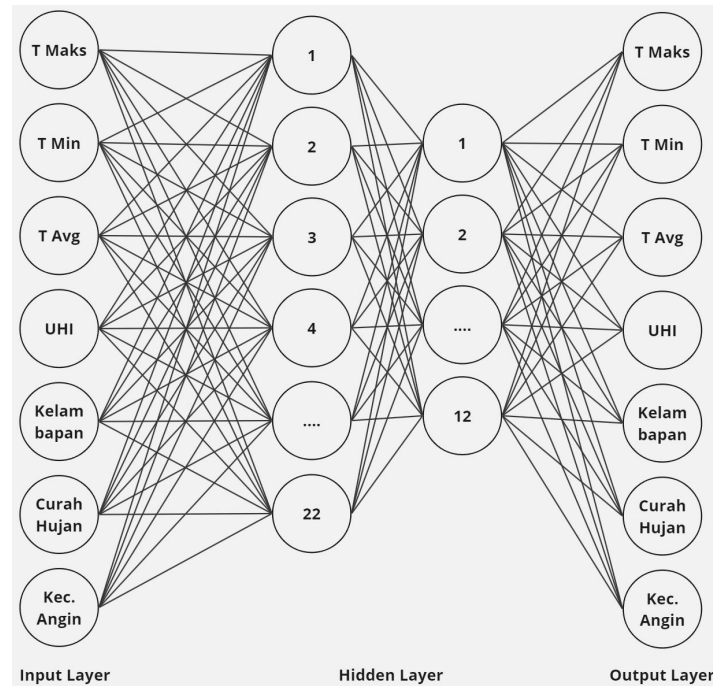
Parameter pada skenario pertama menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model pertama terangkum pada tabel 3.15.

Tabel 3.15 Parameter model pertama

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-dua yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk

menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.22 Arsitektur skenario ke-dua tiap kecamatan

Parameter pada skenario dua menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 200, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-dua terangkum pada tabel 3.16.

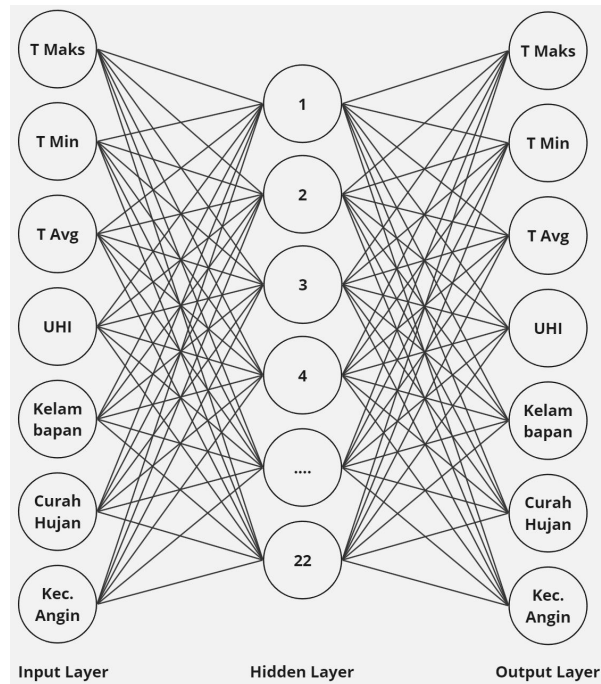
Tabel 3.16 Parameter model kedua

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-tiga yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan 1



*input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Perbedaan hanya di jumlah *epoch* untuk menunjukkan perbandingan dari variasi jumlah *epoch*.



Gambar 3.23 Arsitektur skenario ke-tiga tiap kecamatan

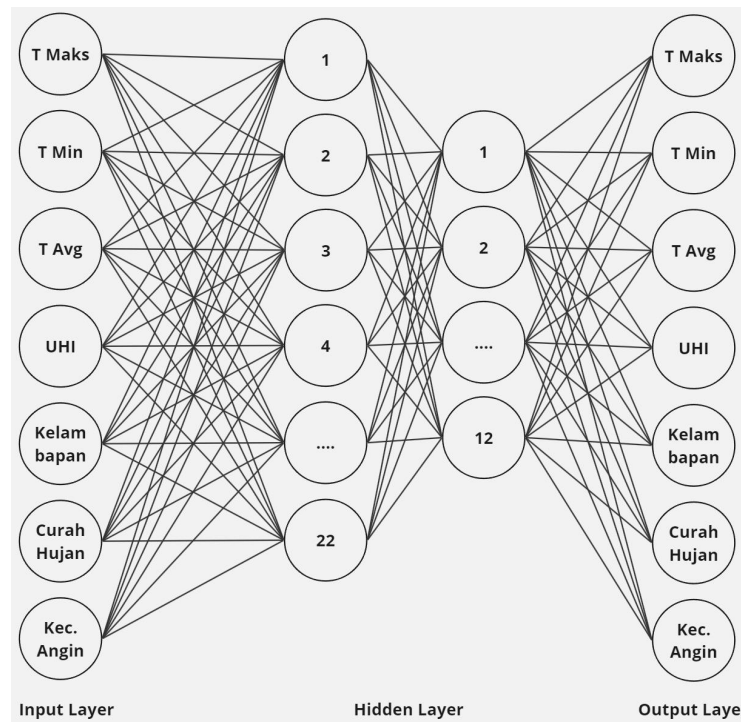
Parameter pada skenario tiga menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 1 *hidden layer* dengan 22 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-tiga terangkum pada tabel 3.17.

Tabel 3.17 Parameter model ketiga

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron</i> pada hidden layer	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Skenario ke-empat yaitu pemodelan dibuat dengan menggunakan data yang sama pada skenario pertama. Pembuatan model kedua kali ini menggunakan

1 *input layer*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pemodelan ini bertujuan untuk menunjukkan perbedaan jumlah *hidden layer* dapat memengaruhi prediksi yang dihitung.



Gambar 3.24 Arsitektur skenario ke-empat tiap kecamatan tiap kecamatan

Parameter pada skenario empat menggunakan menggunakan nilai input suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata, nilai UHI, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin dengan penggunaan 2 *hidden layer* dengan 22 dan 12 *neuron*, *epoch* sebesar 1000, dan fungsi aktivasi menggunakan *relu* dan *sigmoid*. Parameter model ke-empat terangkum pada tabel 3.18.

Tabel 3.18 Parameter model keempat

Parameter	Nilai
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	22
<i>Neuron pada hidden layer 2</i>	12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

### 3.3.6 Pengujian Akurasi

Setiap skenario pemodelan akan melalui tahapan pengujian akurasi. Pengujian akurasi merupakan proses untuk mengukur sejauh mana model yang dikembangkan mampu melakukan prediksi atau pengambilan keputusan dengan benar atau akurat. Pengujian akurasi skenario pemodelan dengan menghitung *training & validation loss*, dan *training & validation accuracy*.

#### A. *Training & Validation Loss*

*Training loss* mengukur sejauh mana model salah dalam membuat prediksi pada data latihan dibandingkan dengan nilai target yang sebenarnya. Tujuan utama dari *training loss* adalah untuk membantu model Anda mengidentifikasi pola dalam data pelatihan dan mengarahkan model untuk meminimalkan kesalahan dalam prediksi pada data tersebut. Selama pelatihan, model berusaha untuk meminimalkan *training loss* dengan menyesuaikan parameter-parameter agar hasil prediksinya lebih mendekati target sebenarnya. *Validation loss* mengukur sejauh mana model Anda salah dalam membuat prediksi pada data validasi yang tidak digunakan selama pelatihan. Data validasi digunakan untuk mengukur kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini membantu mengidentifikasi apakah model cenderung mengalami *overfitting* (ketika model cocok terlalu baik dengan data pelatihan tetapi tidak dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru). Tujuan dari *validation loss* adalah untuk mengidentifikasi titik di mana model memiliki kinerja terbaik pada data yang tidak digunakan selama pelatihan. Ini digunakan untuk menghentikan

pelatihan atau *early stopping* jika *validation loss* mulai meningkat, yang dapat mengindikasikan *overfitting*.

#### B. *Training & Validation Accuracy*

*Training accuracy* mengukur sejauh mana model benar dalam membuat prediksi pada data latihan dibandingkan dengan nilai target yang sebenarnya. Tujuan utama dari *training accuracy* adalah untuk memberikan informasi tentang sejauh mana model mampu mempelajari pola dalam data pelatihan. *Training accuracy* tinggi menunjukkan bahwa model dapat cocok dengan data pelatihan dengan baik. *Validation accuracy* mengukur sejauh mana model benar dalam membuat prediksi pada data validasi yang tidak digunakan selama pelatihan. Data validasi digunakan untuk mengukur kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tujuan dari *validation accuracy* untuk memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*. *Overfitting* terjadi ketika model cocok terlalu baik dengan data pelatihan tetapi tidak dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru. Jika *training accuracy* tinggi tetapi *validation accuracy* rendah, ini adalah indikasi *overfitting*.

## BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN

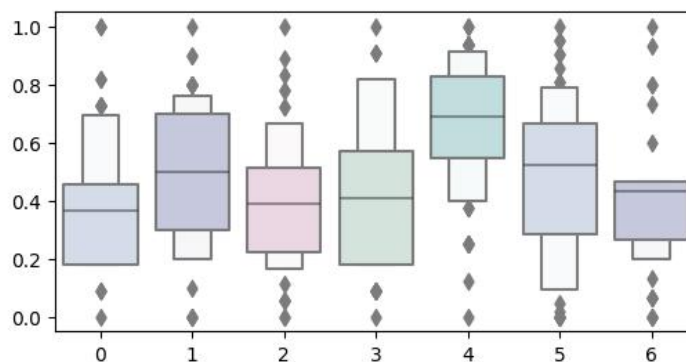
### 4.1 Uji Coba

Proses uji coba dilakukan dengan berbagai skenario pelatihan model. Skenario yang bervariasi menciptakan nilai akurasi yang berbeda pula. Hal tersebut bertujuan untuk menentukan model skenario mana yang terbaik dalam menentukan prediksi nilai UHI yang dihitung. Uji coba dengan skenario terakhir diharapkan dapat menghasilkan nilai akurasi yang paling besar. Karena pada skenario terakhir variabel percobaan yang digunakan adalah hasil analisa dari skenario sebelumnya. Proses skenario dilakukan mulai dari pemrosesan awal data hingga pengujian akurasi.

#### 4.1.1 Satelit MODIS

##### 4.1.1.1 Skenario 1

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



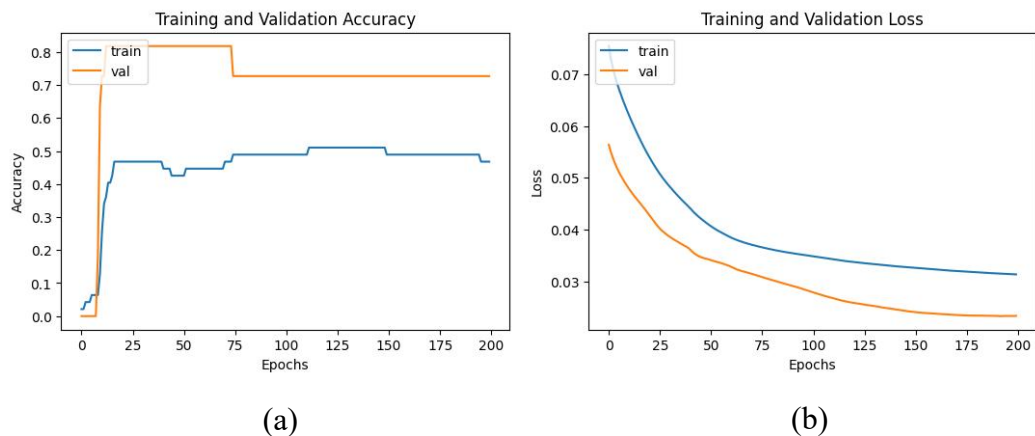
Gambar 4.1 *Outlier*

Pengujian skenario 1 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.1. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.1 Parameter skenario 1 satelit MODIS

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu minimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata satelit MODIS (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang satelit MODIS</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.2 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan , (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 1. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.03$ , sedangkan pada data uji berhenti pada

nilai  $\pm 0.025$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.5, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.7.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

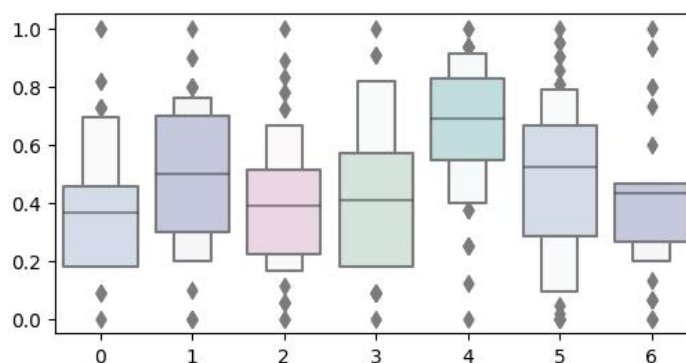
accuracy: 72.73%
```

Gambar 4.3 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 1 sebesar 72.73%.

#### 4.1.1.2 Skenario 2

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



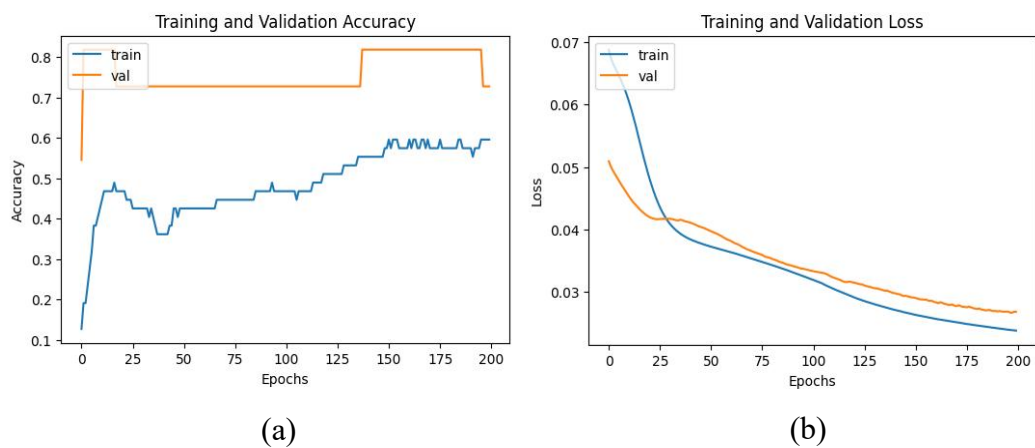
Gambar 4.4 Outlier

Pengujian skenario 2 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.2. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.2 Parameter skenario 2 satelit MODIS

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu minimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata satelit MODIS (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang satelit MODIS</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.5 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 2. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.02$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih



tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.02$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.6, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.7.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

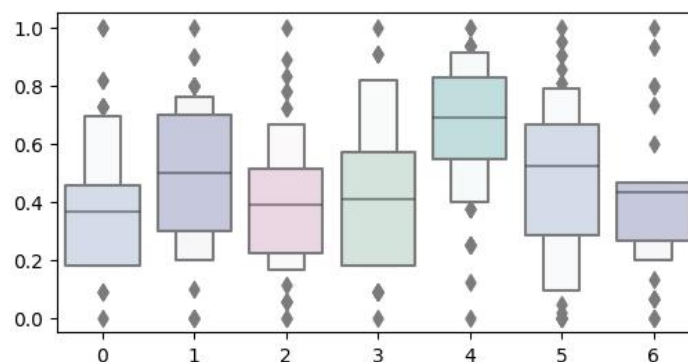
accuracy: 72.73%
```

Gambar 4.6 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 2 sebesar 72.73%.

#### 4.1.1.3 Skenario 3

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



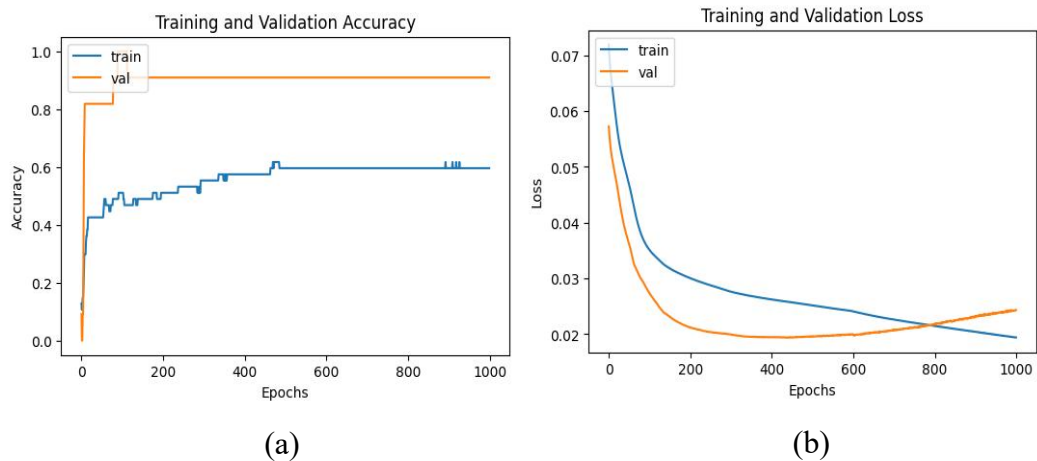
Gambar 4.7 Outlier

Pengujian skenario 3 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.3. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.3 Parameter skenario 3 satelit MODIS

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu minimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata satelit MODIS (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang satelit MODIS</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.8 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 3. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga 0.02, sedangkan pada data uji berhenti lebih

tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.02$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.6, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.9.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

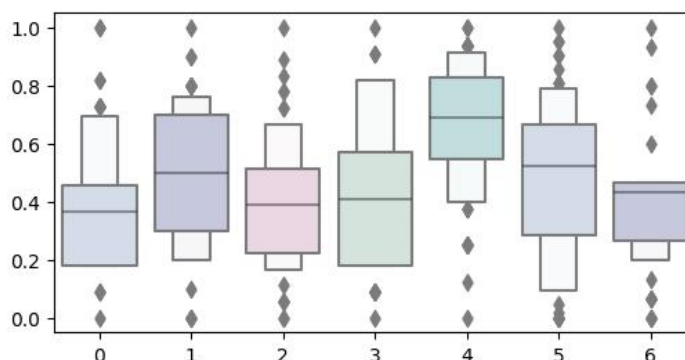
accuracy: 90.91%
```

Gambar 4.9 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 3 sebesar 90.91%.

#### 4.1.1.4 Skenario 4

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



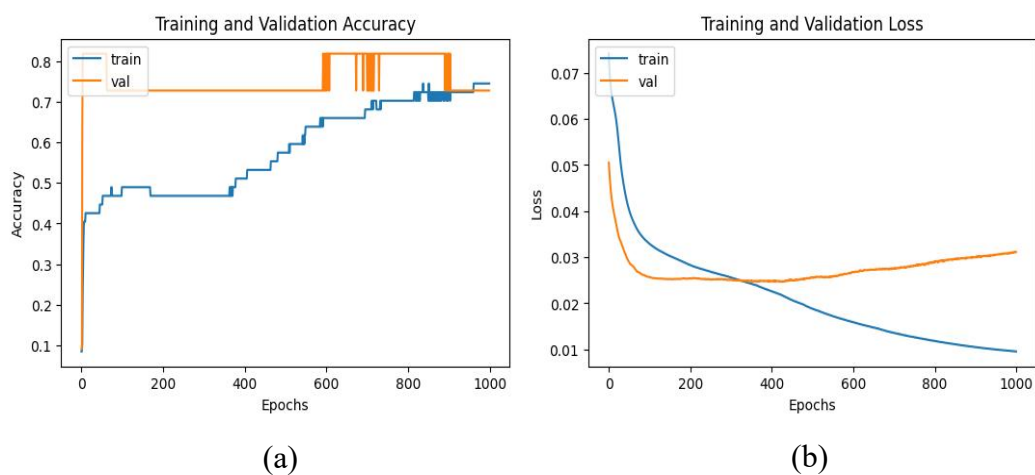
Gambar 4.10 Outlier

Pengujian skenario 4 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.4. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.4 Parameter skenario 4 satelit MODIS

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu minimal satelit MODIS (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata satelit MODIS (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang satelit MODIS</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.11 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 4. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss*

dari data latih menyentuh hingga 0.01, sedangkan pada data uji berhenti lebih tinggi lagi yaitu pada nilai 0.03 pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.7, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.7.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

accuracy: 72.73%
```

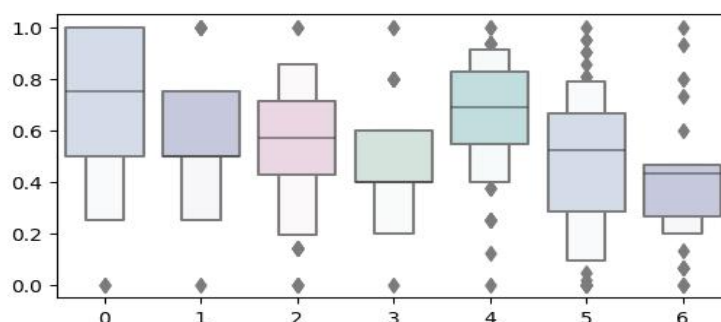
Gambar 4.12 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 4 sebesar 72.73%.

## 4.1.2 Satelit BMKG

### 4.1.2.1 Skenario 1

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



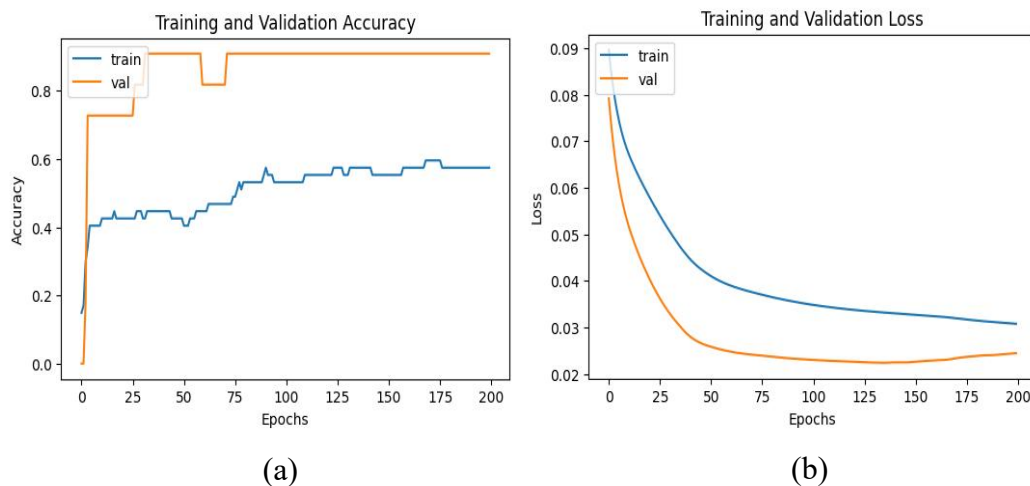
Gambar 4.13 Outlier

Pengujian skenario 1 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.5. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.5 Parameter skenario 1 satelit BMKG

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal BMKG(°C)</li> <li>• Suhu minimal BMKG (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata BMKG (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang BMKG</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.14 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 1. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.03$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih

rendah lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.02$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.5, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.9.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

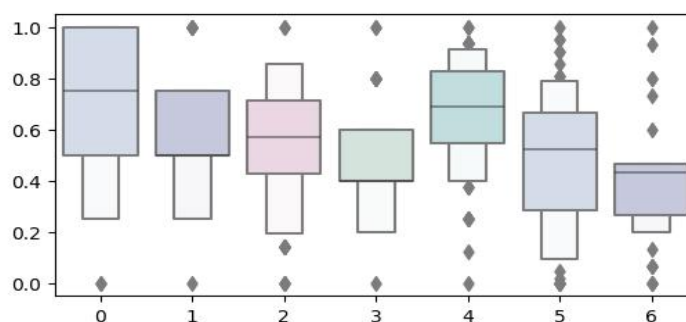
accuracy: 90.91%
```

Gambar 4.15 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 1 sebesar 90.91%.

#### 4.1.2.2 Skenario 2

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



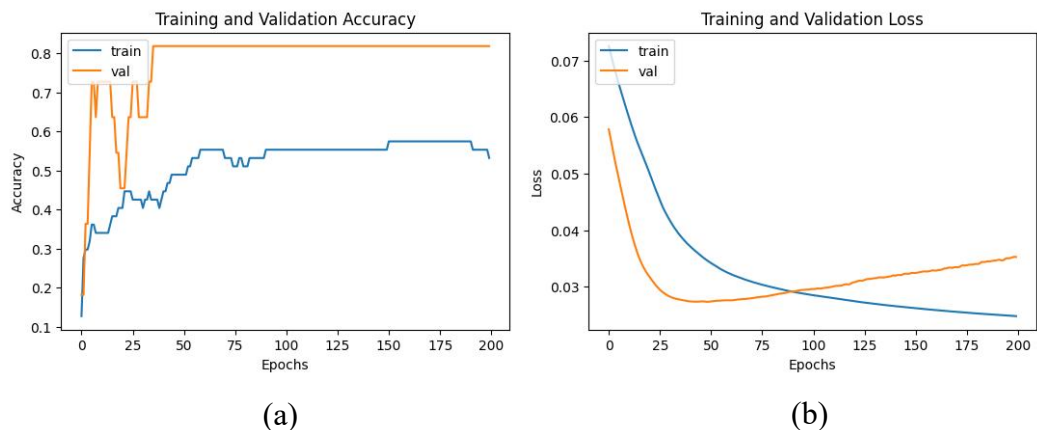
Gambar 4.16 Outlier

Pengujian skenario 2 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.6. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.6 Parameter skenario 2 satelit BMKG

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal BMKG(°C)</li> <li>• Suhu minimal BMKG (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata BMKG (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang BMKG</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.17 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 2. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.02$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih



tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.03$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.5, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.8.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

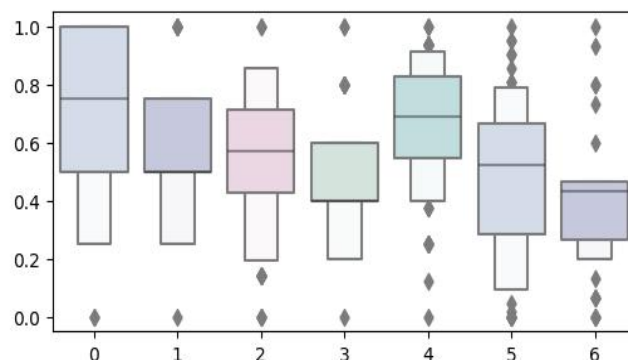
accuracy: 81.82%
```

Gambar 4.18 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 2 sebesar 81.82%.

### 4.1.2.3 Skenario 3

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



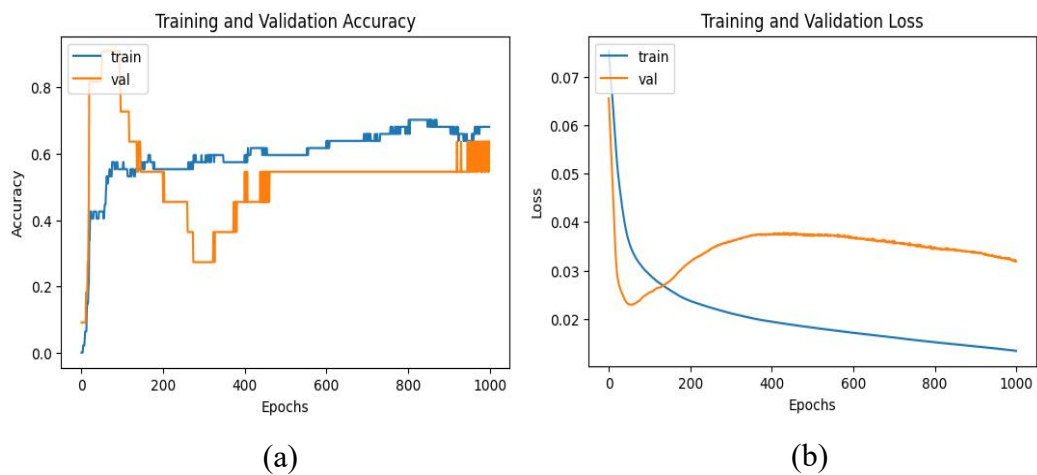
Gambar 4.19 Outlier

Pengujian skenario 3 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.7. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.7 Parameter skenario 3 satelit BMKG

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal BMKG(°C)</li> <li>• Suhu minimal BMKG (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata BMKG (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang BMKG</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.20 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 3. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.01$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih

tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.03$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.7, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.6.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

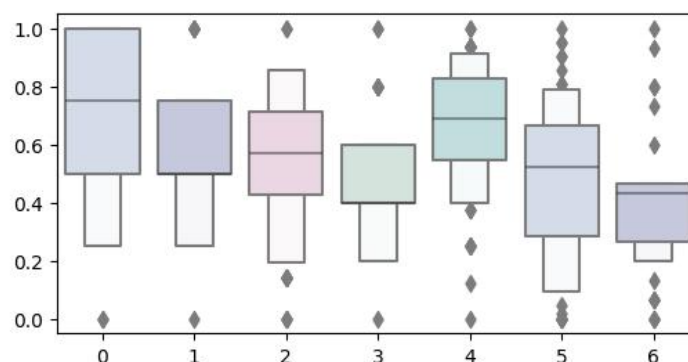
accuracy: 63.64%
```

Gambar 4.21 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 3 sebesar 63.64%.

#### 4.1.2.4 Skenario 4

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



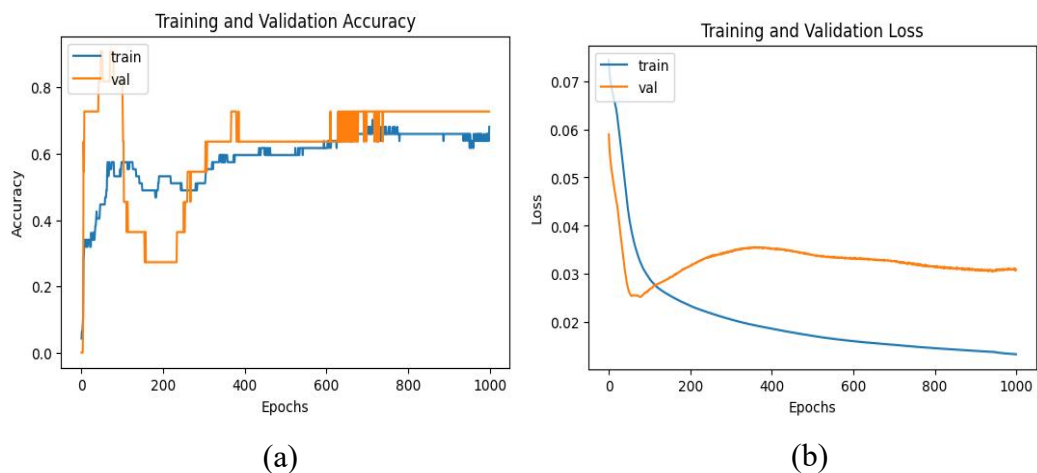
Gambar 4.22 Outlier

Pengujian skenario 4 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.8. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.8 Parameter skenario 4 satelit BMKG

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal BMKG(°C)</li> <li>• Suhu minimal BMKG (°C)</li> <li>• Suhu rata-rata BMKG (°C)</li> <li>• UHI Kota Malang BMKG</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.23 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 4. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.01$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih

tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.03$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.6, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.7.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))
```

accuracy: 72.73%

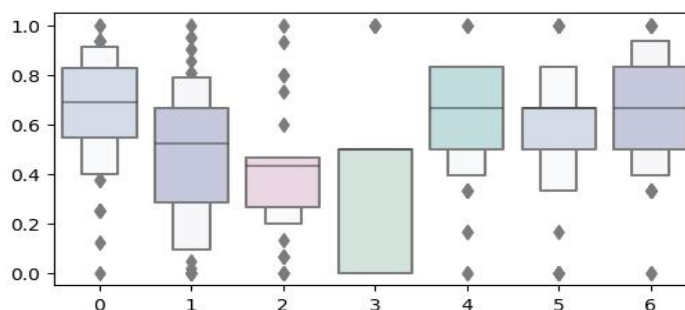
Gambar 4.24 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 4 sebesar 72.73%.

### 4.1.3 Satelit Sentinel

#### 4.1.3.1 Skenario 1

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



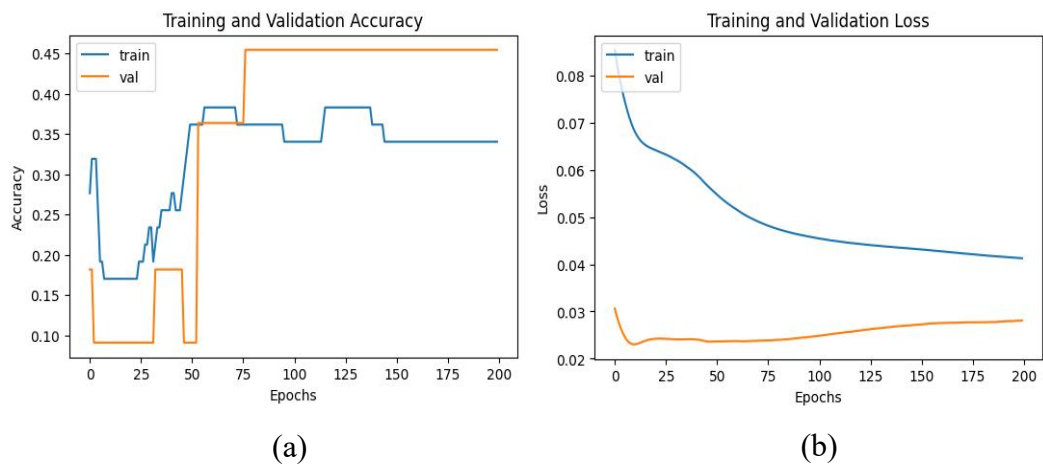
Gambar 4.25 Outlier

Pengujian skenario 1 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.9. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.9 Parameter skenario 1 satelit Sentinel

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu minimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Satelit Sentinel</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.26 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 1. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.04$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih

tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.03$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.35, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.45.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

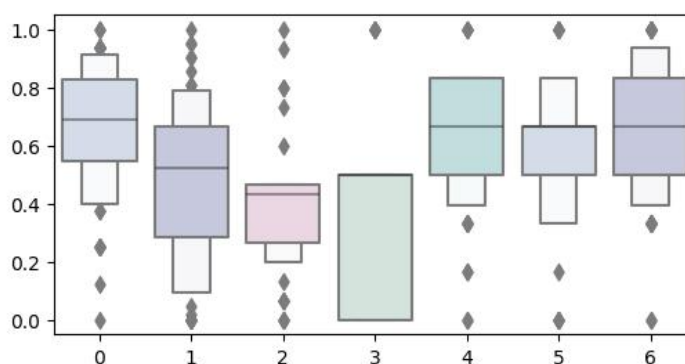
accuracy: 45.45%
```

Gambar 4.27 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 1 sebesar 45.45%.

#### 4.1.3.2 Skenario 2

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



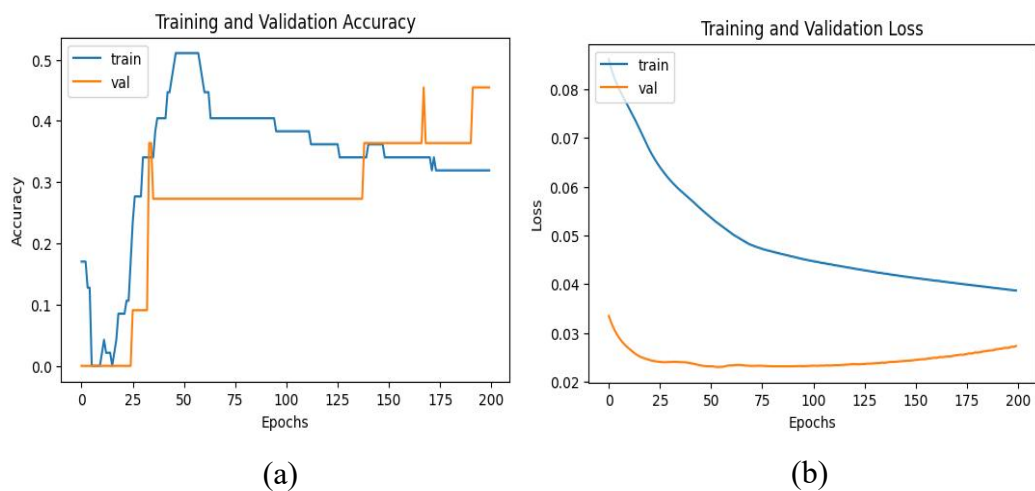
Gambar 4.28 Outlier

Pengujian skenario 2 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.10. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.10 Parameter skenario 2 satelit Sentinel

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu minimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Satelit Sentinel</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.29 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 2. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.04$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih



tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.03$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.3, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.4.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))
```

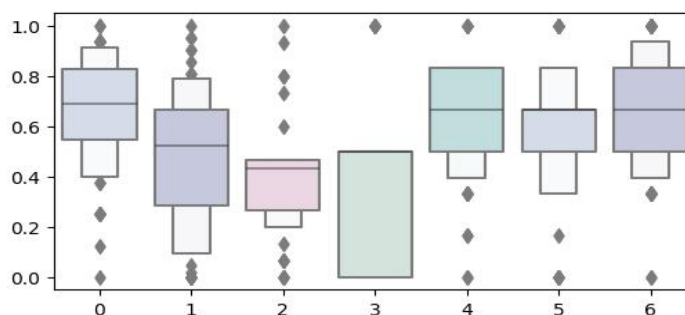
```
accuracy: 45.45%
```

Gambar 4.30 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 2 sebesar 45.45%.

#### 4.1.3.3 Skenario 3

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



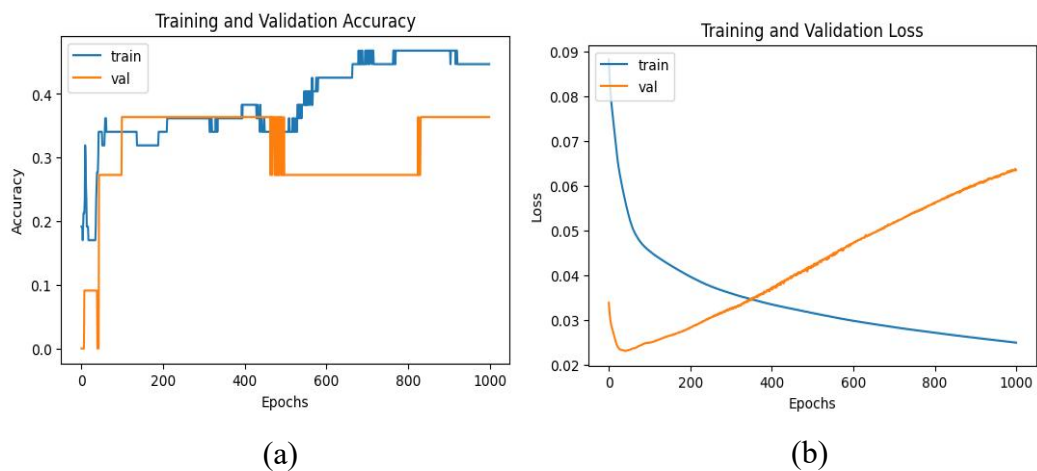
Gambar 4.31 Outlier

Pengujian skenario 3 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.11. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.11 Parameter skenario 3 satelit Sentinel

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu minimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Satelit Sentinel</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.32 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 3. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.02$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih

tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.06$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.4, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.3.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

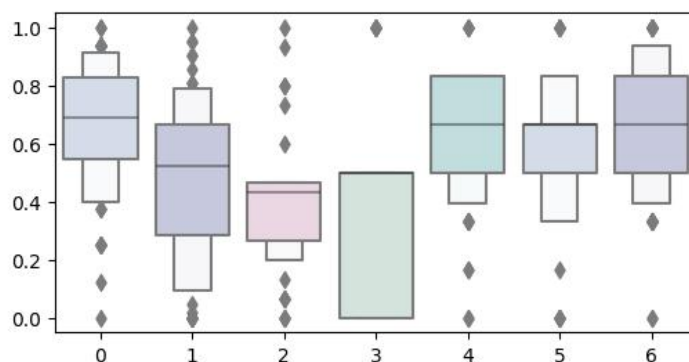
accuracy: 36.36%
```

Gambar 4.33 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 3 sebesar 72.73%.

#### 4.1.3.4 Skenario 4

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



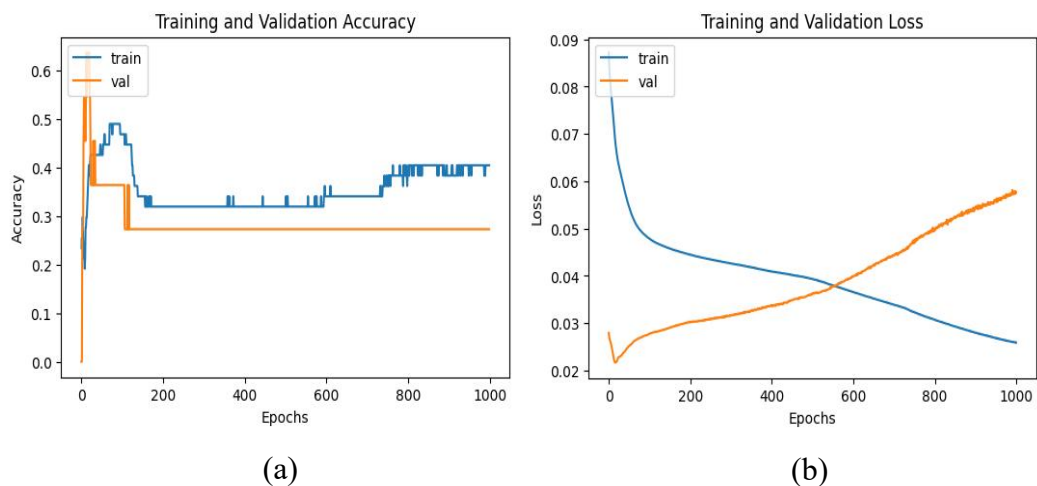
Gambar 4.34 Outlier

Pengujian skenario 4 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.12. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.12 Parameter skenario 4 satelit Sentinel

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu minimal Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Satelit Sentinel(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Satelit Sentinel</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



Gambar 4.35 (a) Nilai akurasi dari model pelatihan, (b) Nilai loss dari model pelatihan

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 4. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.02$ , sedangkan pada data uji berhenti lebih

tinggi lagi yaitu pada nilai  $\pm 0.05$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi 0.4, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.2.

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("%s: %.2f%%" %(model.metrics_names[1], score[1]*100))

accuracy: 27.27%
```

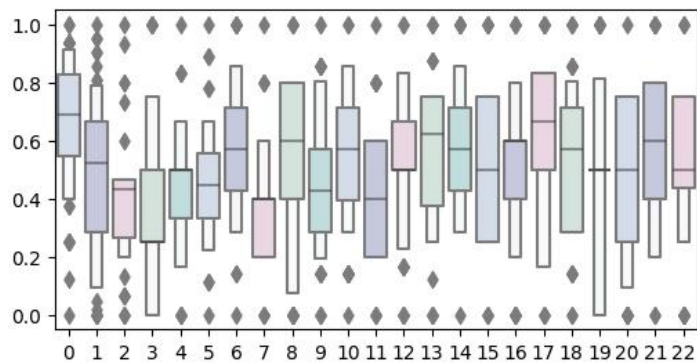
Gambar 4.36 Perhitungan nilai akurasi model

Baris kode ini memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi skenario 4 sebesar 27.27%.

#### 4.1.4 Satelit Sentinel Tiap Kecamatan

##### 4.1.4.1 Skenario 1

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



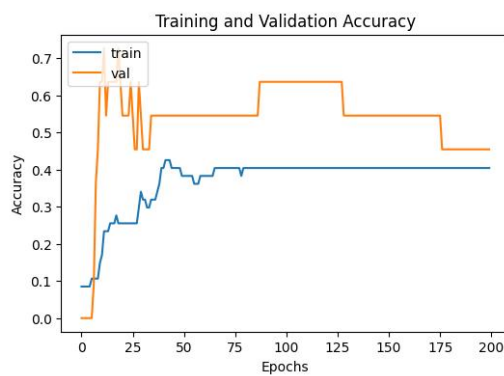
Gambar 4.37 Outlier

Pengujian skenario 1 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.13. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

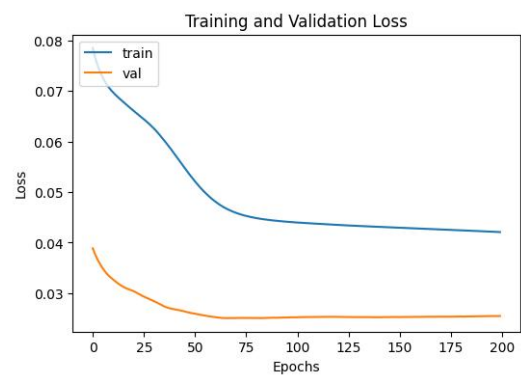
Tabel 4.13 Parameter skenario 1 satelit Sentinel tiap kecamatan

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Satelit Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu minimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Sentinel/kecamatan</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

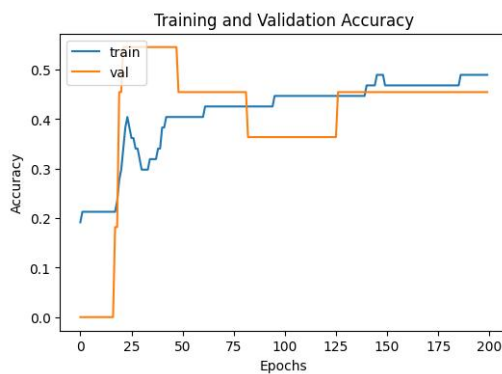
Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



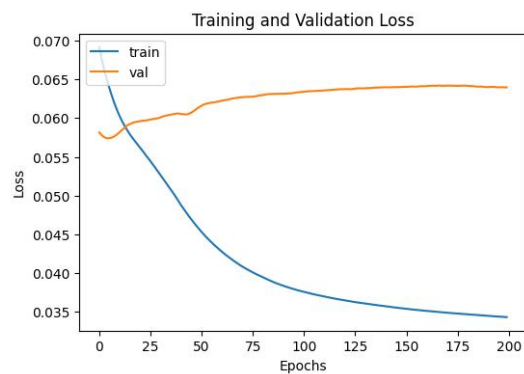
(a)



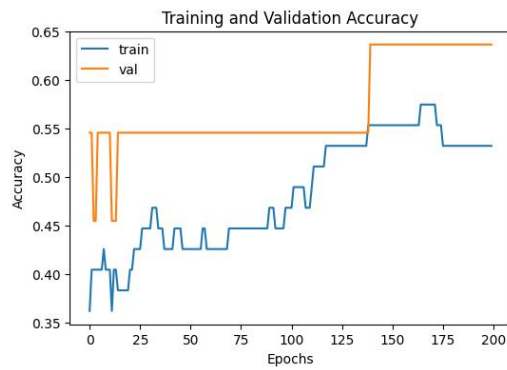
(b)



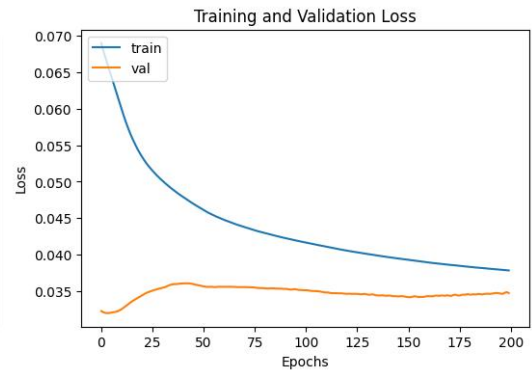
(c)



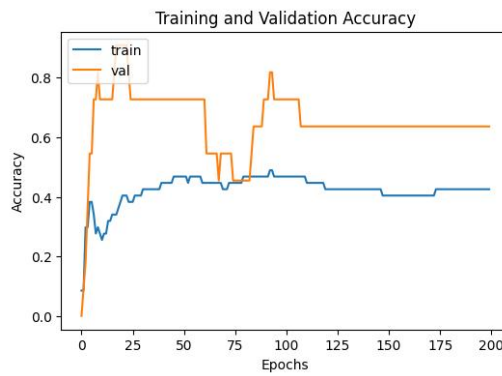
(d)



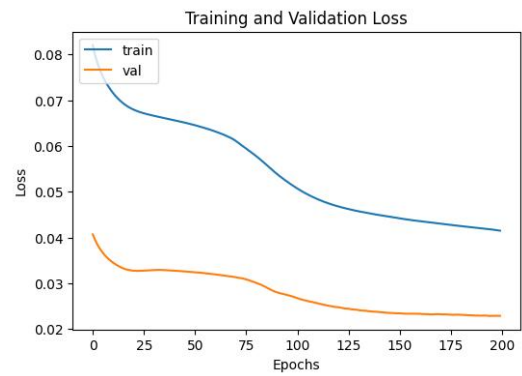
(e)



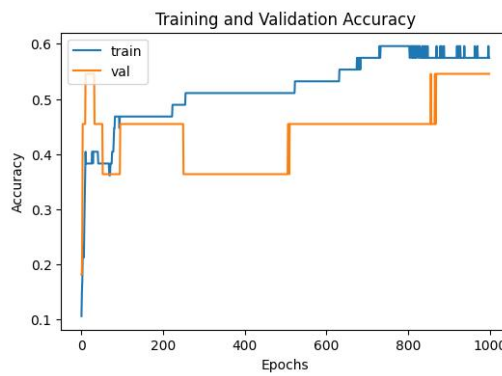
(f)



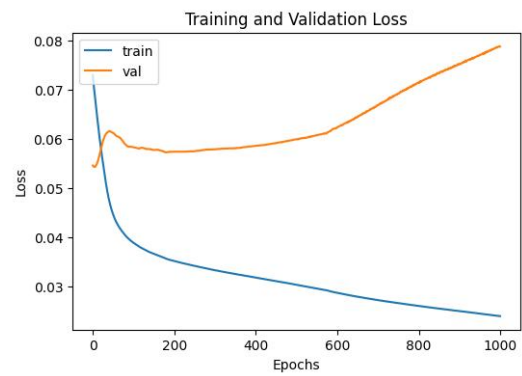
(g)



(h)



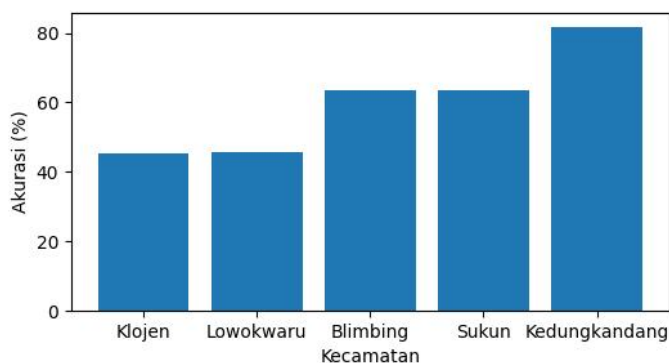
(i)



(j)

Gambar 4.38 (a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 1 dari setiap kecamatan. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* paling rendah dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.02$ , sedangkan pada data uji berhenti yaitu pada nilai  $\pm 0.02$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi paling tinggi 0.5, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.8.



Gambar 4.39 Nilai akurasi model

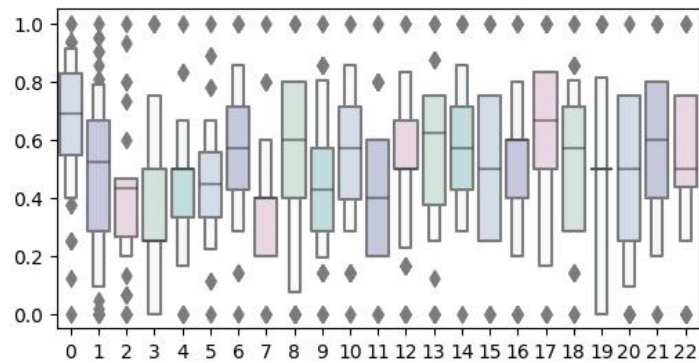
Baris kode penilaian akurasi dengan memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi terbesar pada skenario 1 adalah Kecamatan Kedungkandang sebesar 81.82%.

#### 4.1.4.2 Skenario 2

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai



*outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



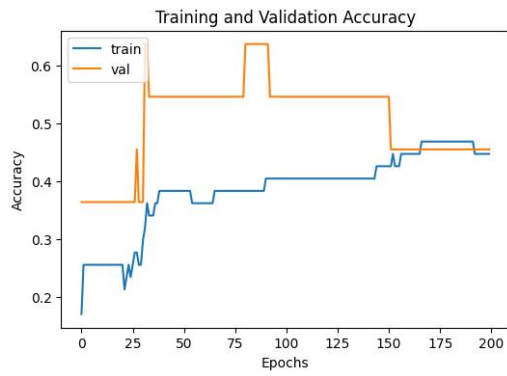
Gambar 4.40 *Outlier*

Pengujian skenario 2 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.14. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

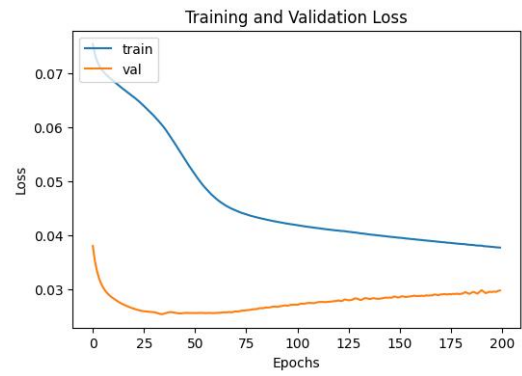
Tabel 4.14 Parameter skenario 2 satelit Sentinel tiap kecamatan

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu minimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Sentinel/kecamatan</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	200
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

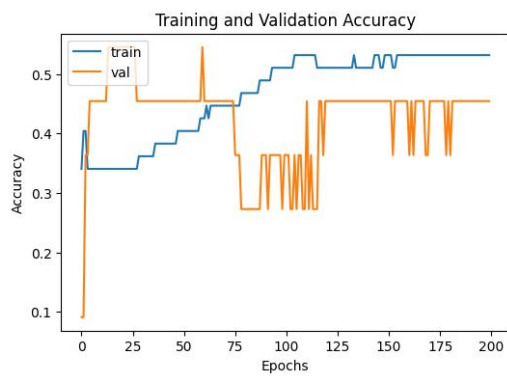
Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



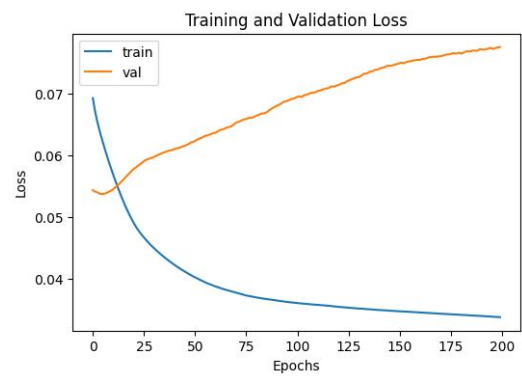
(a)



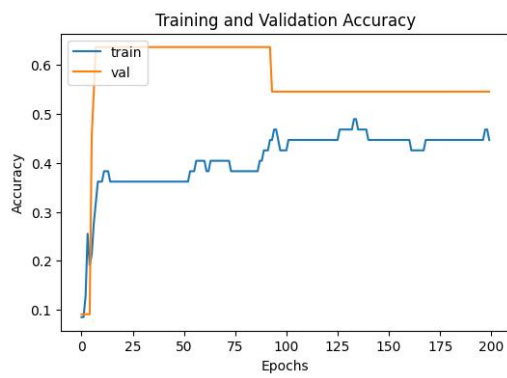
(b)



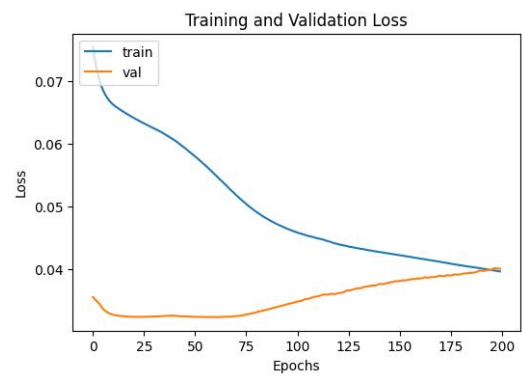
(c)



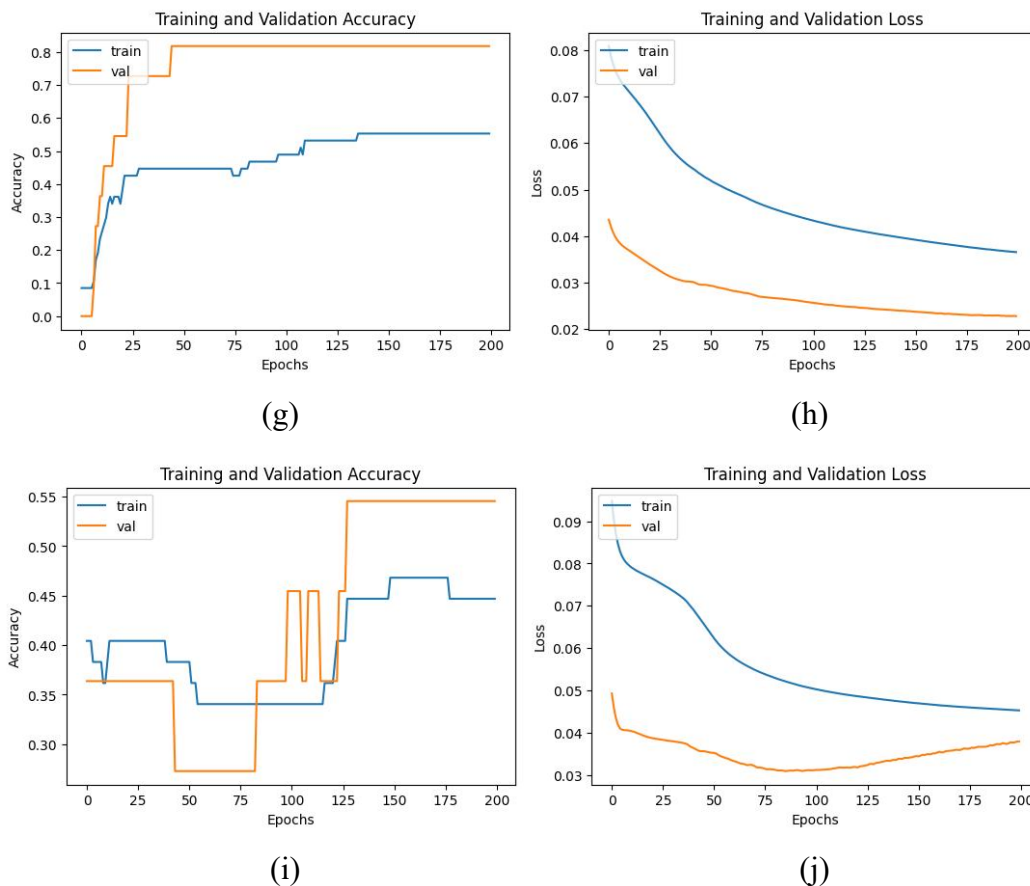
(d)



(e)

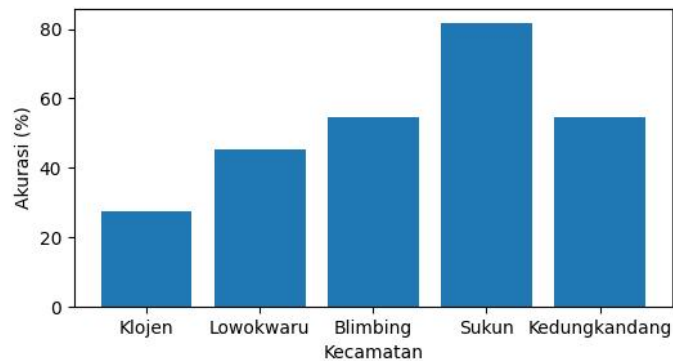


(f)



Gambar 4.41 (a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 2 dari setiap kecamatan. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* paling rendah dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.03$ , sedangkan pada data uji berhenti yaitu pada nilai  $\pm 0.02$  pada *epoch* 200. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi paling tinggi 0.5, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.8.

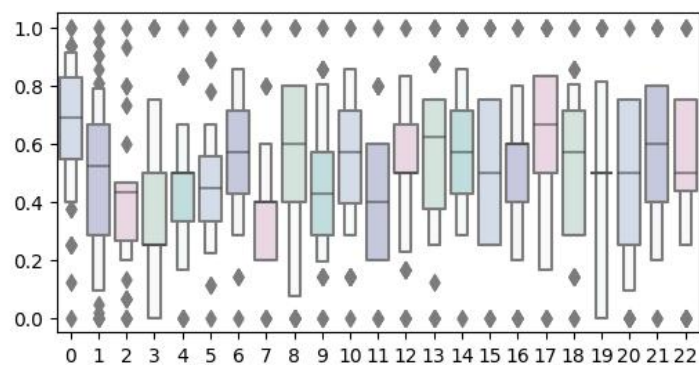


Gambar 4.42 Nilai akurasi model

Baris kode penilaian akurasi dengan memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi terbesar pada skenario 2 adalah Kecamatan Sukun sebesar 81.82%.

#### 4.1.4.3 Skenario 3

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai *outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



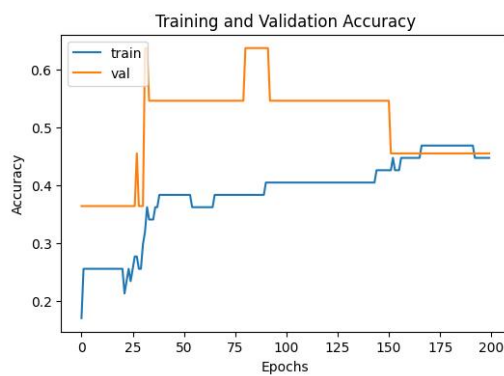
Gambar 4.43 *Outlier*

Pengujian skenario 3 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.15. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

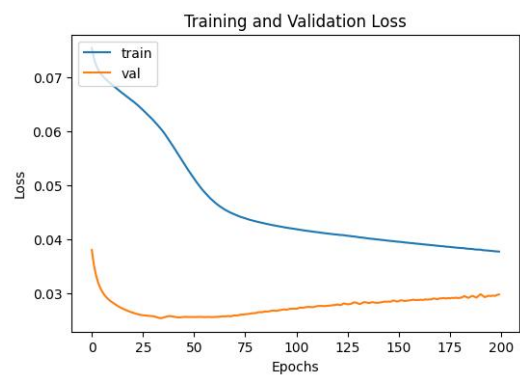
Tabel 4.15 Parameter skenario 3 satelit Sentinel tiap kecamatan

Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu minimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Sentinel/kecamatan</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	1
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

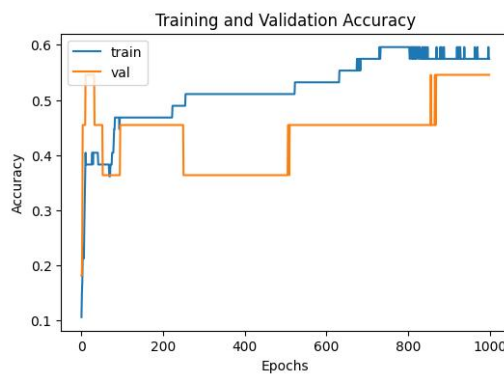
Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.



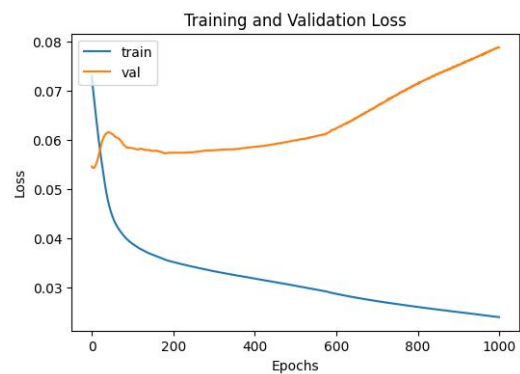
(a)



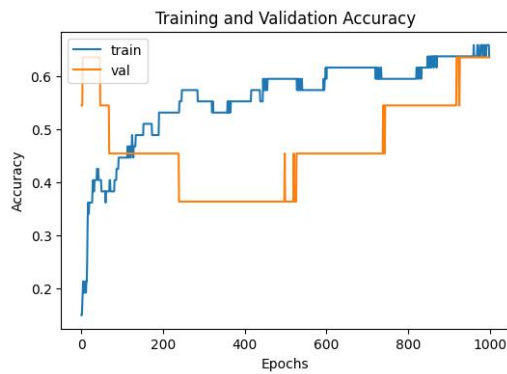
(b)



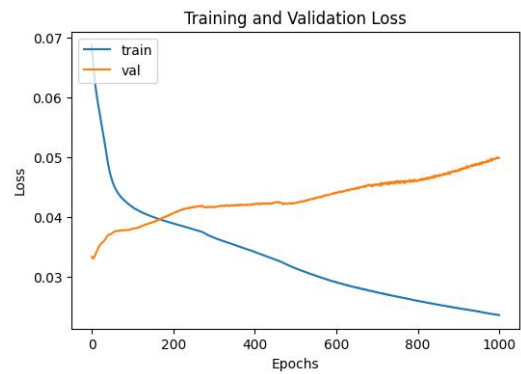
(c)



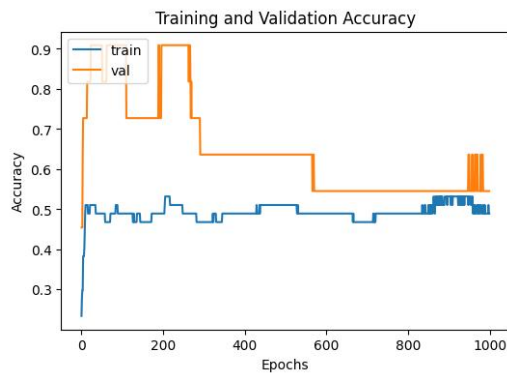
(d)



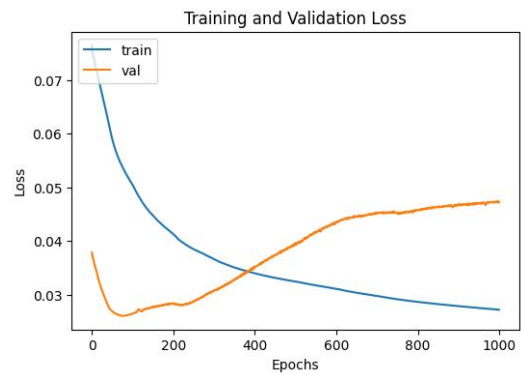
(e)



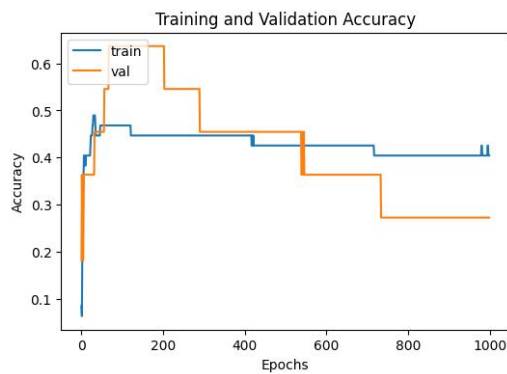
(f)



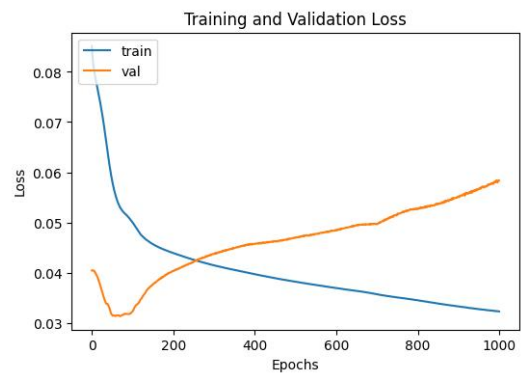
(g)



(h)



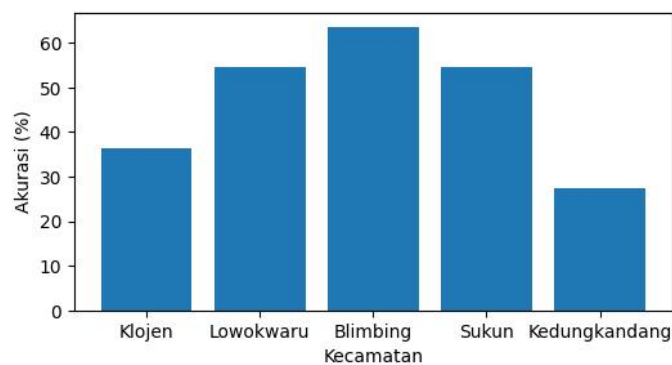
(i)



(j)

Gambar 4.44 (a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 3 dari setiap kecamatan. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* paling rendah dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.02$ , sedangkan pada data uji berhenti yaitu pada nilai  $\pm 0.03$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi paling tinggi 0.6, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.6.



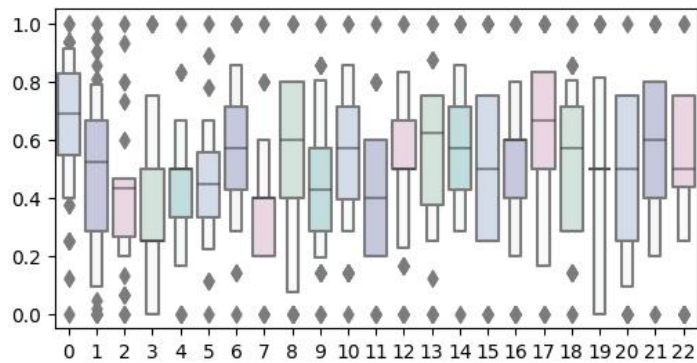
Gambar 4.45 Nilai akurasi model

Baris kode penilaian akurasi dengan memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi terbesar pada skenario 3 adalah Kecamatan Blimbing sebesar 63.64%.

#### 4.1.4.4 Skenario 4

Data yang telah dimasukkan akan dilakukan *preprocessing* data menggunakan metode *MinMaxScaler* dan kemudian dilakukan pendeteksian nilai

*outlier*. Setelah dilakukan deteksi *outlier* kemudian data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.



Gambar 4.46 *Outlier*

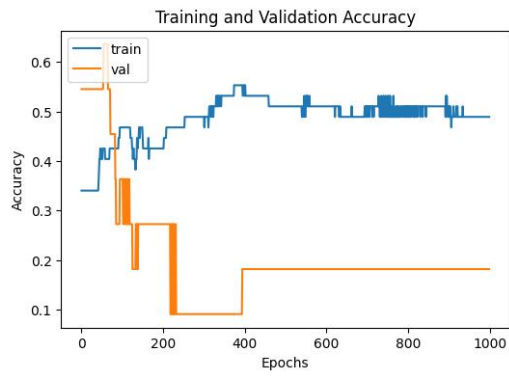
Pengujian skenario 4 menggunakan parameter seperti pada tabel 4.16. Parameter yang diatur adalah jenis data, pemrosesan awal, pembagian data, jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, dan fungsi aktivasi.

Tabel 4.16 Parameter skenario 4 satelit Sentinel tiap kecamatan

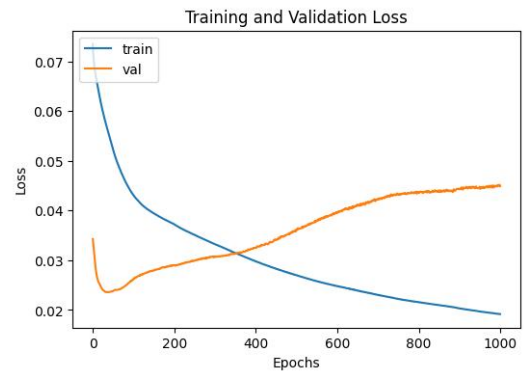
Parameter	Nilai
Data	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Suhu maksimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu minimal Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• Suhu rata-rata Sentinel/kecamatan(°C)</li> <li>• UHI Kota Malang Sentinel/kecamatan</li> <li>• Kelembapan</li> <li>• Curah hujan (mm)</li> <li>• Kecepatan angin (m/s)</li> </ul>
<i>Preprocessing</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Spilting data</i>	80:20
<i>Epoch</i>	1000
<i>Hidden layer</i>	2
<i>Neuron pada hidden layer</i>	22 dan 12
Fungsi aktivasi	<i>Relu, sigmoid</i>

Hasil pemodelan berdasarkan tabel di atas adalah sebagai berikut.

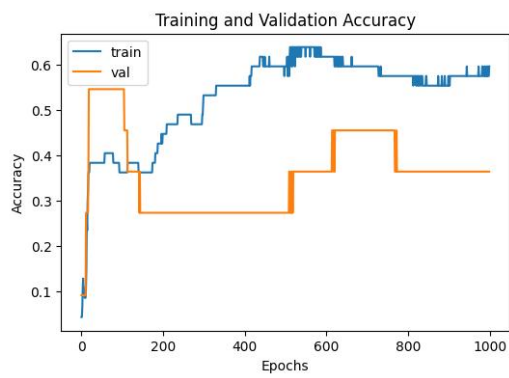




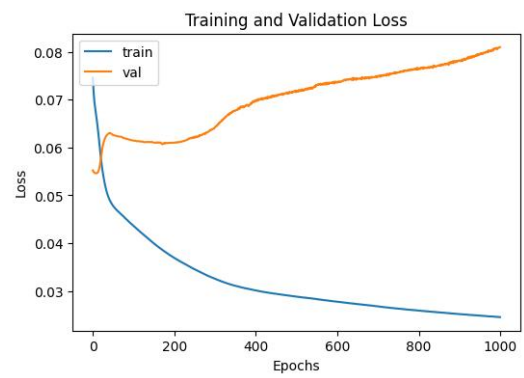
(a)



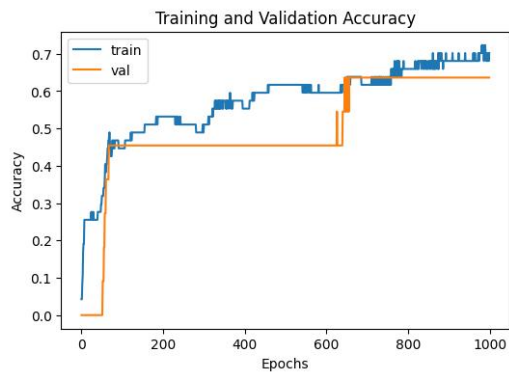
(b)



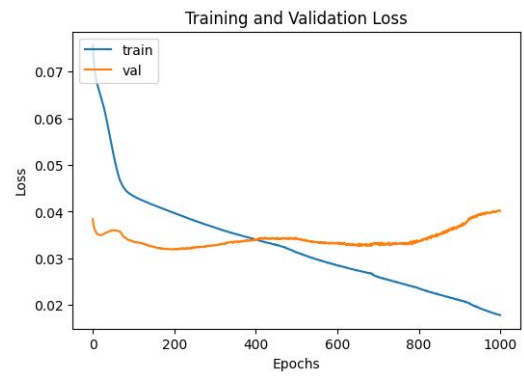
(c)



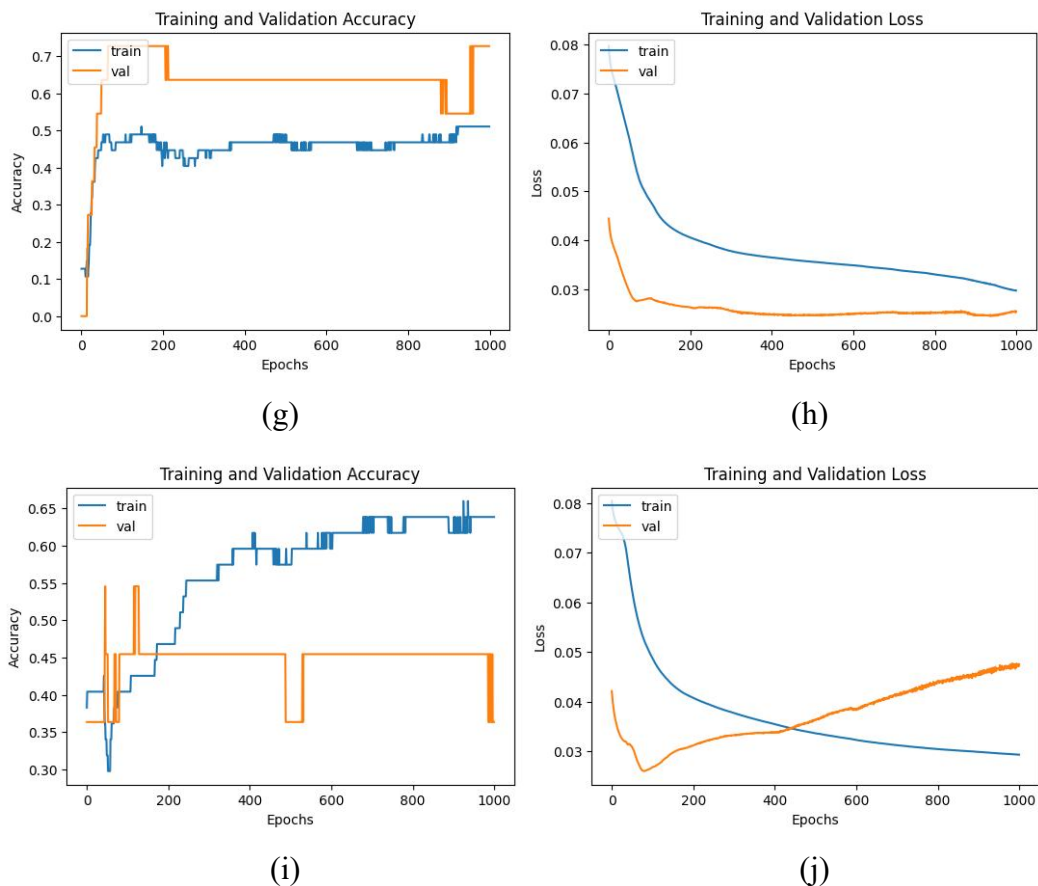
(d)



(e)

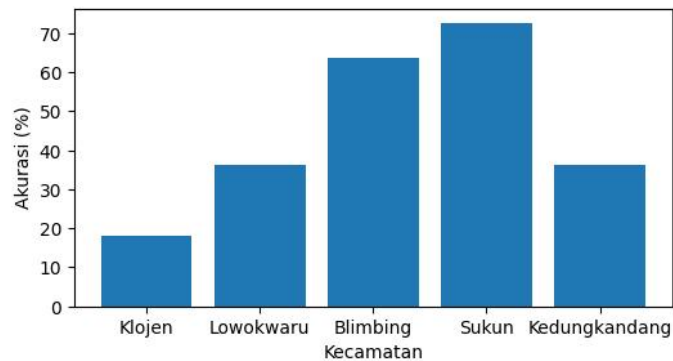


(f)



Gambar 4.47 (a) Nilai akurasi dari model Kec. Klojen, (b) Nilai loss dari model Kec. Klojen, (c) Nilai akurasi dari model Kec. Lowokwaru, (d) Nilai loss dari model Kec. Lowokwaru, (e) Nilai akurasi dari model Kec. Blimbing, (f) Nilai loss dari model Kec. Blimbing, (g) Nilai akurasi dari model Kec. Sukun, (h) Nilai loss dari model Kec. Sukun, (i) Nilai akurasi dari model Kec. Kedungkandang, (j) Nilai loss dari model Kec. Kedungkandang

Gambar di atas menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari model 4 dari setiap kecamatan. Garis biru menunjukkan pergerakan data latih, sedangkan garis oren menunjukkan pergerakan nilai untuk data uji. Dapat dilihat dari grafik di atas bahwa nilai *loss* paling rendah dari data latih menyentuh hingga  $\pm 0.01$ , sedangkan pada data uji berhenti yaitu pada nilai  $\pm 0.02$  pada *epoch* 1000. Sedangkan pada nilai akurasi data latih menghasilkan akurasi paling tinggi 0.6, sedangkan pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.7.



Gambar 4.48 Nilai akurasi model

Baris kode penilaian akurasi dengan memanggil metode *evaluate()* model ANN dengan data masukan *x\_test* dan data target *y\_test*. Nilai akurasi model ANN disimpan pada variabel skor. Nilai akurasi ditampilkan di layar dalam format persentase. Nilai perhitungan akurasi terbesar pada skenario 4 adalah Kecamatan Sukun sebesar 72.73%.

## 4.2 Pembahasan

Setelah proses uji coba selesai dilakukan selanjutnya dilakukan perbandingan berdasarkan setiap skenario yang di uji. Hal tersebut bermaksud untuk mengetahui pada uji coba mana nilai akurasi menyentuh nilai tertinggi dan terendah. Perbandingan pertama adalah perbandingan dari seluruh uji coba yang dilakukan.

Tabel 4.17 Perbandingan hasil

<i>Hidden Layer dan Epoch</i>	Akurasi (%)							
	MODIS	BMKG	Sentinel	Sentinel				
				Klojen	Lowokwaru	Blimbing	Sukun	Kedungkandang
1 (200)	72.73	<b>90.91</b>	<b>45.45</b>	<b>45.45</b>	45.45	<b>63.64</b>	63.64	<b>81.82</b>
2 (200)	72.73	81.82	<b>45.45</b>	27.27	45.45	54.55	<b>81.82</b>	54.55
1 (1000)	<b>90.91</b>	63.64	36.36	36.36	<b>54.55</b>	<b>63.64</b>	54.55	27.27
2 (1000)	72.73	72.73	27.27	18.18	36.36	<b>63.64</b>	72.73	36.36
Tertinggi	<b>90.91</b>	<b>90.91</b>	<b>45.45</b>	<b>45.45</b>	<b>54.55</b>	<b>63.64</b>	<b>81.82</b>	<b>81.82</b>

Berdasarkan hasil tabel 4.17 nilai akurasi yang lebih baik ditunjukkan pada percobaan menggunakan 1 *hidden layer* dan beberapa percobaan menghasilkan hasil yang sama. Satelit yang menghasilkan nilai paling akurat adalah satelit MODIS dan BMKG sebesar 90.91%. Sedangkan pada perhitungan di tiap kecamatan, terdapat Kecamatan Sukun dan Kedungkandang dengan nilai terbesar yaitu 81,82%. Hasil tersebut menyatakan bahwa jumlah *hidden layer* memiliki pengaruh yang tidak signifikan pada perhitungan prediksi UHI dengan metode ANN se-Kota Malang. Setelah mengetahui nilai akurasi antar satelit yang di uji coba, maka selanjutnya merupakan nilai akurasi berdasarkan gabungan dataset antar satelit yang di uji coba.

Tabel 4.18 Hasil nilai akurasi modeling

<b><i>Hidden Layer dan Epoch</i></b>	<b>Akurasi%</b>
1 (200)	63.64
2 (200)	54.55
1 (1000)	63.64
2 (1000)	45.45
<b><i>Mean</i></b>	<b>56.82</b>
<b><i>Min</i></b>	<b>45.45</b>
<b><i>Max</i></b>	<b>63.64</b>

Dataset dari model tersebut menggunakan data satelit MODIS, Sentinel, dan BMKG. Masukan yang digunakan yaitu suhu maksimal, suhu minimal, suhu rata-rata dari setiap satelit, kemudian nilai kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin. Nilai akurasi ke-empat model yang tertinggi terdapat pada model pertama dengan nilai 64% dan yang terendah pada model ke-empat dengan nilai akurasi 45%.

Tabel 4.19 Komparasi data prediksi dan data aktual

<b>Data Aktual (normalisasi)</b>	<b>Data Prediksi (normalisasi)</b>			
	<b><i>Hidden layer 1 Epoch 200</i></b>	<b><i>Hidden layer 2 Epoch 200</i></b>	<b><i>Hidden layer 1 Epoch 1000</i></b>	<b><i>Hidden layer 2 Epoch 1000</i></b>
0.750	0.7441	0.7899	0.7119	0.8126

Pada tabel 4.19 menunjukkan perbandingan hasil nilai aktual dengan nilai yang diprediksi dari semua model. Hasil yang paling mendekati yaitu pada model pertama dengan nilai 0.74. Nilai yang paling jauh yaitu pada model ke-empat dengan nilai 0.81.

### 4.3 Integrasi Islam

Berdasarkan hasil prediksi model ANN data menunjukkan hasil yang cukup baik dan masih dapat dimaksimalkan dalam perhitungan modelnya. Perubahan panas yang terjadi terhadap permukaan bumi menimbulkan banyak dampak yang terjadi terhadap makhluk hidup yang ada di sekitarnya. Perubahan panas terjadi karena berubahnya kondisi lahan yang sebelumnya adalah lahan vegetasi hijau kemudian diubah menjadi kawasan terbangun. Manfaat dari penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak pemerintah dalam mempersiapkan tindakan untuk mengatasi masalah pembangunan di masa yang akan datang sehingga angka UHI dapat mengalami penurunan. Kegiatan rencana pembangunan harus mempertimbangkan dalam hal menjaga ketersediaan lahan vegetasi hijau supaya dapat menjaga kondisi alam tetap seimbang. Seperti dalam Firman Allah SWT dalam Q.S Al-A'raf ayat 56:

وَلَا تُفْسِدُوا فِي الْأَرْضِ بَعْدَ إِصْلَاحِهَا وَادْعُوهُ خَوْفًا وَطَمَعًا إِنَّ رَحْمَتَ اللَّهِ قَرِيبٌ مِّنَ الْمُحْسِنِينَ

*“Dan janganlah kamu membuat kerusakan di muka bumi, sesudah (Allah) memperbaikinya dan berdoalah kepada-Nya dengan rasa takut (tidak akan diterima) dan harapan (akan dikabulkan). Sesungguhnya rahmat Allah amat dekat kepada orang-orang yang berbuat baik.” (Q.S Al-A'raf: 56)*

Berdasarkan tafsiran Tahlili dalam ayat ini Allah melarang manusia berbuat kerusakan di muka bumi. Larangan kerusakan ini mencakup semua bidang seperti: Contoh: merugikan hubungan, kesejahteraan fisik dan mental, kehidupan dan penghidupan (pertanian, perdagangan, dll) orang lain, merusak lingkungan, dll. Tuhan menciptakan bumi ini dengan segala kelengkapannya seperti gunung, lembah, sungai, dan lautan. , tanah, hutan, dan lain-lain semuanya diperuntukkan bagi pemenuhan kebutuhan manusia dan diolah serta dimanfaatkan semaksimal mungkin untuk kesejahteraan manusia. Oleh karena itu, manusia dilarang merusak Bumi. Selain itu, Allah mengutus Rasul untuk menurunkan agama dan membimbing manusia agar dapat hidup dalam kebahagiaan, keamanan, dan kedamaian. Ketika masa kenabian telah usai, Allah mengutus Rasulullah SAW untuk membawa ajaran Islam sebagai rahmat bagi alam semesta. Jika masyarakat mengikuti ajaran Islam dengan benar, maka segalanya akan menjadi lebih baik, masyarakat akan menjadi lebih baik, dan negara akan menjadi lebih baik. Setelah Allah mengharamkan menyakiti manusia, maka etika shalat kembali dibahas di akhir ayat ini. Ketika mendoakan hal-hal duniawi hendaknya tidak hanya didoakan dengan sepenuh hati, khusyuk dan lemah lembut, tetapi juga dengan rasa takut dan harapan. Rahmat Allah ada pada orang-orang yang berbuat baik, dan shalat adalah amal shaleh. Oleh karena itu rahmat Allah niscaya sudah dekat dan akan dicurahkan kepadanya.

## **BAB V PENUTUP**

Pada bab akhir ini diambil kesimpulan dari kegiatan yang dilakukan selama pengerjaan penelitian ini. Saran untuk pengembangan lebih lanjut berdasarkan makalah ini kemudian diberikan.

### **5.1 Kesimpulan**

Implementasi metode *Artificial Neural Network* dalam prediksi *Urban Heat Island* menghasilkan 4 pemodelan yang di mana hasil nilai akurasi juga berbeda-beda. Nilai akurasi dipengaruhi oleh parameter yang digunakan. Berdasarkan satelit yang digunakan, nilai akurasi paling tinggi terdapat pada satelit MODIS (model model 1 *hidden layer* 1000 *epoch*) dan BMKG (model 1 *hidden layer* 200 *epoch*) dengan nilai akurasi 90%. Sedangkan berdasarkan kecamatan di Malang, nilai akurasi paling tinggi terdapat pada Kecamatan Kedungkandang (model model 1 *hidden layer* 200 *epoch*) dan Sukun (model model 2 *hidden layer* 200 *epoch*) dengan nilai akurasi 81%. Pada model prediksi menggunakan dataset keseluruhan menghasilkan akurasi sebesar 63% dengan model 1 *hidden layer* dengan *epoch* 200 dan 1000.

### **5.2 Saran**

Dengan nilai UHI yang tinggi di Kota Malang menjadikannya modal untuk menata kembali tata kota agar senantiasa ramah terhadap kenaikan suhu dan globalisasi, sehingga nilai UHI dapat ditekan. Pembuatan model prediksi UHI ini masih dapat dikembangkan kembali, dengan menambahkan fitur atau menambah jumlah *hidden layer* dan *epoch* yang ada. Fitur-fitur yang lain juga dapat Saran

untuk peneliti selanjutnya dapat mengimplementasikan model yang ada untuk dibentuk sistem prediksi dengan *user interface* yang dapat memudahkan pengguna dalam mencari nilai prediksi dari suatu daerah.



## DAFTAR PUSTAKA

- Achmad Rafi. (2018). PEMANFAATAN *INTERNET OF THINGS* (IOT) PADA SISTEM PENGUKURAN SUHU DAN KELEMBABAN. PPI KIM LIPI.
- Andrian, Y., & Putra, P. H. (2014). Analisis Variasi Nilai Momentum Dalam Proses Prediksi Curah Hujan Kota Medan Menggunakan Metode *Backpropagation*.
- Ar-Rahiem, M., & Fakhlevi, M. R. (2019, July 29). Analisis Fenomena Pulau Panas Perkotaan Kota Bandung Menggunakan *Google Earth Engine*. <https://doi.org/10.31227/osf.io/bej3n>
- Baheti, P. Activation functions in neural networks [12 types & use cases]. V7. (n.d.). Retrieved January 25, 2023, from <https://www.v7labs.com/blog/neural-networks-activation-functions>
- Balany, F., Ng, A. W., Muttill, N., Muthukumaran, S., & Wong, M. S. (2020). *Green Infrastructure as an Urban Heat Island Mitigation Strategy—A Review*. *Water*, 12(12), 3577. <https://doi.org/10.3390/w12123577>
- Dede, M., Widiawaty, M.A., Ramadhan, Y.R., Ismail, A., & Nurdian, W. (2021). PREDIKSI SUHU PERMUKAAN MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-CELLULAR AUTOMATA* DI WILAYAH CIREBON DAN SEKITARNYA.
- Dzakiyullah, B. Hussin, C. Saleh, and A. M. Handani. (2014). *Comparison neural network and support vector machine for production quantity prediction*. *Adv. Sci. Lett.*, vol. 20, no. 10–12, pp. 2129–2133.
- Fardani, I., Mohmed, F. A. J., & Chofyan, I. (2020). Pemanfaatan Prediksi Tutupan Lahan Berbasis *Cellular Automata-Markov* dalam Evaluasi Rencana Tata Ruang. *MKG*, 21(2), 157–169.
- Fariz, T. R., Sanjoto, T. B., & Setyowati, D. L. (2019). Komparasi Kemampuan Citra Satelit Landsat Dalam Mengidentifikasi Suhu Permukaan Daratan Di Kota Pekalongan Sekolah Pasca Sarjana , Universitas Gadjah Mada , Yogyakarta. Seminar Nasional Geografi III-Program Studi Pascasarjana Geografi, Fakultas Geografi, UGM, 876–886.
- Fawzi, N. I. dan Jatmiko, R. H. (2018). *Penginderaan Jauh Sistem Termal dan Aplikasinya*. Penerbit Ombak. Yogyakarta.
- Ferdiansyah, E., Penggalih, W.R. (2022) Identifikasi *Urban Heat Island* dan Faktor yang Mempengaruhinya Menggunakan *Google Earth Engine*. Vol.

1 No. 1: The Climate of Tropical Indonesia Maritime Continent Journal,  
Edition April 2022

- Fitriana, A. L., Subiyanto, S., & Firdaus, H. S. (2017). *Model Cellular Automata Markov Untuk Prediksi Perkembangan Fisik Wilayah Permukiman Kota Surakarta Menggunakan Sistem Informasi Geografis*, 6(4), 1–246.
- Fitriyah, H. dan Wihandika, R. C. 2021. Dasar-dasar pengolahan citra digital : warna, segmentasai, dan filter. Malang: UB Press.
- Ghani, G. A., Dimiyati, M., & Damayanti, A. (2021). *Prediction of land cover and land surface temperature in Kuta selatan sub-district, Bali Province. International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 11(1), 130. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.11.1.12999>
- Gobakis, K., Kolokotsa, D., Synnefa, A., Saliari, M., Giannopoulou, K., & Santamouris, M. (2011). *Development of a model for urban heat island prediction using neural network techniques. Sustainable Cities and Society*, 1(2), 104–115. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2011.05.001>
- Irfandhia Wahid, M. N., Setyono, D. A., & Kurniawan, E. B. (2023). FAKTOR PENYEBAB TERKUAT URBAN HEAT ISLAND DI KAWASAN SEKITAR KAMPUS KOTA MALANG. *Planning for Urban Region and Environment*, 12, 157–166.
- Isfan Fajar Satriyo, Devi Muhamad Ramdhan, & Kevin Palemei Cerlandita. (2021). Analisis land surface temperature di kota banjarmasin tahun 2010 -2020. *JPIG (Jurnal Pendidikan Dan Ilmu Geografi)*, 6(1), 15–20. <https://doi.org/10.21067/jpig.v6i1.5202>
- Jatmiko, R. H. (2016). Penggunaan Citra Saluran Inframerah Termal Untuk Studi Perubahan Liputan Lahan dan Suhu Sebagai Indikator Perubahan Iklim Perkotaan di Yogyakarta. In *Disertasi*. Universitas Gadjah Mada.
- Kaur, G., Sharma, G., Vijarana, M., & Gupta, S. (2021). *Urban Heat Island Prediction Using ANN. International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 6(6), 252-258.
- Khairati, F., & Putra, H. . (2022). Prediksi Kuantitas Penggunaan Obat pada Layanan Kesehatan Menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network . *Jurnal Sistim Informasi Dan Teknologi*, 4(3), 128–135. <https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v4i3.158>
- Lubis, M. (2017). Metode *Hybrid Particle Swarm Optimization - Neural Network Backpropagation* Untuk Prediksi Hasil Pertandingan Sepak Bola. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 1(1), 71-83. [doi:http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v1i1.30](http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v1i1.30)

- Ma, Y., Kuang, Y. dan Huang, N. (2010). Couplingurbanization analyses for studying urbanthermal environment and its interplay withbiophysical parameters based on TM/ETM+imagery. *International Journal of AppliedEarth Observation and Geoinformation*, Elsevier, 12(2), 110–118 (9).
- Mathew, A., Sreekumar, S., Khandelwal, S., Kaul, N., & Kumar, R. (2016). *Prediction of surface temperatures for the assessment of urban heat island effect over Ahmedabad city using Linear Time Series model. Energy and Buildings*, 128, 605–616. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.07.004>
- Morris, C. J. G., Simmonds, I., & Plummer, N. (2001). *Quantification of the Influences of Wind and Cloud on the Nocturnal Urban Heat Island of a Large City. Journal of Applied Meteorology*, 40(2), 169-182. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2001\)040<0169:QOTIOW>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2001)040<0169:QOTIOW>2.0.CO;2)
- Nourbakhsh, H., Emam-Djomeh, Z., Omid, M., Mirsaeedghazi, H., & Moini, S. (2014). *Prediction of red plum juice permeate flux during membrane processing with ann optimized using RSM. Computers and Electronics in Agriculture*, 102, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.12.017>
- Nugraha, A. T., Prayitno, G., Situmorang, M. E., & Nasution, A. (2020). *The role of infrastructure in economic growth and income inequality in Indonesia. Economics & Sociology*, 13(1), 102–115. <https://doi.org/10.14254/2071-789x.2020/13-1/7>
- Nurhidayati, E., & Fariz, T. R. (2020). Analisis regresi Logistik Untuk Identifikasi Faktor Pendorong pertumbuhan Lahan Terbangun Secara spasial di kota pontianak. *UNIPLAN: Journal of Urban and Regional Planning*, 1(1), 40. <https://doi.org/10.26418/uniplan.v1i1.43043>
- Nurmila, N., Sugiharto, A., & Sarwoko, E. A. (2010). ALGORITMA BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK UNTUK PENGENALAN POLA KARAKTER HURUF JAWA. *JURNAL MASYARAKAT INFORMATIKA*, 1(1), 1-10. <https://doi.org/10.14710/jmasif.1.1.74>
- Oh, J.W., Ngarambe, J., Duhirwe, P.N., Yun, G.Y., & Santamouris, M. (2020). *Using deep-learning to forecast the magnitude and characteristics of urban heat island in Seoul Korea. Scientific Reports*, 10.
- Onáčillová, K., Gallay, M., Paluba, D., Péliová, A., Tokarčík, O., & Laubertová, D. (2022). *Combining landsat 8 and sentinel-2 data in Google Earth engine to derive higher resolution land surface temperature maps in urban environment. Remote Sensing*, 14(16), 4076. <https://doi.org/10.3390/rs14164076>

- Pamungkas, C. A. (2019). APLIKASI PENGHITUNG JARAK KOORDINAT BERDASARKAN LATITUDE DAN LONGITUDE DENGAN METODE EUCLIDEAN DISTANCE DAN METODE HAVERSINE, 5(2), 8–13. <https://doi.org/https://doi.org/10.46808/informa.v5i2.74>
- Prastiwi, A. D., Supriatna, S., Tambunan, R. P., & Tambunan, M. P. (2022). URBAN HEAT ISLAND DI KOTA TANGERANG SELATAN. *Jurnal Geosaintek*, 8(2), 182-191.
- Pratiwi, A. Y., & Jaelani, L. M. (2021). Analisis Perubahan Distribusi Urban Heat Island (Uhi) Di Kota Surabaya Menggunakan Citra Satelit Landsat Multitemporal. *Jurnal Teknik Its*, 9(2).
- Putra, H., & Ulfa Walmi, N. (2020). Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan *Artificial Neural Network* Algoritma *Backpropagation*. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 6(2), 100–107. doi:10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107
- Qi, Y., Li, S., Ran, Y., Wang, H., Wu, J., Lian, X., & Luo, D. (2021). *Mapping Frozen Ground in the Qilian Mountains in 2004–2019 Using Google Earth Engine Cloud Computing. Remote Sensing*, 13(1), 149. MDPI AG. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.3390/rs13010149>
- Rajasekar, U., & Weng, Q. (2009). Urban heat island monitoring and analysis using a non-parametric model: A case study of indianapolis. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(1), 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.05.002>
- Ranjan, A.K., Anand, A., Kumar, P.B., Verma, S.K., & Murmu, L. (2018). *Prediction of Land Surface Temperature Using Artificial Neural Network in Conjunction with Geoinformatics Technology Within Sun City Jodhpur ( Rajasthan ) , India.*
- S. García, J. Derrac, J. R. Cano, and F. Herrera, “*Prototype selection for nearest neighbor classification: Taxonomy and empirical study,*” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 34, no. 3, pp. 417–435, 2012.
- Salamah, U. G. dan Ekawati, R. 2021. *Pengolahan Citra Digital*. Bandung: Media Sains Indonesia.
- Saputra, M. H., & Lee, H. S. (2019). *Prediction of land use and land cover changes for North Sumatra, Indonesia, using an artificial-neural-network-based cellular automaton. Sustainability*, 11(11), 3024. <https://doi.org/10.3390/su11113024>
- Sharma, S., Sharma, S., & Athaiya, A. (2017). *Activation functions in neural networks. towards data science*, 6(12), 310-316.

- Sherafati, Sh. A., Saradjian, M. R., & Niazmardi, S. (2013). Urban heat island growth modeling using artificial neural networks and support vector regression: A case study of tehran, Iran. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *XL-1/W3*, 399–403. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-xl-1-w3-399-2013>
- Shumilo, L., Kussul, N., Shelestov, A., Korsunskaya, Y., & Yailymov, B. (2019). Sentinel-3 Urban Heat Island Monitoring and analysis for Kyiv based on Vector Data. *2019 10th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*. <https://doi.org/10.1109/dessert.2019.8770042>
- Sumaryana, H., Buchori, I., & Sejati, A. W. (2022). Dampak Perubahan tutupan Lahan Terhadap suhu permukaan di Perkotaan Temanggung: Menuju realisasi program Infrastruktur Hijau. *Majalah Geografi Indonesia*, *36*(1), 68. <https://doi.org/10.22146/mgi.70978>
- Susilokarti, D., Arif, S., Susanto, S., & Sutiarmo, L. (2017). Studi Komparasi Prediksi Curah Hujan Metode *Fast Fourier Transformation* (FFT), *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Artificial Neural Network* (ANN). *agriTECH*, *35*(2), 241-247. [/\\*doi:http://dx.doi.org/10.22146/agritech.9412](http://dx.doi.org/10.22146/agritech.9412)
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., & Brisco, B. (2020). Google Earth engine for Geo-Big Data Applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *164*, 152–170. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>
- Torres, R., Davidson, M., & Geudtner, D. (2020). *Copernicus Sentinel Mission at C- and L-band: Current status and future perspectives*. *IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. <https://doi.org/10.1109/igarss39084.2020.9323149>
- Wan, J., Zhu, M., & Ding, W. (2021). *Accuracy evaluation and parameter analysis of land surface temperature inversion algorithm for landsat-8 data*. *Advances in Meteorology*, *2021*, 1–16. <https://doi.org/10.1155/2021/9917145>
- Wanto, A., Andani, S. R., Poningsih, P., Dewi, R., Lubis, M. R., Saputra, W., & Kirana, I. O. (2018). *Analysis of standard gradient descent with gd momentum and Adaptive LR for SPR prediction*. <https://doi.org/10.31227/osf.io/8erjd>
- Widyaningrum, V. T., & Romadhon, A. S. (2014). Pengaruh Pemberian Momentum pada *Artificial Neural Network Backpropagation*. *Prosiding Semnastek*, *1*(1).

Yatimas Murni, L., Yuliara, I. M., & Windaryoto, W. (2021). *Distribusi land surface temperature (LST) Menggunakan metode spasial Berdasarkan Citra Landsat 8 di Kabupaten Manggarai Nusa Tenggara Timur Pada periode juni-Juli 2015-2019*. BULETIN FISIKA, 24(1), 1. <https://doi.org/10.24843/bf.2023.v24.i01.p01>

Yegnanarayana, B. 2006. *Artificial Neural Network*. New Dehli: Prentice-Hall of India Private Limited.