



Prediksi Banjir Menggunakan *Artificial Neural Network*

Tugas Akhir

**Oleh:
Muhammad Asri Alfajri (4212001048)**

**Program Studi Teknik Mekatronika
Jurusan Teknik Elektro
Politeknik Negeri Batam
2025**

Pernyataan Keaslian Tugas Akhir

Saya yang bertandatangan dibawah ini menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya yang berjudul : “Prediksi Banjir Menggunakan *Artificial Neural Network*” adalah **hasil karya sendiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diizinkan, dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.** Semua referensi yang dikutip atau dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan saya ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Batam, 2 Januari 2025



Muhammad Asri Alfajri

NIM: 4212010048

Lembar Pengesahan

Tugas Akhir disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Sarjana Terapan Teknik (S.Tr.T)
di
Politeknik Negeri Batam

Oleh:
Muhammad Asri Alfajri (4212001048)

Tanggal Sidang: 21 Januari, 2025

Disetujui oleh :



1. Widya Rika Puspita, S. Pd., M. Si., Ph.D
NIK: 119211



1. Adlian Jefiza, S. Pd., M. T.
NIK: 119220



2. M. Naufal Airlangga D. M. P. H
NIK: 122281

Prediksi Banjir Menggunakan *Artificial Neural Network*

Abstrak

Banjir merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi yang diakibatkan oleh curah hujan tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi banjir menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)*, yang memiliki kemampuan memproses data *non-linear* dan kompleks. Data penelitian meliputi curah hujan, suhu, dan kelembapan yang diperoleh dari sensor DHT11 dan ombrometer. Proses penelitian mencakup pengumpulan data, *preprocessing*, dan implementasi model *ANN* untuk klasifikasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, dan *recall*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *ANN* berhasil memprediksi kejadian banjir dengan tingkat akurasi, presisi, dan *recall* sebesar 100%. Model ini memberikan solusi yang efektif untuk mendukung mitigasi bencana banjir dan dapat digunakan sebagai acuan dalam pengambilan keputusan berbasis data oleh pihak berwenang.

Kata kunci: Prediksi, Banjir, *Artificial Neural Network*.

Flood Prediction Using Artificial Neural Network

Abstract

Flooding is one of the most common natural disasters caused by high rainfall. This research aims to develop a flood prediction model using the Artificial Neural Network (ANN) method, which has the ability to process non-linear and complex data. The research data includes rainfall, temperature, and humidity obtained from DHT11 and ombrometer sensors. The research process includes data collection, preprocessing, and implementation of ANN models for classification. Model evaluation was conducted using accuracy, precision, and recall metrics. The results showed that the ANN model successfully predicted flood events with 100% accuracy, precision, and recall. This model provides an effective solution to support flood disaster mitigation and can be used as a reference in data-based decision making by the authorities.

Keywords: Prediction, Flood, Artificial Neural Network.

Kata Pengantar

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas rahmat-Nya, sehingga tugas akhir berjudul 'Prediksi Banjir Menggunakan *Artificial Neural Network*' dapat diselesaikan. Sholawat dan salam juga tercurah kepada Nabi Muhammad SAW.

Tugas akhir ini disusun untuk memenuhi syarat kelulusan program Sarjana Terapan Teknik di Politeknik Negeri Batam. Keberhasilan ini tidak terlepas dari dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua penulis, yaitu Bapak Suherman dan Ibu Marwati yang senantiasa memberikan dukungan penuh baik moral maupun material serta doa yang tiada hentinya dalam segala kegiatan yang penulis lakukan.
2. Bapak Ir. Bambang Hendrawan, ST., MSM., CIPMP., CISCIP., selaku Direktur Politeknik Negeri Batam.
3. Bapak Dr. Budi Sugandi, S. T., M. Eng., selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro yang telah memberikan pelayanan yang baik kepada penulis selama perkuliahan.
4. Bapak Indra Hardian Mulyadi, S. T., M. Eng., Ph. D., selaku Ketua Program Studi Teknik Mekatronika yang telah memberikan pelayanan yang baik kepada penulis selama perkuliahan.
5. Bapak Adlian Jefiza, S. Pd., M. T., selaku Dosen Pembimbing tugas akhir yang selalu baik dalam memberikan arahan dan bimbingan dalam penyusunan tugas akhir ini dari awal hingga selesai.
6. Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Teknik Mekatronika yang telah mendidik dan membagikan ilmu pengetahuan yang sangat berharga selama masa perkuliahan.

Semoga segala bentuk bantuan dan kebaikan yang telah diberikan mendapatkan balasan yang setimpal dari Allah SWT. Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, penulis dengan senang hati menerima kritik dan saran dari pembaca sebagai bahan evaluasi untuk perbaikan di masa mendatang. Akhir kata, semoga tugas akhir ini dapat diterima dan memberikan manfaat, baik bagi pembaca maupun penulis.

Batam, 2 Januari 2025



Muhammad Asri Alfajri

Daftar Isi

Pernyataan Keaslian Tugas Akhir	i
Lembar Pengesahan.....	ii
Abstrak	iii
<i>Abstract</i>	iv
Kata Pengantar	v
Daftar Isi	vi
Daftar Gambar.....	ix
Daftar Tabel.....	xi
Bab 1. Pendahuluan	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Tujuan.....	2
1.4. Manfaat	2
1.5. Batasan.....	2
Bab 2. Tinjauan Pustaka.....	3
2.1. Prediksi Banjir	3
2.2. Sensor DHT11	3
2.3. Sensor Ombrometer	3
2.4. Arduino Uno	4
2.5. <i>LCD 16x2 Character</i>	5
2.6. <i>Preprocessing Data</i>	6
2.7. <i>Artificial Neural Network</i> /Jaringan Syaraf Tiruan	7
2.7.1. Konsep Jaringan Syaraf Tiruan	8
2.7.2. Fungsi Aktivasi Jaringan Syaraf Tiruan	10
2.8. <i>Confusion Matrix</i>	12
2.9. Akurasi.....	12
2.10. Presisi	13
2.11. <i>Recall</i>	13

Bab 3. Metodologi Penelitian.....	14
3.1. Perancangan	14
3.2. Perancangan Alat.....	15
3.2.1. Perancangan <i>Electrical</i>	15
3.2.2. Perancangan <i>Mechanical</i>	17
3.2.3. Perancangan <i>Software</i>	18
3.3. <i>Preprocessing Data</i>	18
3.4. Klasifikasi Data	19
3.4.1. <i>Artificial Neural Network</i>	19
3.5. Analisis Data	20
3.6. Alat dan Bahan	21
Bab 4. Hasil dan Pembahasan	22
4.1. Hasil Perancangan Alat	22
4.2. Hasil Pengujian Alat	22
4.2.1. Hasil Pengujian Sensor DHT11	22
4.2.2. Hasil Pengujian Sensor Ombrometer	23
4.3. Hasil Pengujian Langsung.....	24
4.3.1. Pengujian Pertama di Kelurahan Belian	24
4.3.2. Dokumentasi Hasil Pengujian di Kelurahan Belian	25
4.3.3. Pengujian Kedua di Kelurahan Baloi Permai	29
4.3.4. Dokumentasi Hasil Pengujian di Kelurahan Baloi Permai	30
4.4. Hasil Pengambilan Data	33
4.5. Hasil <i>Preprocessing Data</i>	34
4.5.1. Penghapusan Data	34
4.5.2. Penghapusan Kolom	34
4.5.3. Normalisasi Data	35
4.6. Hasil Klasifikasi Menggunakan <i>ANN</i>	36
4.6.1. Hasil Klasifikasi Menggunakan <i>ANN</i> di Kelurahan Belian	36
4.6.2. Hasil Klasifikasi Menggunakan <i>ANN</i> di Kelurahan Baloi Permai	37

4.7.	Hasil Analisis Data.....	39
4.7.1.	Confusion Matrix Hasil Prediksi di Kelurahan Belian.....	39
4.7.2.	<i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi di Kelurahan Baloi Permai 40	
4.7.3.	Akurasi, Presisi, <i>Recall</i> , dan <i>Loss</i> di Kelurahan Belian.....	41
4.7.4.	Akurasi, Presisi, dan <i>Recall</i> di Kelurahan Baloi Permai	41
4.8.	Pembahasan	41
4.8.1.	Interpretasi Data pada Hasil Prediksi di Kelurahan Belian ..	41
4.8.2.	Interpretasi Data pada Hasil Prediksi di Kelurahan Baloi Permai	42
4.8.3.	Analisis Teoritis	43
Bab 5.	Kesimpulan dan Saran.....	44
5.1.	Kesimpulan	44
5.2.	Saran.....	44
Daftar Pustaka	45
Biodata	48
Lampiran.....	49
Lampiran 1.	Dokumentasi Proses Perancangan Alat.....	49
Lampiran 2.	Dokumentasi Proses Pengujian Alat.....	50
Lampiran 3.	Dokumentasi Proses Pengambilan Data.....	50
Lampiran 4.	Dokumentasi Proses <i>Preprocessing</i> , Klasifikasi Menggunakan <i>ANN</i> , dan Analisis Data	51
Lampiran 5.	Tautan GitHub Proyek.....	53

Daftar Gambar

Gambar 1. Sensor DHT11	3
Gambar 2. Sensor Ombrometer	4
Gambar 3. Arduino Uno	5
Gambar 4. LCD 16x2 Character	5
Gambar 5. Data Preprocessing	6
Gambar 6. Artificial Neural Network	7
Gambar 7. Neuron Sederhana Jaringan Syaraf Tiruan	8
Gambar 8. Arsitektur Jaringan Layer Tunggal	9
Gambar 9. Arsitektur Multilayer Perceptron Network	10
Gambar 10. Fungsi Sigmoid Biner	10
Gambar 11. Fungsi Sigmoid Bipolar	11
Gambar 12. Fungsi Identitas/Linear	11
Gambar 13. Confusion Matrix	12
Gambar 14. Diagram Alur Perancangan	14
Gambar 15. Rangkaian Electrical	15
Gambar 16. Konsep Dasar Sistem	17
Gambar 17. Perancangan Mechanical	17
Gambar 18. Perancangan Software	18
Gambar 19. Diagram Alur Artificial Neural Network	19
Gambar 20. Hasil Perancangan Alat	22
Gambar 21. Pemantauan Banjir di Kelurahan Belian ke-1	26
Gambar 22. Pengujian Lapangan di Kelurahan Belian ke-1	26
Gambar 23. Pemantauan Banjir di Kelurahan Belian ke-2	27
Gambar 24. Pengujian Lapangan di Kelurahan Belian ke-2	27
Gambar 25. Pemantauan Banjir di Kelurahan Belian ke-3	28
Gambar 26. Pengujian Lapangan di Kelurahan Belian ke-3	28
Gambar 27. Pemantauan Banjir di Kelurahan Baloi Permai ke-1	30
Gambar 28. Pengujian Lapangan di Kelurahan Baloi Permai ke-1	30
Gambar 29. Pemantauan Banjir di Kelurahan Baloi Permai ke-2	31
Gambar 30. Pengujian Lapangan di Kelurahan Baloi Permai ke-2	31
Gambar 31. Pemantauan Banjir di Kelurahan Baloi Permai ke-3	32
Gambar 32. Pengujian Lapangan di Kelurahan Baloi Permai ke-3	32
Gambar 33. Hasil Confusion Matrix di Kelurahan Belian	39
Gambar 34. Hasil Confusion Matrix di Kelurahan Baloi Permai	40
Gambar 35. Dokumentasi Proses Perancangan Alat 1	49
Gambar 36. Dokumentasi Proses Perancangan Alat 2	49
Gambar 37. Dokumentasi Proses Pengujian Alat	50
Gambar 38. Dokumentasi Proses Pengambilan Data 1	50
Gambar 39. Dokumentasi Proses Pengambilan Data 2	50

Gambar 40. Dokumentasi Proses <i>Preprocessing</i> Data	51
Gambar 41. Dokumentasi Hasil <i>Preprocessing</i> Data	51
Gambar 42. Dokumentasi Proses Klasifikasi Data Menggunakan <i>ANN</i>	52
Gambar 43. Dokumentasi Analisis Data 1.....	52
Gambar 44. Dokumentasi Analisis Data 2.....	53

Daftar Tabel

Tabel 1. Konfigurasi Rangkaian	15
Tabel 2. Alat dan Bahan	21
Tabel 3. <i>Sampling</i> Hasil Pengujian Suhu dan Kelembaban	22
Tabel 4. <i>Sampling</i> Hasil Pengujian Curah Hujan.....	23
Tabel 5. <i>Sampling</i> Pengujian Langsung di Kelurahan Belian	24
Tabel 6. <i>Sampling</i> Pengujian Langsung di Kelurahan Baloi Permai	29
Tabel 7. <i>Sampling</i> Hasil Pengambilan Data	33
Tabel 8. <i>Sampling</i> Sebelum Penghapusan Data	34
Tabel 9. <i>Sampling</i> Sesudah Penghapusan Data.....	34
Tabel 10. <i>Sampling</i> Sebelum Penghapusan Kolom	34
Tabel 11. <i>Sampling</i> Sesudah Penghapusan Kolom	35
Tabel 12. <i>Sampling</i> Sebelum Normalisasi Data	35
Tabel 13. <i>Sampling</i> Sesudah Normalisasi Data	36
Tabel 14. <i>Sampling</i> Hasil Prediksi Banjir di Kelurahan Belian.....	36
Tabel 15. <i>Sampling</i> Hasil Prediksi Banjir di Kelurahan Baloi Permai.....	37
Tabel 16. Hasil Analisis Akurasi, Presisi, dan <i>Recall</i> di Kelurahan Belian	41
Tabel 17. Hasil Analisis Akurasi, Presisi, dan <i>Recall</i> di Kelurahan Baloi Permai.....	41

Bab 1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Bencana alam merupakan fenomena alam yang menyebabkan masalah dalam kehidupan sehari-hari manusia. Salah satu bencana alam yang kerap terjadi adalah banjir. Banjir merupakan suatu keadaan di mana air tidak dapat tertampung dalam saluran atau terhambatnya aliran air di dalam pembuangan, sehingga menyebabkan air meluap ke permukaan tanah [1]. Banjir adalah salah satu jenis bencana alam yang tidak dapat diprediksi kedatangannya. Salah satu penyebab banjir dari segi alam yaitu hujan yang turun secara terus-menerus [2]. Selain itu, banjir juga dapat terjadi akibat perubahan tata guna lahan, pembangunan permukiman, dan aktivitas lain di sekitar daerah rawan banjir [3].

Saat ini, prediksi banjir yang disediakan oleh BMKG masih belum tersedia. Informasi yang diberikan BMKG hanya sebatas prediksi curah hujan, tanpa adanya analisis lebih lanjut mengenai kemungkinan terjadinya banjir. Hal ini menjadi tantangan bagi pemerintah dan masyarakat dalam melakukan langkah mitigasi dini untuk mengurangi dampak bencana [6]. Oleh karena itu, sebelum memprediksi kejadian banjir, sangat penting untuk mengumpulkan informasi terkait kejadian banjir terdahulu dan menganalisisnya menggunakan kecerdasan buatan.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengembangkan model prediksi banjir menggunakan metode seperti *regresi linear*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *K-Nearest Neighbors (KNN)*. Namun, metode tersebut masih memiliki kelemahan dalam memahami pola data yang kompleks serta kurang mampu menangani data yang *noise* [33]. Oleh karena itu, penelitian ini akan mengembangkan sistem prediksi banjir menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)*, yang lebih unggul dalam memodelkan data dengan karakteristik *non-linier* dan kompleks, serta mampu mengatasi data yang *noise* dengan tingkat akurasi yang lebih baik [7].

Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh Afsilia (2022) menggunakan *ANN* untuk memprediksi banjir di Sungai Ciliwung dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 85% [8]. Sementara itu, penelitian oleh Nurpambudi terkait prediksi banjir di Kota Bandar Lampung menggunakan metode *ANN* berhasil mencapai akurasi hingga 100% [9]. Oleh karena itu, penelitian ini akan mengembangkan model prediksi banjir berbasis *ANN* dengan mempertimbangkan faktor curah hujan, suhu, dan kelembaban untuk meningkatkan akurasi prediksi dan memberikan solusi terhadap keterbatasan prediksi banjir yang saat ini belum tersedia dari BMKG.

1.2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana model prediksi banjir yang menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)*.
2. Bagaimana kemampuan *Artificial Neural Network (ANN)* dalam memprediksi banjir berdasarkan suhu, kelembaban, dan curah hujan.

1.3. Tujuan

1. Memprediksi banjir dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network*.
2. Mendapatkan hasil analisis terbaik dari metode *Artificial Neural Network* pada prediksi banjir berdasarkan suhu, kelembaban, dan curah hujan.

1.4. Manfaat

1. Mengembangkan model prediksi banjir yang dapat membantu pemerintah dan masyarakat untuk mendapatkan gambaran mengenai kemungkinan terjadinya banjir.
2. Menyediakan hasil prediksi berdasarkan kondisi curah hujan, suhu, dan kelembaban dan memprediksi kemungkinan terjadinya banjir.
3. Menyediakan kontribusi dalam pengembangan teknologi dan aplikasi *Artificial Neural Network (ANN)* dalam memodelkan pola curah hujan, suhu, dan kelembaban serta prediksi banjir di perkotaan.

1.5. Batasan

1. Data yang digunakan untuk penelitian mencakup data curah hujan dari sensor ombrometer, suhu udara dan kelembaban dari sensor DHT11, serta data kejadian banjir yang tersedia dari PetaBencana.
2. Faktor-faktor sosial dan ekonomi yang mempengaruhi tingkat kerentanan masyarakat terhadap banjir tidak menjadi fokus penelitian.
3. Penelitian tidak membahas tentang strategi mitigasi dan pencegahan banjir.

Bab 2. Tinjauan Pustaka

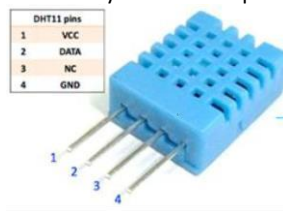
2.1. Prediksi Banjir

Prediksi adalah gabungan antara seni dan ilmu untuk memperkirakan keadaan di masa yang akan datang dengan memproyeksikan beberapa data yang ada pada masa lalu ke masa depan menggunakan contoh matematika maupun perkiraan yang subjektif [10]. Prediksi banjir adalah proses meramalkan atau memperkirakan banjir yang akan terjadi. Hal ini membantu masyarakat untuk mempersiapkan diri dan mengantisipasi sebelum terjadinya banjir [11].

Dapat dikatakan bahwa prediksi banjir merupakan ilmu memprediksi bencana banjir di masa yang akan datang dengan mempelajari beberapa data bencana banjir yang pernah terjadi sebelumnya dengan model matematika, sehingga akan menghasilkan suatu formula yang dapat digunakan untuk memprediksi banjir di masa depan. Hasil tersebut digunakan untuk membantu masyarakat mempersiapkan diri terhadap bencana banjir yang akan datang.

2.2. Sensor DHT11

Sensor DHT11 merupakan sensor dengan kalibrasi sinyal digital yang digunakan untuk mengukur suhu dan kelembaban suatu objek. *Output* dari sensor ini berupa data suhu dan kelembaban udara. Sensor DHT11 memiliki tingkat stabilitas dan kalibrasi yang sangat baik serta akurasi yang tinggi. Sensor ini mampu mendeteksi sesuatu dengan transmisi sinyal hingga 20 meter, dengan spesifikasi *supply voltage*: +5 v, *temperature range*: 0-50 °C *error of* ± 2 °C, *humidity*: 20-90% RH $\pm 5\%$ RH *error*. Prinsip kerja dari sensor DHT11 yaitu sensor mendeteksi suhu dan kelembaban yang akan diolah menggunakan mikrokontroler, kemudian hasil akhirnya akan ditampilkan pada LCD 16x2 [15].



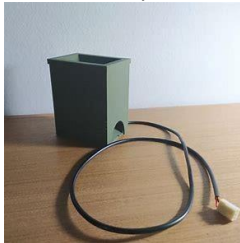
Gambar 1. Sensor DHT11

2.3. Sensor Ombrometer

Penakar curah hujan adalah alat yang digunakan untuk mengukur jumlah curah hujan dalam periode waktu tertentu. Alat ini mengukur tinggi hujan seolah-olah air hujan yang jatuh terkumpul di tanah membentuk kolom air. Volume air

yang terkumpul dibagi dengan luas corong penampung, hasilnya menunjukkan tinggi atau ketebalan hujan yang diukur dalam milimeter (mm). Sensor yang digunakan untuk mengukur curah hujan disebut *rain gauge*, yang memiliki berbagai jenis, dengan sekitar 50 jenis yang memenuhi standar internasional. Salah satu jenisnya adalah *tipping bucket*. Sensor *tipping bucket* bekerja dengan cara menghitung pulsa pada periode waktu tertentu berdasarkan jumlah air yang masuk ke dalam corong atau wadah penampung sensor. Dari pulsa-pulsa tersebut, dapat diketahui jumlah curah hujan per satuan luas dan waktu [16].

Air hujan ditampung dalam bejana yang dapat berjungkit, dan ketika air mengisi bejana hingga setara dengan ketinggian hujan 0,5 mm (sesuai spesifikasi sensor), bejana akan berjungkit dan air akan dikeluarkan. Dua bejana digunakan secara bergantian untuk menampung air hujan. Setiap gerakan bejana yang berjungkit tercatat secara mekanis pada pias atau menggerakkan penghitung (*counter*). Jumlah hitungan dikalikan dengan 0,5 mm (sesuai spesifikasi sensor) akan memberikan tinggi hujan yang tercatat. Saat bejana berjungkit, saklar (seperti *reed switch*) akan terpicu dan hasilnya dicatat secara elektronik [17].



Gambar 2. Sensor Ombrometer

2.4. Arduino Uno

Arduino Uno adalah *board* mikrokontroler berbasis ATmega328. Memiliki empat belas pin input digital, dengan enam pin yang dapat digunakan sebagai *output* dan enam pin input analog. Selain itu, memiliki koneksi *USB*, *jack* daya, *header ICSP*, tombol reset, dan 16 MHz osilator kristal. Untuk mendukung mikrokontroler dan membuatnya berfungsi, cukup hubungkan *board* ArduinoUno ke komputer dengan menggunakan kabel *USB* atau listrik dengan adaptor AC-ke-DC atau baterai [18]. Gambar 4 merupakan gambar arduino uno.



Gambar 3. Arduino Uno

2.5. LCD 16x2 Character

LCD adalah komponen elektronik yang dapat menampilkan data, seperti karakter, huruf, atau grafik. *LCD* membutuhkan daya dan tegangan yang rendah, sehingga sering digunakan pada kalkulator, arloji digital, dan instrumen elektronik seperti multimeter digital. *LCD* menggunakan kristal cair silikon dan galium sebagai pemacu cahaya. Setiap matrik pada layar *LCD* terdiri dari susunan piksel dua dimensi yang dibagi dalam baris dan kolom. Oleh karena itu, setiap pertemuan baris dan kolom terdiri dari *LED* pada bidang latar, atau *backplane*, yang merupakan lempengan kaca bagian belakang dengan lapisan elektroda transparan di bagian dalamnya. Dalam keadaan normal, cairan yang digunakan berwarna cerah. Namun, ketika tegangan diterapkan antara bidang latar dan pola elektroda pada sisi dalam kaca bagian depan, area tertentu cairan akan berubah menjadi hitam [19]. Gambar 5 merupakan gambar *LCD 16x2*.

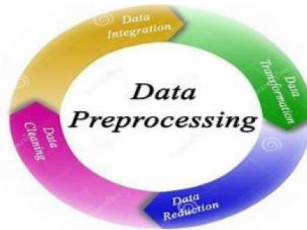


Gambar 4. LCD 16x2 Character

Spesifikasi pada *LCD 16x2* adalah sebagai berikut :

1. Terdiri dari 16 kolom dan 2 baris
2. Mempunyai 192 karakter yang tersimpan
3. Tegangan kerja 5V
4. Memiliki ukuran yang praktis

2.6. Preprocessing Data

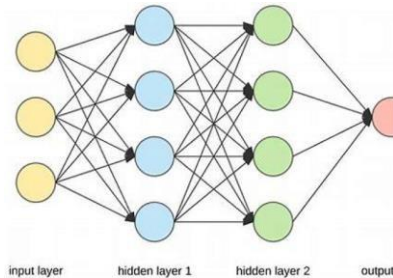


Gambar 5. Data *Preprocessing*

Preprocessing data adalah proses pengolahan data mentah sebelum diproses lebih lanjut untuk beberapa tujuan, seperti membersihkan *noise* atau mengubah formatnya. Salah satu metode *preprocessing* data untuk mengatasi ukuran *database* yang besar adalah dengan membaginya menjadi beberapa bagian, sehingga akan meningkatkan kecepatan *scanning* data ketika algoritma data *mining* digunakan [20]. Berikut tahap-tahap dalam *preprocessing* data:

1. Tahap pertama dalam *preprocessing* data adalah pembersihan data. Pada tahap ini, dilakukan proses seperti mengisi nilai yang hilang, menghaluskan data yang *noisy*, dan memperbaiki data yang tidak konsisten.
2. Dalam *preprocessing* data, transformasi data adalah fase yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih mudah diproses dan dianalisis. Beberapa proses seperti normalisasi, agregasi, generalisasi, dan atribut konstruksi termasuk dalam tahap ini.
3. Tahap data *reduction* merupakan tahap *preprocessing* data yang dikenal sebagai pengurangan data bertujuan untuk mengurangi jumlah data yang tidak relevan atau tidak diperlukan untuk analisis. Tahap ini mencakup beberapa proses seperti pemilihan data, fokus pada penyederhanaan data, pengabstrakan data, dan juga transformasi data kasar yang berasal dari berbagai catatan yang ditulis selama penelitian di lapangan.

2.7. Artificial Neural Network/Jaringan Syaraf Tiruan



Gambar 6. Artificial Neural Network

Paradigma pemrosesan data jaringan syaraf tiruan (JST), juga dikenal sebagai *artificial neural network*, mengadopsi sistem sel syaraf biologi yang menyerupai otak untuk memproses data. Inti dari paradigma ini adalah struktur baru yang dirancang untuk pemrosesan informasi. Jaringan syaraf tiruan digunakan untuk memecahkan masalah seperti pengenalan pola atau klasifikasi melalui proses pembelajaran [21].

Aplikasi jaringan syaraf tiruan termasuk pengenalan pola dan peramalan. Pengenalan pola seperti angka, huruf, suara, atau tanda tangan, dapat diidentifikasi dengan JST. Otak manusia mampu mengenali orang yang sudah lama tidak dilihat, meskipun wajah atau bentuk tubuh mereka mungkin telah berubah. Kemudian juga peramalan. Berdasarkan pola kejadian sebelumnya, JST juga dapat digunakan untuk meramalkan kejadian di masa depan. Mengingat kemampuan JST untuk mengingat dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya, membuat JST dapat digunakan dalam memprediksi [21].

Dengan asumsi berikut, JST dibuat sebagai generalisasi model matematika jaringan syaraf biologi [22]:

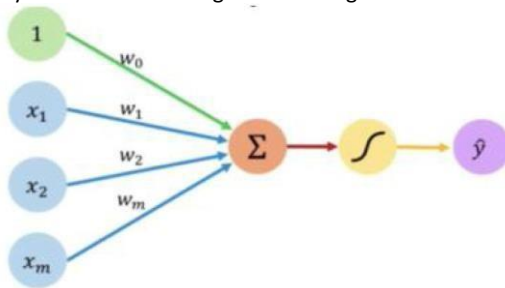
1. Neuron adalah komponen sederhana yang dapat digunakan untuk melakukan pemrosesan informasi.
2. Neuron akan menerima sinyal dari penghubung
3. Nilai atau berat penghubung antar neuron dapat memperkuat atau memperlemah sinyal
4. Fungsi aktivasi, yang bukan fungsi *linear*, digunakan oleh setiap neuron. Fungsi ini terkait dengan jumlah input yang diterima, menghasilkan nilai *output*, dan kemudian dibandingkan dengan batas ambang.

JST diatur oleh [22]:

1. Arsitektur jaringan adalah pola hubungan antar neuron.
2. Metode untuk menentukan bobot penghubung dikenal dengan metode pelatihan algoritma.
3. Fungsi aktivasi

2.7.1. Konsep Jaringan Syaraf Tiruan

Cara kerja dari neuron sendiri yaitu dengan cara mengumpulkan dan memproses setiap pola input maupun *output* kedalam Jaringan Syaraf Tiruan. Sekumpulan neuron ini terletak pada lapisan neuron (neuron *layers*). Neuron pada satu lapisan biasanya terhubung dengan lapisan sebelum atau sesudahnya, kecuali lapisan masukan dan lapisan keluaran. Informasi yang diberikan pada jaringan syaraf dirambatkan dari satu lapisan ke lapisan, melalui lapisan tersembunyi hingga lapisan masukan dan lapisan keluaran [24]. Algoritma pembelajaran menentukan ke arah mana informasi akan dirambatkan. Gambar 8 menunjukkan neuron jaringan syaraf sederhana dengan suatu fungsi aktivasi.



Gambar 7. Neuron Sederhana Jaringan Syaraf Tiruan

Sumber: ref. [29]

Sebuah neuron akan mengolah N yang telah dimasukkan ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) yang masing-masing memiliki bobot $W_1, W_2, W_3, \dots, W_n$ dengan rumus berikut [24]:

$$y = \sum_{i=1}^n x_i w_i, \dots, \dots, \dots \quad (1)$$

Jaringan neuron buatan terdiri dari sejumlah grup neuron yang terorganisir dalam beberapa lapisan [23]:

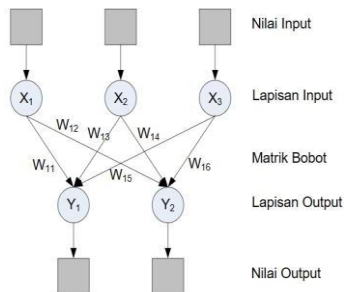
1. Lapisan input: Berfungsi sebagai penghubung antara jaringan dan dunia luar (sumber data). Unit-unit input berada di dalam lapisan input dan menerima pola input data dari luar yang menggambarkan masalah.
2. Lapisan tersembunyi: Jaringan dapat memiliki lebih dari satu lapisan tersembunyi, atau bahkan tidak sama sekali. Unit-unit tersembunyi terletak di lapisan tersembunyi, di mana *outputnya* tidak dapat diamati secara langsung. *Hidden layer* berfungsi sebagai tempat pemrosesan utama dalam jaringan saraf tiruan.

3. Lapisan *Output*: Prinsip kerja neuron pada lapisan ini sama dengan lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dengan fungsi *Sigmoid* digunakan. Namun, *output* neuron pada lapisan ini dianggap sebagai hasil dari proses.

Arsitektur jaringan yang ada pada jaringan syaraf tiruan yaitu [22]:

1. Jaringan Layar Tunggal (*Single Layer Network*)

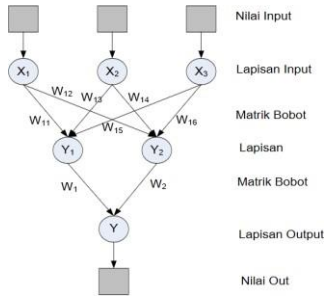
Jaringan layar tunggal terdiri dari satu lapisan input dan satu lapisan *output*. Setiap neuron atau unit di lapisan input selalu terhubung dengan neuron di lapisan *output*. Jaringan ini hanya menerima input dan kemudian mengolahnya menjadi *output* tanpa menggunakan lapisan tersembunyi. *ADALINE*, *Hopfield*, dan *Perceptron* adalah algoritma JST yang menggunakan pendekatan ini.



Gambar 8. Arsitektur Jaringan Layar Tunggal

2. *Multilayer Perceptron Network*

Jaringan *multilayer* memiliki tiga lapisan: lapisan input, *output*, dan lapisan tersembunyi yang dapat digunakan lebih dari satu lapisan tersembunyi. Jaringan *multilayer* memiliki kemampuan untuk menyelesaikan masalah yang lebih kompleks daripada jaringan dengan hanya satu lapisan.



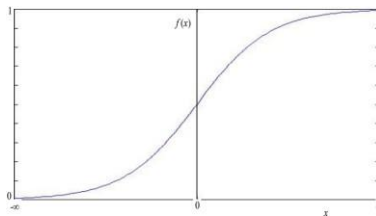
Gambar 9. Arsitektur *Multilayer Perceptron Network*

2.7.2. Fungsi Aktivasi Jaringan Syaraf Tiruan

Fungsi aktivasi di jaringan saraf tiruan sama dengan sinapsis di jaringan saraf manusia [25]. Fungsi aktivasi mengubah banyak data masukan menjadi data keluaran [26]. Terdapat beberapa jenis aktivasi yang ada pada jaringan syaraf tiruan [26]:

1. Fungsi *Sigmoid Biner*

Fungsi *sigmoid biner* memiliki rentang 0–1, sehingga *outputnya* berada di rentang 0–1.



Gambar 10. Fungsi *Sigmoid Biner*

Sumber: ref. [27]

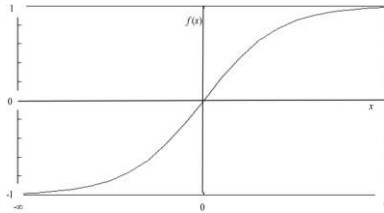
Dengan:

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (3)$$

2. Fungsi *Sigmoid Bipolar*

Fungsi *sigmoid bipolar* dan *biner* hampir sama, tetapi *output* fungsi-fungsi berikut berkisar dari -1 hingga 1.



Gambar 11. Fungsi Sigmoid Bipolar

Sumber: ref. [27]

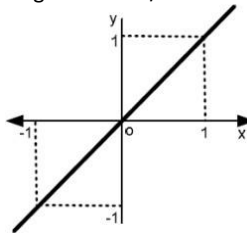
Dengan:

$$y = f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

$$f'(x) = \frac{a}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (5)$$

3. Fungsi Identitas/*Linear*

Nilai input dan *output* Fungsi Identitas/*Linear* sama.



Gambar 12. Fungsi Identitas/*Linear*

Sumber: ref. [28]

Dengan:

$$y = x \quad (6)$$

$$f'(x) = 1 \quad (7)$$

4. Fungsi *ReLU*

Fungsi aktivasi *ReLU* (*Rectified Linear Unit*) adalah lapisan aktivasi pada model yang menggunakan fungsi $f(x) = \max(0, x)$. Pada prinsipnya, *ReLU* hanya membuat pembatas pada bilangan nol, yaitu, apabila $x \leq 0$ maka

$x=0$ dan apabila $x>0$ maka $x=x$ [32]. Turunan fungsi aktivasi *ReLU* adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

2.8. Confusion Matrix

Matriks *confusion* memberikan informasi tentang perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh model dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* adalah empat bagian dari hasil proses klasifikasi pada matriks *confusion* [29].

Dimana nilai *True Negative (TN)* merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan *False Positive (FP)* merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif. Sementara itu, *True Positive (TP)* merupakan data positif yang terdeteksi benar. *False Negative (FN)* merupakan kebalikan dari *True Positive*, sehingga data positif, namun terdeteksi sebagai data negatif.

		Nilai Aktual	
		Positive	Negative
Nilai Prediksi	Positive	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	Negative	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Gambar 13. Confusion Matrix

Sumber: ref. [29]

2.9. Akurasi

Untuk mengetahui seberapa akurat hasil klasifikasi, dapat dihitung dengan hasil pembagian antara jumlah klasifikasi yang benar sesuai target dan jumlah klasifikasi yang berbeda dengan target untuk masing-masing kelas [30].

Akurasi bertugas untuk mengukur kinerja algoritma dengan cara yang dapat ditafsirkan. Akurasi suatu model biasanya ditentukan setelah parameter model dan dihitung dalam bentuk persentase. Hasil yang muncul merupakan ukuran seberapa akurat prediksi model dibandingkan dengan data sebenarnya. Berikut adalah persamaan untuk menghitung nilai akurasi [31]:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\% \quad (9)$$

2.10. Presisi

Sama halnya seperti akurasi, *presisi* adalah seberapa dekat suatu ukuran dengan nilai sebenarnya. Presisi yaitu merupakan data yang didapatkan berdasarkan sedikitnya informasi. Dalam klasifikasi *biner*, presisi dapat didefinisikan sebagai nilai prediksi positif [31]. Berikut adalah persamaan dari presisi:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (10)$$

2.11. Recall

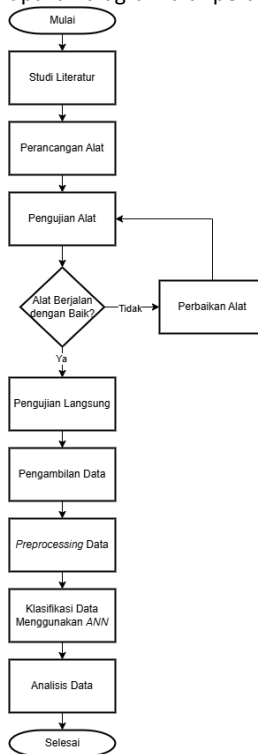
Data penghapusan yang berhasil dari data yang relevan dengan kueri disebut *recall*. *Recall* dikenal sebagai sensitivitas dalam klasifikasi *biner*. Ini adalah peran *recall* [31]. *Recall* atau sensitivitas adalah metrik kinerja yang memberikan informasi tentang prediksi kelas yang diprediksi negatif. Berikut persamaan dari *recall*:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (11)$$

Bab 3. Metodologi Penelitian

3.1. Perancangan

Gambar 15 berikut merupakan diagram alur perancangan penelitian.



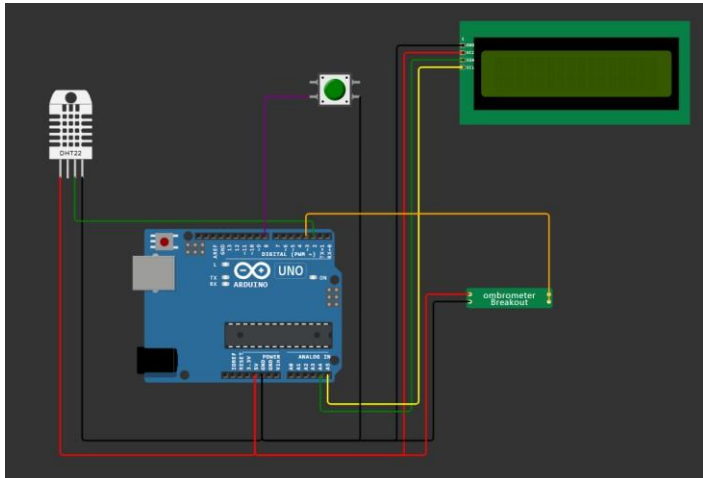
Gambar 14. Diagram Alur Perancangan

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa tahapan yang dilakukan, yaitu perancangan alat, pengujian alat, pengambilan data, pemrosesan data, klasifikasi data, dan analisis data. Proses dimulai dengan merancang alat, kemudian dilanjutkan dengan pengujian untuk memastikan fungsionalitasnya. Kemudian lanjut dengan melakukan pengujian secara langsung di lokasi penelitian. Setelah itu, data diambil dan diproses untuk mendapatkan informasi yang relevan. Data yang telah diproses kemudian diklasifikasikan sebelum akhirnya dilakukan analisis untuk menarik kesimpulan. Tahapan-tahapan ini digambarkan dalam Diagram Alur Perancangan pada Gambar 15.

3.2. Perancangan Alat

3.2.1. Perancangan *Electrical*

Gambar 16 merupakan perancangan *hardware* yang dilakukan pada penelitian ini.



Gambar 15. Rangkaian *Electrical*

Perancangan *electrical* merupakan salah satu perancangan yang utama untuk merangkai suatu alat. Terdapat arduino uno yang yang terhubung dengan sensor DHT11 yang menjadi sensor suhu dan kelembaban, sensor ombrometer yang mendeteksi curah hujan, serta LCD 16x2 yang berfungsi untuk menampilkan hasil berupa nilai suhu, kelembaban, dan curah hujan.

Tabel 1 berikut merupakan konfigurasi rangkaian dari gambar 16.

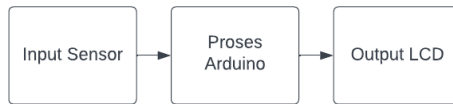
Tabel 1. Konfigurasi Rangkaian

Keterangan	Pin	Arduino
DHT11	GND	GND
	VCC	5V
	Output	D2

LCD 16x2	VSS	GND
	VCC	5V
	RS	D12
	R/W	GND
	Enable	D11
	D4	D5
	D5	D6
	D6	D3
	D7	D2
	LED+	5V (Through a 220 Ohm Resistor)
	LED-	GND
	VEE	
Ombrometer	Blue Wire	A1
	Red Wire	Vin
	Black Wire	GND

Tabel 1 menggambarkan konfigurasi rangkaian yang menghubungkan komponen-komponen dengan Arduino. Sensor DHT11 terhubung dengan pin GND dan 5V untuk daya, serta pin D2 untuk mengirimkan data suhu dan kelembaban. LCD 16x2 terhubung dengan pin GND dan 5V untuk daya, serta beberapa pin Arduino (D12, D11, D5, D6, D3, D2) untuk komunikasi data dalam mode 4-bit. Lampu latar LCD diberi daya melalui pin LED+ yang terhubung dengan 5V melalui resistor 220 Ohm, sementara LED- dihubungkan ke GND. Ombrometer dihubungkan dengan pin A1 untuk sinyal, pin Vin untuk daya, dan GND untuk referensi tegangan. Rangkaian ini memungkinkan pembacaan data dari DHT11 dan ombrometer, yang kemudian ditampilkan pada LCD.

Gambar 17 berikut merupakan konsep dasar sistem kerja rangkaian.

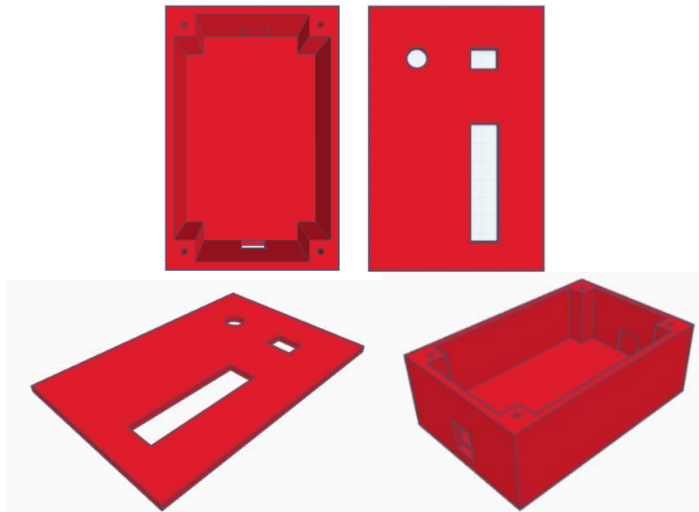


Gambar 16. Konsep Dasar Sistem

1. Input data berupa hasil pembacaan dari sensor DHT11 mendeteksi suhu dan kelembaban udara, dan sensor ombrometer mendeteksi curah hujan.
2. Proses pengelolaan data suhu, kelembaban, curah hujan dari sensor diolah kedalam program pada arduino kemudian ditampilkan ke LCD 16x2 ketika waktu tertentu.
3. *Output* adalah hasil data yang sudah diolah arduino akan ditampilkan pada layar LCD.

3.2.2. Perancangan *Mechanical*

Gambar 18 merupakan rancangan desain *mechanical* yang digunakan untuk penelitian.

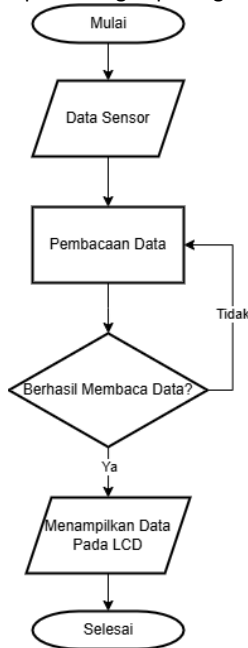


Gambar 17. Perancangan *Mechanical*

Sama halnya dengan perancangan *electrical*, perancangan *mechanical* juga merupakan bagian yang penting pada penelitian ini. *Mechanical* desain pada penelitian ini menggunakan 3D *Printer* dengan bahan *Polylactic Acid* dengan ukuran panjang 14,5 cm, lebar 5 cm, dan tinggi 9,5 cm.

3.2.3. Perancangan *Software*

Gambar berikut merupakan perancangan perangkat lunak pada penelitian ini.



Gambar 18. Perancangan *Software*

Perancangan perangkat lunak ini berguna sebagai pengendali utama pada mikrokontroler Arduino Uno untuk menjalankan fungsi dari alat-alat perangkat lainnya.

3.3. *Preprocessing Data*

Preprocessing data adalah langkah untuk membersihkan dan mempersiapkan data mentah agar siap untuk dianalisis. Langkah-langkah yang umum dilakukan dalam *preprocessing* data meliputi:

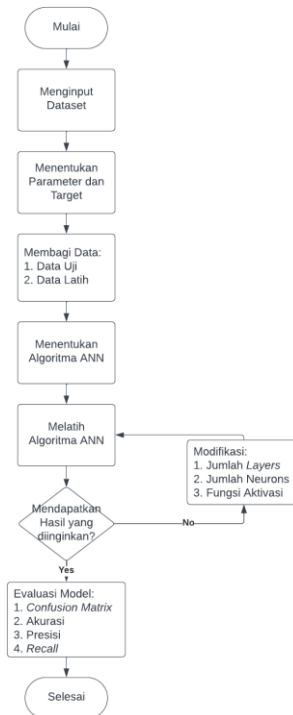
1. Pembersihan data: Menghilangkan data yang tidak lengkap, duplikat, maupun penghapusan kolom yang tidak relevan.

2. Transformasi data: Melakukan transformasi pada data, seperti normalisasi atau standarisasi, agar memiliki skala yang serupa atau mengubah format data ke format yang lebih sesuai.
3. Reduksi fitur: Bertujuan untuk mengurangi jumlah fitur yang tidak relevan atau tidak diperlukan untuk analisis.

3.4. Klasifikasi Data

3.4.1. Artificial Neural Network

Gambar berikut merupakan klasifikasi data menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)*.



Gambar 19. Diagram Alur Artificial Neural Network

Berdasarkan diagram alur dari klasifikasi *Artificial Neural Network* pada gambar 19 diatas, terdapat beberapa proses yang dilakukan. Pertama yaitu menginput *dataset* yang telah dilakukan *preprocessing*. Kemudian tahap selanjutnya

yaitu menentukan data yang menjadi parameter dan target. Lalu kemudian data dibagi menjadi data uji dan data latih. Setelah proses pembagian data, kemudian menentukan algoritma *Artificial Neural Network* yang cocok untuk mendapatkan hasil yang sesuai. Kemudian dilakukan proses analisis menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* yang bertujuan untuk mengetahui performa dari klasifikasi yang digunakan.

3.5. Analisis Data

Setelah proses klasifikasi, dilakukan analisis data untuk mengevaluasi kinerja model. Beberapa metrik yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. *Confusion Matrix*: *Confusion matrix* memberikan gambaran yang lebih rinci tentang kinerja model dengan membagi hasil prediksi menjadi empat kategori: *true positive (TP)*, *false positive (FP)*, *true negative (TN)*, dan *false negative (FN)*. Dalam konteks ANN, *confusion matrix* membantu memvisualisasikan sejauh mana model berhasil mengklasifikasikan dengan benar sampel-sampel dari set data. Ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang jenis kesalahan yang dibuat oleh model dan membantu mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki.
2. Akurasi: Merupakan persentase jumlah prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi. Diukur dengan membagi jumlah prediksi benar (*TP* dan *TN*) dengan total prediksi. Metrik akurasi mengukur sejauh mana model ANN mampu memprediksi secara benar. Ini adalah rasio jumlah prediksi yang benar (*TP* dan *TN*) dibandingkan dengan total sampel. Meskipun akurasi penting untuk memberikan gambaran umum tentang kualitas model, namun perlu diingat bahwa akurasi dapat memberikan hasil yang bias jika data tidak seimbang (*imbalance class*).
3. Presisi: Presisi dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar positif (*true positive, TP*) dengan jumlah total prediksi positif (*true positive, TP*) dan *false positive (FP)*. Presisi mengukur sejauh mana model ANN memprediksi dengan benar di antara kasus positif yang diprediksi. Metrik ini memberikan informasi tentang tingkat kesalahan positif palsu (*FP*) yang dibuat oleh model. Presisi penting ketika kita ingin meminimalkan jumlah prediksi positif palsu.
4. *Recall*: *Recall* dihitung dengan membagi jumlah prediksi benar positif (*true positive, TP*) dengan jumlah total kejadian positif (*true positive, TP*) dan *false negative (FN)*. *Recall* (sensitivitas) mengukur sejauh mana model ANN mampu mengidentifikasi dan memprediksi dengan benar kasus positif. Metrik ini memberikan gambaran tentang tingkat kesalahan negatif palsu (*FN*) yang dibuat oleh model. *Recall* penting ketika fokus pada meminimalkan jumlah prediksi negatif palsu.

3.6. Alat dan Bahan

Tabel berikut merupakan alat dan bahan yang dibutuhkan.

Tabel 2. Alat dan Bahan

No	Alat dan Bahan	Harga Satuan (Rp.)	Jumlah Barang	Total Harga (Rp.)	Keterangan
1	Sensor DHT11	20.000	1	20.000	Dana Pribadi
2	LCD Karakter 16x2	20.000	1	20.000	Dana Pribadi
3	Arduino Uno ATMEGA328P	150.000	1	150.000	Dana Pribadi
4	Kabel <i>Jumper</i>	15.000	40pcs	30.000	Dana Pribadi
5	<i>Project Board</i>	15.000	1	15.000	Dana Pribadi
6	Ombrometer	250.000	1	250.000	Dana Pribadi
7	<i>Cutting</i>	30.000	1	30.000	Dana Pribadi
Total				515.000	Dana Pribadi

Tabel 2 menyajikan rincian alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian, dengan total biaya Rp515.000 yang sepenuhnya didanai dari dana pribadi. Komponen utama meliputi Sensor DHT11 (Rp20.000), LCD 16x2 (Rp20.000), dan Arduino Uno (Rp150.000), serta komponen pendukung seperti Kabel Jumper (Rp30.000), Project Board (Rp15.000), Ombrometer (Rp250.000), dan alat pemotong (Rp30.000). Tabel ini menunjukkan transparansi penggunaan sumber daya dalam penelitian.

Bab 4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Hasil Perancangan Alat

Gambar berikut merupakan hasil perancangan dari alat.



Gambar 20. Hasil Perancangan Alat

Pada Gambar 21 ditampilkan rancangan alat penelitian yang meliputi sensor DHT11 untuk mendeteksi suhu dan kelembaban, serta sensor ombrometer untuk mengukur curah hujan. Alat ini juga dilengkapi dengan LCD 16x2 sebagai antarmuka tampilan, saklar *on/off* untuk pengoperasian, dan komponen internal berupa Arduino, kabel, PCB, serta komponen pendukung lainnya.

4.2. Hasil Pengujian Alat

4.2.1. Hasil Pengujian Sensor DHT11

Berikut merupakan tabel hasil pengujian sensor DHT11.

Tabel 3. *Sampling* Hasil Pengujian Suhu dan Kelembaban

Pengujian	Suhu (°C)	Kelembaban (%)	HTC-1 Suhu (°C)	HTC-1 Kelembaban (%)
Pengujian Ke-1	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-2	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-3	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-4	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-5	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-6	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-7	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-8	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-9	29.5	63	29.4	63
Pengujian Ke-10	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-11	29.5	63	29.5	63

Pengujian Ke-12	29.5	62	29.5	63
Pengujian Ke-13	29.5	63	29.4	63
Pengujian Ke-14	29.5	62	29.5	63
Pengujian Ke-15	29.5	62	29.5	63
Pengujian Ke-16	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-17	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-18	29.5	63	29.4	63
Pengujian Ke-19	29.5	63	29.5	63
Pengujian Ke-20	29.5	63	29.5	63

Tabel 3 merupakan tabel pengujian sensor DHT11 yang berguna untuk mendapatkan angka suhu dan kelembaban yang nantinya digunakan sebagai salah satu parameter untuk memprediksi kejadian banjir. Data yang didapatkan dari sensor DHT11 kemudian dikalibrasikan sesuai dengan data dari HTC-1.

4.2.2. Hasil Pengujian Sensor Ombrometer

Berikut merupakan tabel hasil pengujian sensor ombrometer (curah hujan).

Tabel 4. *Sampling* Hasil Pengujian Curah Hujan

Pengujian	Curah Hujan (mm) Sesudah Kalibrasi
Pengujian Ke-1	0.0
Pengujian Ke-2	0.0
Pengujian Ke-3	0.0
Pengujian Ke-4	0.70
Pengujian Ke-5	0.70
Pengujian Ke-6	1.40
Pengujian Ke-7	0.70
Pengujian Ke-8	2.10
Pengujian Ke-9	1.40
Pengujian Ke-10	0.70
Pengujian Ke-11	0.70
Pengujian Ke-12	2.10
Pengujian Ke-13	2.80
Pengujian Ke-14	1.40
Pengujian Ke-15	1.40
Pengujian Ke-16	2.10
Pengujian Ke-17	1.40
Pengujian Ke-18	1.40
Pengujian Ke-19	1.40
Pengujian Ke-20	0.70

Tabel 4 menyajikan hasil pengujian sensor ombrometer untuk mengukur curah hujan. Pengukuran dilakukan sebelum dan sesudah kalibrasi untuk memastikan akurasi sensor. Data pada kolom "Curah Hujan (mm) Sebelum Kalibrasi" menunjukkan hasil pengukuran awal sensor, sementara kolom "Curah Hujan (mm) Sesudah Kalibrasi" mencerminkan hasil pengukuran setelah dilakukan proses kalibrasi sesuai dengan parameter standar.

Hasil menunjukkan bahwa nilai curah hujan sebelum dan sesudah kalibrasi memiliki konsistensi, menandakan bahwa sensor telah dikalibrasi dengan benar dan memiliki tingkat akurasi yang baik. Berikut merupakan proses kalibrasi sensor ombrometer:

1. Rumus Menghitung Tinggi Curah Hujan

Tinggi curah hujan dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{Tinggi curah hujan} = \frac{\text{Volume yang dikumpulkan (ml)}}{\text{Luas area pengumpulan (cm}^2\text{)}} \quad (12)$$

2. Perhitungan Luas Area Pengumpulan

Luas area pengumpulan dihitung berdasarkan dimensi penampung. Panjang area adalah 5.5 cm, dan lebarnya 3.5 cm, sehingga:

$$\text{Luas area pengumpulan} = 5.5 \text{ cm} \times 3.5 \text{ cm} = 19.25 \text{ cm}^2 \quad (13)$$

3. Penentuan Volume Per Tip (Tipping Bucket)

Kalibrasi dilakukan dengan menuangkan 100 ml air secara bertahap ke tipping bucket. Hasilnya, tipping bucket berjungkat-jungkit sebanyak 70 kali. Maka:

$$\text{Volume per tip} = \frac{100 \text{ ml}}{70} = 1.42 \text{ ml per tip} \quad (14)$$

4. Kalibrasi Tinggi Curah Hujan

Setelah diketahui bahwa setiap tip mengumpulkan 1.42 ml, tinggi curah hujan dihitung sebagai:

$$\text{Tinggi curah hujan} = \frac{1.42 \text{ ml}}{19.25 \text{ cm}^2} = 0.0738 \text{ cm} \quad (15)$$

Nilai ini dibulatkan menjadi 0.07 cm per tip setara dengan 0.70 mm per tip.

4.3. Hasil Pengujian Langsung

4.3.1. Pengujian Pertama di Kelurahan Belian

Berikut merupakan tabel hasil pengujian di kelurahan Belian, Batam Kota

Tabel 5. *Sampling* Pengujian Langsung di Kelurahan Belian

Waktu	Kelembaban	Suhu	Curah Hujan	Banjir
-------	------------	------	-------------	--------

	(%)	(°C)	(mm)	
Menit 1	78	34.2	0.00	Tidak
Menit 2	78	34.2	0.00	Tidak
Menit 3	78	34.2	0.00	Tidak
Menit 4	79	34.2	0.00	Tidak
Menit 5	81	33.9	0.00	Tidak
Menit 6	82	33.8	0.00	Tidak
Menit 7	82	33.8	0.00	Tidak
Menit 8	83	33.6	0.70	Tidak
Menit 9	83	33.3	0.00	Tidak
Menit 10	83	33.3	0.70	Tidak
Menit 11	84	33.0	0.00	Tidak
Menit 12	85	32.8	0.00	Tidak
Menit 13	85	32.8	0.00	Tidak
Menit 14	86	32.8	0.00	Tidak
Menit 15	86	32.5	0.00	Tidak
Menit 16	87	32.3	0.70	Tidak
Menit 17	87	32.3	0.70	Tidak
Menit 18	87	32.3	0.70	Tidak
Menit 20	88	32.1	0.70	Tidak
Menit 21	90	31.8	1.40	Ya
Menit 22	91	31.8	1.40	Ya
Menit 23	91	31.8	0.70	Ya
Menit 24	91	31.8	1.40	Ya
Menit 25	91	31.8	0.70	Ya

Tabel di atas menunjukkan hasil pengujian yang mencatat kondisi kelembaban, suhu, curah hujan, dan kejadian banjir setiap menit di Kelurahan Belian, Batam Kota. Data tersebut memberikan gambaran mengenai hubungan antara kondisi cuaca dengan terjadinya banjir. Kelembaban udara cenderung tinggi, dengan suhu yang bervariasi namun tetap berada pada kisaran yang relatif tinggi. Sementara itu, curah hujan mulai menunjukkan peningkatan pada menit-menit tertentu. Terjadi kejadian banjir mulai pada menit ke-21 dengan curah hujan sebesar 1.40 mm, yang menunjukkan bahwa curah hujan yang cukup tinggi dapat memicu terjadinya banjir di wilayah tersebut.

4.3.2. Dokumentasi Hasil Pengujian di Kelurahan Belian

Berikut merupakan dokumentasi hasil pengujian di kelurahan Belian, Batam Kota

1. Dokumentasi Pengujian Pertama 28 September 2024



Gambar 21. Pemantauan Banjir di Kelurahan Belian ke-1

Gambar 21 menunjukkan kondisi banjir yang terjadi di Kelurahan Belian pada 28 September 2024 yang terjadi pada pukul 14.21. Pemantauan dilakukan dalam rentang waktu 14.00-16.00, dengan pengumpulan sebanyak 120 data untuk analisis lebih lanjut.



Gambar 22. Pengujian Lapangan di Kelurahan Belian ke-1

Gambar 22 menunjukkan proses pengujian lapangan yang dilakukan di Kelurahan Belian pada 28 September 2024. Pengujian dilakukan dalam rentang waktu 14.00-16.00 dengan pengumpulan sebanyak 120 data. Pada saat pengujian, kondisi cuaca mengalami hujan.

2. Dokumentasi Pengujian Kedua 28 September 2024



Gambar 23. Pemantauan Banjir di Kelurahan Belian ke-2

Gambar 23 menunjukkan kondisi banjir yang terjadi di Kelurahan Belian pada 28 September 2024. Pemantauan dilakukan dalam rentang waktu 18.40-22.30 dengan pengumpulan sebanyak 250 data. Selama pemantauan, kondisi cuaca mengalami hujan, yang menyebabkan terjadinya banjir di lokasi tersebut pada pukul 19.18.



Gambar 24. Pengujian Lapangan di Kelurahan Belian ke-2

Gambar 24 menunjukkan proses pengujian lapangan yang dilakukan di Kelurahan Belian pada 28 September 2024. Pengujian dilakukan dalam rentang waktu 18.40-22.30 dengan pengumpulan sebanyak 250 data. Selama pengujian, hujan mulai terjadi pada pukul 18.54.

3. Dokumentasi Pengujian Hari Ketiga 30 September 2024



Gambar 25. Pemantauan Banjir di Kelurahan Belian ke-3

Gambar 25 menunjukkan proses pemantauan di Kelurahan Belian pada 30 September 2024. Pemantauan dilakukan dalam rentang waktu 09.00-17.00 dengan pengumpulan sebanyak 480 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai pembandingan terhadap kondisi saat terjadi banjir.



Gambar 26. Pengujian Lapangan di Kelurahan Belian ke-3

Gambar 26 menunjukkan proses pengujian lapangan yang dilakukan di Kelurahan Belian pada 30 September 2024. Pengujian dilakukan dalam rentang waktu 09.00-17.00 dengan pengumpulan sebanyak 480 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai referensi dalam kondisi normal.

4.3.3. Pengujian Kedua di Kelurahan Baloi Permai

Berikut merupakan tabel hasil pengujian di kelurahan Baloi Permai, Batam Kota

Tabel 6. *Sampling* Pengujian Langsung di Kelurahan Baloi Permai

Waktu	Kelembaban (%)	Suhu (°C)	Curah Hujan (mm)	Banjir
Menit 1	79	30.5	0.00	Tidak
Menit 2	78	31.0	0.00	Tidak
Menit 3	78	31.0	0.00	Tidak
Menit 4	78	31.0	0.00	Tidak
Menit 5	77	31.3	0.00	Tidak
Menit 6	77	31.5	0.00	Tidak
Menit 7	76	31.5	0.00	Tidak
Menit 8	75	31.5	0.00	Tidak
Menit 9	75	31.5	0.00	Tidak
Menit 10	75	31.5	0.00	Tidak
Menit 11	75	31.5	0.00	Tidak
Menit 12	74	31.5	0.00	Tidak
Menit 13	74	31.8	0.00	Tidak
Menit 14	74	31.9	0.00	Tidak
Menit 15	74	31.9	0.00	Tidak
Menit 16	74	31.9	0.00	Tidak
Menit 17	74	31.9	0.00	Tidak
Menit 18	74	31.9	0.00	Tidak
Menit 19	73	31.9	0.00	Tidak
Menit 20	73	31.9	0.00	Tidak
Menit 21	73	31.9	0.00	Tidak
Menit 22	73	31.9	0.00	Tidak
Menit 23	73	31.9	0.00	Tidak
Menit 24	71	31.9	0.00	Tidak
Menit 25	70	31.9	0.00	Tidak

Tabel ini menyajikan data hasil pengujian yang mencatat kondisi kelembaban, suhu, curah hujan, dan kejadian banjir setiap menit di Kelurahan Baloi Permai, Batam Kota. Data ini digunakan untuk menganalisis hubungan antara faktor cuaca dengan potensi terjadinya banjir di wilayah tersebut. Secara keseluruhan, kelembaban udara terpantau berada pada kisaran 70%-79%, dengan suhu yang relatif tinggi dan stabil, berkisar antara 30.5°C hingga 31.9°C. Curah hujan selama periode pengamatan tercatat sebesar 0.00 mm untuk setiap menit, yang menunjukkan tidak adanya hujan yang signifikan. Meskipun suhu dan kelembaban

cenderung tinggi, tidak terjadi kejadian banjir pada seluruh periode pengamatan, yang menunjukkan bahwa faktor curah hujan yang rendah pada saat tersebut berkontribusi pada tidak terjadinya banjir.

4.3.4. Dokumentasi Hasil Pengujian di Kelurahan Baloi Permai

Berikut merupakan dokumentasi hasil pengujian di kelurahan Baloi Permai, Batam Kota

1. Dokumentasi Pengujian Hari Pertama 23 Januari 2025



Gambar 27. Pemantauan Banjir di Kelurahan Baloi Permai ke-1

Gambar 27 menunjukkan proses pemantauan di Kelurahan Baloi Permai pada 23 Januari 2025. Pemantauan dilakukan dalam rentang waktu 09.00-14.00 dengan pengumpulan sebanyak 300 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai referensi dalam kondisi normal.



Gambar 28. Pengujian Lapangan di Kelurahan Baloi Permai ke-1

Gambar 28 menunjukkan proses pengujian lapangan yang dilakukan di Kelurahan Baloi Permai pada 23 Januari 2025. Pengujian dilakukan dalam rentang waktu 09.00-14.00 dengan pengumpulan sebanyak 300 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai referensi dalam kondisi normal.

2. Dokumentasi Pengujian Hari Kedua 27 Januari 2025



Gambar 29. Pemantauan Banjir di Kelurahan Baloi Permai ke-2

Gambar 29 menunjukkan proses pemantauan di Kelurahan Baloi Permai pada 27 Januari 2025. Pemantauan dilakukan dalam rentang waktu 09.00-14.00 dengan pengumpulan sebanyak 300 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai referensi dalam kondisi normal.



Gambar 30. Pengujian Lapangan di Kelurahan Baloi Permai ke-2

Gambar 30 menunjukkan proses pengujian lapangan yang dilakukan di Kelurahan Baloi Permai pada 27 Januari 2025. Pengujian dilakukan dalam rentang waktu 09.00-14.00 dengan pengumpulan sebanyak 300 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai referensi dalam kondisi normal.

3. Dokumentasi Pengujian Hari Ketiga 29 Januari 2025



Gambar 31. Pemantauan Banjir di Kelurahan Baloi Permai ke-3

Gambar 31 menunjukkan proses pemantauan banjir yang dilakukan di Kelurahan Baloi Permai pada 29 Januari 2025. Pemantauan ini dilakukan dalam rentang waktu 09.00-14.00 dengan data yang dikumpulkan sebanyak 300 data. Kondisi cuaca pada waktu tersebut yaitu cerah tanpa adanya hujan dan banjir.



Gambar 32. Pengujian Lapangan di Kelurahan Baloi Permai ke-3

Gambar 32 menunjukkan proses pengujian lapangan yang dilakukan di Kelurahan Baloi Permai pada 29 Januari 2025. Pengujian dilakukan dalam rentang waktu 09.00-14.00 dengan pengumpulan sebanyak 300 data. Pada hari tersebut, kondisi cuaca cerah tanpa adanya hujan maupun banjir, sehingga data yang diperoleh dapat digunakan sebagai referensi dalam kondisi normal.

4.4. Hasil Pengambilan Data

Berikut merupakan tabel hasil pengambilan data.

Tabel 7. *Sampling* Hasil Pengambilan Data

Waktu	Kelembaban (%)	Suhu (°C)	Curah Hujan (mm)
Menit 1	78	34.2	0.00
Menit 2	78	34.2	0.00
Menit 3	78	34.2	0.00
Menit 4	79	34.2	0.00
Menit 5	81	33.9	0.00
Menit 6	82	33.8	0.00
Menit 7	82	33.8	0.00
Menit 8	83	33.6	0.70
Menit 9	83	33.3	0.00
Menit 10	83	33.3	0.70
Menit 11	84	33.0	0.00
Menit 12	85	32.8	0.00
Menit 13	85	32.8	0.00
Menit 14	86	32.8	0.00
Menit 15	86	32.5	0.00
Menit 16	87	32.3	0.70
Menit 17	87	32.3	0.70
Menit 18	87	32.3	0.70
Menit 19	88	32.3	0.70
Menit 20	88	32.1	0.70
Menit 21	90	31.8	1.40
Menit 22	91	31.8	70.00
Menit 23	91	31.8	0.70
Menit 24	91	31.8	1.40
Menit 25	91	31.8	0.70

Dalam penelitian ini, data yang diambil merupakan *sampling* data selama satu bulan penelitian meliputi informasi curah hujan (mm), suhu (°C), dan kelembaban (%) yang diambil dari data sensor.

4.5. Hasil *Preprocessing* Data

Berikut langkah-langkah *preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini:

4.5.1. Penghapusan Data

Tabel 6 dan 7 berikut menunjukkan perbandingan data sebelum dan sesudah proses penghapusan data dilakukan.

Tabel 8. *Sampling* Sebelum Penghapusan Data

Waktu	Kelembaban	Suhu	Curah Hujan	Terjadi Banjir
Menit 20	88	32.1	0.70	0
Menit 21	90	31.8	1.40	1
Menit 22	91	31.8	70.00	1
Menit 23	91	31.8	0.70	1
Menit 24	91	31.8	1.40	1
Menit 25	91	31.8	0.70	1

Tabel 8 menggambarkan proses penghapusan data dengan menghapus data yang tidak relevan untuk analisis. Salah satu contoh adalah data dengan nilai curah hujan sebesar 70.00 mm yang ditandai dengan angka berwarna merah, yang diidentifikasi sebagai anomali atau nilai yang tidak sesuai dengan konteks analisis. Proses ini dilakukan untuk memastikan integritas dan validitas dataset yang digunakan.

Tabel 9. *Sampling* Sesudah Penghapusan Data

Waktu	Kelembaban	Suhu	Curah Hujan	Terjadi Banjir
Menit 20	88	32.1	0.70	0
Menit 21	90	31.8	1.40	1
Menit 23	91	31.8	0.70	1
Menit 24	91	31.8	1.40	1
Menit 25	91	31.8	0.70	1

Tabel 9 menyajikan hasil akhir setelah proses penghapusan data, di mana data yang mengandung nilai curah hujan sebesar 70.00 mm telah dihapus dari dataset. Dataset yang dihasilkan mencerminkan kumpulan data yang lebih bersih dan relevan untuk mendukung analisis lebih lanjut atau pengembangan model.

4.5.2. Penghapusan Kolom

Tabel 8 dan 9 berikut menyajikan perbandingan data sebelum dan sesudah dilakukan penghapusan kolom waktu.

Tabel 10. *Sampling* Sebelum Penghapusan Kolom

Waktu	Kelembaban	Suhu	Curah Hujan	Terjadi Banjir
-------	------------	------	-------------	----------------

Menit 20	88	32.1	0.70	0
Menit 21	90	31.8	1.40	1
Menit 23	91	31.8	0.70	1
Menit 24	91	31.8	1.40	1
Menit 25	91	31.8	0.70	1

Tabel 10 menunjukkan tahapan dalam proses preprocessing data, khususnya langkah penghapusan kolom waktu. Kolom ini diidentifikasi sebagai atribut yang tidak relevan dan tidak berkontribusi terhadap analisis atau pengembangan model, sehingga dikeluarkan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi proses analisis data.

Tabel 11. *Sampling* Sesudah Penghapusan Kolom

Kelembaban	Suhu	Curah Hujan	Terjadi Banjir
88	32.1	0.70	0
90	31.8	1.40	1
91	31.8	0.70	1
91	31.8	1.40	1
91	31.8	0.70	1

Tabel 11 menyajikan hasil akhir setelah penghapusan kolom waktu, menampilkan dataset yang telah disederhanakan dan hanya terdiri dari fitur-fitur yang relevan. Hasil ini mencerminkan data yang siap untuk digunakan dalam tahap analisis lebih lanjut atau proses pengembangan model.

4.5.3. Normalisasi Data

Tabel 10 dan 11 berikut menyajikan perbandingan data sebelum dan sesudah dilakukan normalisasi pada data *training*.

Tabel 12. *Sampling* Sebelum Normalisasi Data

Kelembaban	Suhu	Curah Hujan
78	34.2	0
78	34.2	0
78	34.2	0
79	34.2	0
81	33.9	0

Tabel 12 menunjukkan proses normalisasi data menggunakan metode *StandardScaler*. Normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa semua fitur, seperti kelembaban, suhu, dan curah hujan, memiliki skala yang seragam. Langkah ini penting untuk mencegah dominasi fitur dengan rentang nilai yang lebih besar terhadap model analisis, sehingga meningkatkan akurasi dan stabilitas selama proses pelatihan. Sebagai contoh, data sebelum normalisasi menunjukkan rentang

nilai yang berbeda untuk setiap fitur, seperti kelembapan (78-81), suhu (33.9-34.2), dan curah hujan (0).

Tabel 13. *Sampling* Sesudah Normalisasi Data

Kelembaban	Suhu	Curah Hujan
-4.435843	3.604309	-0.427992
-4.435843	3.604309	-0.427992
-4.435843	3.604309	-0.427992
-4.088805	3.604309	-0.427992
-3.394728	3.290783	-0.427992

Tabel 13 menyajikan hasil setelah proses normalisasi, di mana nilai-nilai fitur telah ditransformasikan ke skala standar dengan *mean* 0 dan *standard deviation* 1. Sebagai contoh, nilai kelembapan sebelum normalisasi berada di kisaran 78-81, sedangkan setelah normalisasi nilai tersebut menjadi -4.435843 hingga -3.394728. Proses ini menghasilkan dataset yang lebih seragam dan siap digunakan untuk analisis atau pengembangan model.

4.6. Hasil Klasifikasi Menggunakan ANN

Berikut menunjukkan hasil prediksi banjir menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) berdasarkan data curah hujan (mm), suhu (°C), dan kelembapan (%).

4.6.1. Hasil Klasifikasi Menggunakan ANN di Kelurahan Belian

Berikut merupakan *sampling* data hasil prediksi banjir menggunakan ANN di Kelurahan Belian.

Tabel 14. *Sampling* Hasil Prediksi Banjir di Kelurahan Belian

Kelembaban	Suhu	Curah Hujan	Terjadi Banjir
81	34.7	0.0	0
81	34.5	0.0	0
81	34.2	0.0	0
83	34.2	0.0	0
85	34.2	0.7	0
85	34.2	0.0	0
84	34.2	0.0	0
84	34.2	0.0	0
85	34.0	0.7	0
86	33.8	1.4	1
86	33.7	2.8	1
87	33.3	2.8	1

88	33.3	1.4	1
90	33.0	1.4	1
87	32.8	1.4	1
89	32.8	0.0	0
91	32.8	1.4	1
91	32.8	0.0	0
92	32.8	1.4	1
92	32.5	0.0	0
92	32.3	1.4	1
91	32.3	1.4	1

Tabel 14 menyajikan hasil prediksi kejadian banjir menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)* berdasarkan tiga variabel utama, yaitu kelembapan (%), suhu ($^{\circ}\text{C}$), dan curah hujan (mm) di Kelurahan Belian.

Hasil prediksi pada tabel ini menunjukkan hubungan antara parameter cuaca dan potensi terjadinya banjir, di mana kolom "Terjadi Banjir" memiliki nilai 0 (tidak terjadi banjir) atau 1 (terjadi banjir). Berikut adalah beberapa observasi dari data yang didapatkan dari Kelurahan Belian:

1. Meskipun kelembapan relatif tinggi (di atas 80%) dan suhu cenderung tinggi (di atas 34°C), nilai curah hujan rendah (0.0 mm), sehingga prediksi menunjukkan tidak terjadi banjir (nilai 0).
2. Ketika nilai curah hujan mulai meningkat secara signifikan (misalnya, 1.4 mm atau lebih), prediksi menunjukkan kemungkinan terjadinya banjir (nilai 1), terutama ketika disertai kelembapan yang tinggi (di atas 85%) dan suhu yang relatif rendah.
3. Kombinasi antara curah hujan, kelembapan, dan suhu memainkan peran penting dalam prediksi. Misalnya, pada kelembapan 92%, suhu 32.3°C , dan curah hujan 1.4 mm, prediksi menunjukkan terjadinya banjir. Namun, pada kondisi yang sama dengan curah hujan 0.0 mm, prediksi menjadi tidak terjadi banjir.

4.6.2. Hasil Klasifikasi Menggunakan *ANN* di Kelurahan Balai Permai

Berikut merupakan *sampling* data hasil prediksi banjir di Kelurahan Balai Permai

Tabel 15. *Sampling* Hasil Prediksi Banjir di Kelurahan Balai Permai

Suhu	Kelembaban	Curah Hujan	Terjadi Banjir
32.4	66.0	0.0	0
28.4	63.0	0.0	0
31.0	68.0	0.0	0
27.0	81.0	0.0	0

31.9	70.0	0.0	0
28.5	63.0	0.0	0
25.3	86.0	0.0	0
32.4	65.0	0.0	0
32.4	66.0	0.0	0
32.4	66.0	0.0	0
32.4	65.0	0.0	0
27.0	81.0	0.0	0
28.5	63.0	0.0	0
32.4	66.0	0.0	0
28.5	66.0	0.0	0
27.0	81.0	0.0	0
32.3	66.0	0.0	0
27.0	80.0	0.0	0
27.5	76.0	0.0	0
32.4	66.0	0.0	0
31.9	66.0	0.0	0
28.5	63.0	0.0	0
26.6	80.0	0.0	0
25.3	86.0	0.0	0

Tabel berikut menyajikan hasil prediksi kejadian banjir menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)* berdasarkan tiga variabel utama, yaitu kelembapan (%), suhu (°C), dan curah hujan (mm) di Kelurahan Baloi Permai.

Hasil prediksi pada tabel ini menunjukkan hubungan antara parameter cuaca dan potensi terjadinya banjir, di mana kolom "**Terjadi Banjir**" memiliki nilai **0** (tidak terjadi banjir) atau **1** (terjadi banjir). Berikut adalah beberapa observasi dari data yang didapatkan dari Kelurahan Baloi Permai:

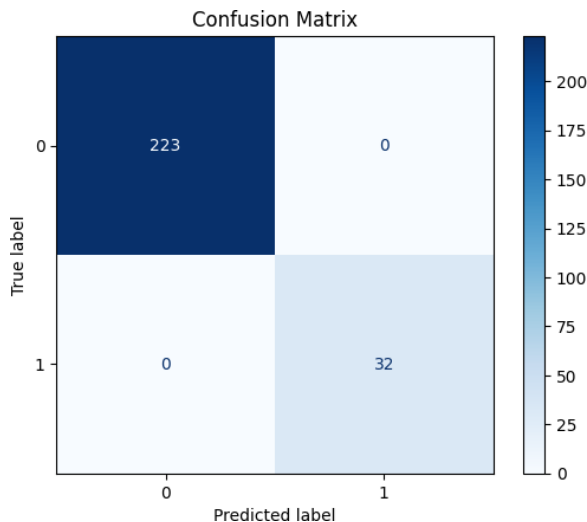
1. Meskipun kelembapan relatif tinggi (di atas 80%) dan suhu cukup tinggi (sekitar 32°C), curah hujan rendah (0.0 mm), sehingga prediksi menunjukkan tidak terjadi banjir (nilai 0).
2. Ketika nilai curah hujan meningkat (misalnya, 0.7 mm), prediksi tetap menunjukkan tidak terjadi banjir.
 - Ini berbeda dengan pola yang ditemukan pada data Kelurahan Belian, di mana curah hujan di atas 1.4 mm berkontribusi terhadap prediksi banjir.
 - Kemungkinan besar, nilai 0.7 mm masih tergolong hujan sangat ringan dan tidak cukup untuk menyebabkan genangan atau banjir.
3. Dalam dataset ini, bahkan pada kelembapan tinggi (**maksimum 86%**), suhu relatif stabil (**sekitar 28-32°C**), dan curah hujan tetap rendah, maka tetap tidak terjadi banjir.

4.7. Hasil Analisis Data

Gambar dan tabel berikut menunjukkan hasil analisis data penelitian menggunakan *Confusion Matrix*, akurasi, presisi, dan *recall*.

4.7.1. Confusion Matrix Hasil Prediksi di Kelurahan Belian

Gambar berikut menunjukkan hasil analisis data menggunakan *Confusion Matrix*.



Gambar 33. Hasil *Confusion Matrix* di Kelurahan Belian

Gambar berikut menampilkan matriks kebingungan (*confusion matrix*) hasil evaluasi performa model *Artificial Neural Network* (ANN) di Kelurahan Belian dalam memprediksi kejadian banjir berdasarkan data cuaca. Matriks kebingungan ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, dengan rincian sebagai berikut:

1. Sebanyak 223 sampel *true negative* dengan label asli tidak terjadi banjir (0) diprediksi dengan benar oleh model sebagai tidak terjadi banjir (0).
2. Sebanyak 32 sampel *true positive* dengan label asli terjadi banjir (1) diprediksi dengan benar oleh model sebagai terjadi banjir (1).
3. Tidak ada sampel *false positive* dengan label asli tidak terjadi banjir (0) yang salah diprediksi sebagai terjadi banjir (1).

4. Tidak ada sampel *false negative* dengan label asli terjadi banjir (1) yang salah diprediksi sebagai tidak terjadi banjir (0).

4.7.2. **Confusion Matrix Hasil Prediksi di Kelurahan Balo Permai**

Gambar berikut menunjukkan hasil analisis data menggunakan *confusion matrix*



Gambar 34. Hasil Confusion Matrix di Kelurahan Balo Permai

Gambar 34 menampilkan matriks kebingungan (*confusion matrix*) hasil evaluasi performa model *Artificial Neural Network (ANN)* di Kelurahan Balo Permai dalam memprediksi kejadian banjir berdasarkan data cuaca. Matriks kebingungan ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, dengan rincian sebagai berikut:

1. Sebanyak 255 sampel *true negative* dengan label asli tidak terjadi banjir (0) diprediksi dengan benar oleh model sebagai tidak terjadi banjir (0).
2. Sebanyak 0 sampel *true positive* dengan label asli terjadi banjir (1) diprediksi dengan benar oleh model sebagai terjadi banjir (1).
3. Tidak ada sampel *false positive* dengan label asli tidak terjadi banjir (0) yang salah diprediksi sebagai terjadi banjir (1).

4.7.3. Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *Loss* di Kelurahan Belian

Tabel berikut merupakan hasil analisis akurasi, presisi, dan *recall*.

Tabel 16. Hasil Analisis Akurasi, Presisi, dan *Recall* di Kelurahan Belian

Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
100	100	100

Pada tabel 16, Hasil evaluasi model *Artificial Neural Network (ANN)* menunjukkan performa sempurna dengan akurasi, presisi, dan *recall* sebesar 100%. Model berhasil memprediksi seluruh data tanpa kesalahan, mendeteksi semua kejadian banjir yang benar-benar terjadi, dan memastikan setiap prediksi "terjadi banjir" sesuai dengan kenyataan.

<i>Training Loss</i>	<i>Validation Loss</i>
0.1684	0.1553

Pada tabel berikut, merupakan *loss value* dari *training* yang mencapai 1.6% dan *validation* yang mencapai 1.5% pada data di Kelurahan Belian.

4.7.4. Akurasi, Presisi, dan *Recall* di Kelurahan Baloi Permai

Tabel berikut merupakan hasil analisis akurasi, presisi, dan *recall*.

Tabel 17. Hasil Analisis Akurasi, Presisi, dan *Recall* di Kelurahan Baloi Permai

Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
100	100	100

Pada tabel 17, Hasil evaluasi model *Artificial Neural Network (ANN)* menunjukkan performa sempurna dengan akurasi, presisi, dan *recall* sebesar 100%. Model berhasil memprediksi seluruh data tanpa kesalahan, mendeteksi semua kejadian banjir yang benar-benar terjadi, dan memastikan setiap prediksi "terjadi banjir" sesuai dengan kenyataan.

<i>Training Loss</i>	<i>Validation Loss</i>
0.0055	0.0034

Pada tabel berikut, merupakan *loss value* dari *training* yang mencapai 0.05% dan *validation* yang mencapai 0.03% pada data di Kelurahan Belian.

4.8. Pembahasan

4.8.1. Interpretasi Data pada Hasil Prediksi di Kelurahan Belian

1. Curah hujan terbukti sebagai faktor utama yang mempengaruhi prediksi banjir di Kelurahan Belian. Ketika curah hujan tercatat rendah (di bawah 1.4 mm), tidak ada kejadian banjir meskipun kelembapan dan suhu tinggi. Sebaliknya, ketika curah hujan lebih tinggi dari 1.4 mm, model secara konsisten memprediksi terjadinya banjir. Ini menunjukkan bahwa

- ambang batas curah hujan ini menjadi penentu utama apakah banjir akan terjadi atau tidak di wilayah tersebut.
2. Model *ANN* yang digunakan dalam analisis ini menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan akurasi, presisi, dan *recall* masing-masing mencapai 100%. Ini berarti bahwa model berhasil memprediksi dengan sempurna tanpa kesalahan. Setiap kejadian banjir yang benar-benar terjadi berhasil dideteksi oleh model, dan setiap prediksi "terjadi banjir" sesuai dengan kenyataan. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali pola hubungan antara variabel cuaca dan kejadian banjir di Kelurahan Belian.
 3. Nilai *training loss* sebesar 0.1684 dan *validation loss* sebesar 0.1553 menunjukkan bahwa model telah terlatih dengan sangat baik dan menghasilkan model yang sangat efisien. Dengan *loss* yang sangat rendah (sekitar 1.6% untuk *training* dan 1.5% untuk *validation*), ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting*. Model dapat melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat.

4.8.2. Interpretasi Data pada Hasil Prediksi di Kelurahan Baloi Permai

1. Curah hujan merupakan faktor utama dalam prediksi banjir. Dalam dataset ini, nilai curah hujan yang tercatat tergolong rendah (maksimal 0.7 mm). Meskipun kelembapan relatif tinggi dan suhu bervariasi, tidak ada prediksi banjir yang terjadi. Hal ini menunjukkan bahwa curah hujan di Baloi Permai belum mencapai ambang batas yang cukup untuk memicu banjir. Berdasarkan pola yang terlihat di wilayah lain, curah hujan minimal 1.4 mm atau lebih sering menjadi pemicu banjir, terutama jika disertai kelembapan tinggi dan suhu lebih rendah.
2. Model *Artificial Neural Network (ANN)* yang digunakan dalam analisis ini memiliki akurasi, presisi, dan *recall* sebesar **100%**, menunjukkan performa sempurna. Model ini mampu mengklasifikasikan setiap data dengan benar tanpa kesalahan. Hasil ini mencerminkan kemampuan model dalam memahami pola hubungan antara parameter cuaca dan kejadian banjir di lokasi tersebut.
3. *Loss training* sebesar **0.0055** dan *loss validation* sebesar **0.0034** menunjukkan bahwa model telah terlatih dengan baik dan tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting*. Nilai *loss* yang sangat kecil menandakan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang sangat rendah dalam memprediksi kejadian banjir berdasarkan data cuaca yang diberikan.
4. Berdasarkan hasil prediksi model, beberapa faktor yang mungkin menyebabkan tidak adanya kejadian banjir di Baloi Permai adalah:

- **Curah hujan rendah:** Data menunjukkan bahwa curah hujan di wilayah ini tidak cukup tinggi untuk menyebabkan banjir, karena sebagian besar nilainya di bawah 1.4 mm.
- **Kondisi lingkungan yang mendukung:** Faktor-faktor seperti sistem drainase yang baik, kondisi tanah yang mampu menyerap air dengan cepat, serta ketinggian wilayah yang lebih tinggi dapat mencegah terjadinya banjir meskipun hujan turun.

4.8.3. Analisis Teoritis

Curah hujan terbukti menjadi faktor utama dalam prediksi banjir di Kelurahan Belian dan Baloi Permai, dengan ambang batas curah hujan sekitar 1.4 mm sebagai pemicu utama terjadinya banjir. Model *Artificial Neural Network (ANN)* yang digunakan dalam kedua wilayah menunjukkan kinerja luar biasa dengan akurasi, presisi, dan *recall* 100%, serta *loss* yang sangat rendah, yang menandakan model telah terlatih dengan baik dan dapat melakukan generalisasi dengan sangat baik. Meskipun kelembapan dan suhu dapat mempengaruhi prediksi, curah hujan yang lebih tinggi secara konsisten menjadi faktor dominan dalam memicu kejadian banjir, terutama jika disertai dengan kondisi lingkungan yang mendukung, seperti sistem drainase yang baik dan kemampuan tanah untuk menyerap air. Hal ini mencerminkan pentingnya memadukan data cuaca dan faktor lingkungan untuk mengembangkan sistem prediksi banjir yang lebih efektif dan sistem peringatan dini yang lebih akurat.

Bab 5. Kesimpulan dan Saran

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan:

1. Model *Artificial Neural Network* (ANN) berhasil digunakan untuk memprediksi banjir dengan parameter curah hujan, suhu, dan kelembaban udara, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%.
2. ANN menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengenali pola data yang kompleks, sebagaimana dibuktikan oleh presisi dan *recall* model yang juga mencapai 100%, serta dibuktikan juga dengan nilai *loss* yang sangat rendah.

5.2. Saran

Beberapa saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu:

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan parameter lain yang relevan, seperti kapasitas drainase, tata guna lahan, dan kecepatan angin. Penambahan parameter ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi model prediksi banjir dan memberikan gambaran yang lebih komprehensif bagi pemerintah dan masyarakat dalam menghadapi potensi banjir.
2. Model prediksi yang telah dikembangkan dapat diintegrasikan dengan teknologi *Internet of Things* (IoT) untuk mengumpulkan data curah hujan, suhu, dan kelembaban secara *real-time*. Langkah ini bertujuan untuk meningkatkan efektivitas sistem peringatan dini banjir.
3. Untuk memperluas manfaatnya, model prediksi ini dapat diterapkan pada wilayah lain di Indonesia dengan penyesuaian parameter lingkungan yang sesuai. Selain itu, model ini juga dapat digunakan sebagai referensi untuk pengembangan teknologi berbasis *Artificial Neural Network* (ANN) di bidang mitigasi bencana lainnya.
4. Penelitian lanjutan disarankan untuk melakukan validasi hasil prediksi dengan data banjir aktual di masa mendatang. Validasi ini penting untuk memastikan keandalan model dalam kondisi nyata. Selain itu, optimasi model menggunakan teknik *deep learning* terbaru juga dapat dilakukan untuk meningkatkan kinerjanya.

Daftar Pustaka

- [1] Kurniawan, H., Ardi, N. K., & Anwar, C. (2021). Analisis faktor penyebab genangan banjir pada badan jalan (studi kasus: simpang raya indah, jalan jendral sudirman, muka kuning, sei beduk batam). *SIGMA TEKNIKA*, 4(1), 70-80.
- [2] Soebroto, A. A., Cholissodin, I., Wihandika, R. C., Frestantiya, M. T., & El Arief, Z. (2015). Prediksi tinggi muka air (TMA) untuk deteksi dini bencana banjir menggunakan SVR-TVIWPSO. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(2), 79-86.
- [3] Suhandini, P. (2011). Banjir bandang di DAS Garang Jawa Tengah: Penyebab dan implikasinya (Doctoral dissertation, Universitas Gadjah Mada).
- [4] Sultan, A. (2023). Banjir di Batam, Dinsos Terjunkan Tim Tagana Bantu Warga. PT Batam Multimedia Korporindo. Metropolis.
- [5] Sahputra, E. Y. (2022). Mengapa Kota Batam jadi Langganan Banjir?. Sapariah Saturi.
- [6] Nurpambudi, R., & Aziz, R. A. (2022, August). Prediksi Kejadian Banjir Di Wilayah Kota Bandar Lampung Dengan Metode Artificial Neural Network. In *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya (Vol. 1, pp. 93-104)*.
- [7] Ahmad, M., Al Mehedi, M. A., Yazdan, M. M. S., & Kumar, R. (2022). Development of Machine Learning Flood Model Using Artificial Neural Network (ANN) at Var River. *Liquids*, 2(3), 147-160.
- [8] Anggraini, A. N. (2022). Prediksi status banjir sungai Ciliwung untuk deteksi dini bencana banjir menggunakan Artificial Neural Network Backpropagation (Doctoral dissertation, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim).
- [9] Nurpambudi, R., & Aziz, R. A. (2022, August). Prediksi Kejadian Banjir Di Wilayah Kota Bandar Lampung Dengan Metode Artificial Neural Network. In *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya (Vol. 1, pp. 93-104)*.
- [10] Heizer, J., Render, B., & Griffin, P. (2017). *Operations Management: Sustainability and Supply Chain Management (Second Can)*.
- [11] Sirait, R. D. Y. (2021). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Banjir Di Kota Pekanbaru Menggunakan Metode Naive Bayes (Doctoral dissertation, Universitas Islam Riau).
- [12] Supriyati, S., Tjahjono, B., & Effendy, S. (2018). Analisis Pola Hujan untuk Mitigasi Aliran Lahar Hujan Gunungapi Sinabung. *Jurnal Ilmu Tanah dan Lingkungan*, 20(2), 95-100.
- [13] Safitri, I. R., Nababan, R. S., Wiryawan, M., & Kurniawan, H. (2022). PENERAPAN SUMUR RESAPAN DAN BIOPORI SEBAGAI ALTERNATIF MENGURANGI BANJIR ROB DI PERUMAHAN TAMAN KARTINI KECAMATAN SEKUPANG KOTA BATAM. *MIINDA BAHARU*, 6(2), 295-302.

- [14] Kurniawan, H., Ardi, N. K., & Anwar, C. (2021). Analisis faktor penyebab genangan banjir pada badan jalan (studi kasus: simpang raya indah, jalan jendral sudirman, muka kuning, sei beduk batam). *SIGMA TEKNIKA*, 4(1), 70-80.
- [15] Budi, K. S., & Pramudya, Y. (2017, October). Pengembangan Sistem Akuisisi Data Kelembaban dan Suhu dengan Menggunakan Sensor DHT11 dan Arduino Berbasis IoT. In *Prosiding Seminar Nasional Fisika (E-Journal)* (Vol. 6, pp. SNF2017-CIP).
- [16] Saputra, H. (2013). Perancangan dan Pembuatan Sensor Curah Hujan Tipe Tipping Bucket dengan Tampilan LCD (Doctoral dissertation, Universitas Brawijaya)
- [17] Saputra, H. (2013). Perancangan dan Pembuatan Sensor Curah Hujan Tipe Tipping Bucket dengan Tampilan LCD (Doctoral dissertation, Universitas Brawijaya)
- [18] Fatihin, K., Irawan, J. D., & Prasetya, R. P. (2020). Rancang Bangun Sistem Monitoring Pengukur Cuaca Menggunakan Minimum System Arduino. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 4(1), 303-310.
- [19] Tanjung, A. (2015). Aplikasi Liquid Crystal Display (LCD) 16x2 Sebagai Tampilan Pada Coconut Milk Auto Machine (Doctoral dissertation, Politeknik Negeri Sriwijaya).
- [20] Gunawan, D. (2016). Evaluasi Performa Pemecahan Database dengan Metode Klasifikasi Pada Data Preprocessing Data mining. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 2(1), 10-13.
- [21] Kurniawan, R., & Ramadhan, A. (2012). Perancangan Sistem Pakar Dengan Menggunakan Certainty Factor Dan Implementasi Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Membantu Diagnosis Penyakit Kulit. *Jurnal Komputer Bisnis*, 1(2).
- [22] Maharani, S., & Adi, K. (2013). Aplikasi Diagnosa Gejala Demam Pada Balita Menggunakan Metode Certainty Factor (CF) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). vol, 1, 25-29.
- [23] Pakaja, F., Naba, A., & Purwanto, P. (2012). Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Jurnal EECCIS (Electrics, Electronics, Communications, Controls, Informatics, Systems)*, 6(1), 23-28.
- [24] Sudarsono, A. (2016). Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Bacpropagation (Studi Kasus Di Kota Bengkulu). *Jurnal Media Infotama*, 12(1).
- [25] W. Budiharto. (2016). *Machine Learning & Computational Intelligence*. Andi.
- [26] Ihsan, B., & Sukma, D. Y. (2017). Pengaruh masukan dan fungsi aktivasi terhadap kecepatan pelatihan jaringan syaraf tiruan (JST) modular sebagai klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan pada saluran distribusi bawah tanah

- PT. Pertamina RU II Dumai. Jurnal Online Mahasiswa (JOM) Bidang Teknik dan Sains, 4(1), 1-8.
- [27] Suhardi, I. (2007). Evaluasi Pengaruh Fungsi Aktifasi Dan Parameter Kemiringannya Terhadap Unjukkerja Pengenalan Jaringan Syaraf Tiruan (Studi Kasus Pada Pengenalan Karakter Angka Tulisan Tangan). *Semesta Teknika*, 10(1), 53-68.
- [28] Wibawa, M. S. (2017). Pengaruh Fungsi Aktifasi, Optimisasi dan Jumlah Epoch Terhadap Performa Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, 11(2), 167-174.
- [29] Bahar, F. H., Sari, N. I., & Lawi, A. (2021). Klasifikasi Suara Kucing dan Anjing Menggunakan LSTM-GRU dan ANN-BP. *Proceeding KONIK (Konferensi Nasional Ilmu Komputer)*, 5, 202-207.
- [30] Nanni, L., Brahnam, S., Lumini, A., & Maguolo, G. (2020). Animal sound classification using dissimilarity spaces. *Applied Sciences*, 10(23), 8578.
- [31] Ajrana, A., Akbar, A., & Lawi, A. (2021). Implementasi Algoritma Deep Artificial Neural Network Menggunakan Mel Frequency Cepstrum Coefficient Untuk Klasifikasi Audio Emosi Manusia. *Proceeding KONIK (Konferensi Nasional Ilmu Komputer)*, 5, 66-73.
- [32] Sitepu, A. C., & Sigiro, M. (2021). Analisis fungsi aktivasi relu dan sigmoid menggunakan optimizer SGD dengan representasi MSE pada model backpropagation. *JUTISAL Jurnal Teknik Informatika Universal*, 1(1), 12-25.
- [33] Zamri, D. (2022, September). Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Banjir Dengan Algoritma Naïve Bayes dan KNN: Comparison of Data Mining Methods for Prediction of Floods with Naïve Bayes and KNN Algorithm. In *SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat* (pp. 40-48).
- [34] Utama, Y. A. K., Cahyono, M. S. D., & Wibowo, L. S. B. (n.d.). *Analysis of the uncertainty of the tipping bucket type of rainfall sensor measurement*. Universitas Widya Kartika & Pusat Penelitian Ilmu Pengetahuan dan Teknologi.

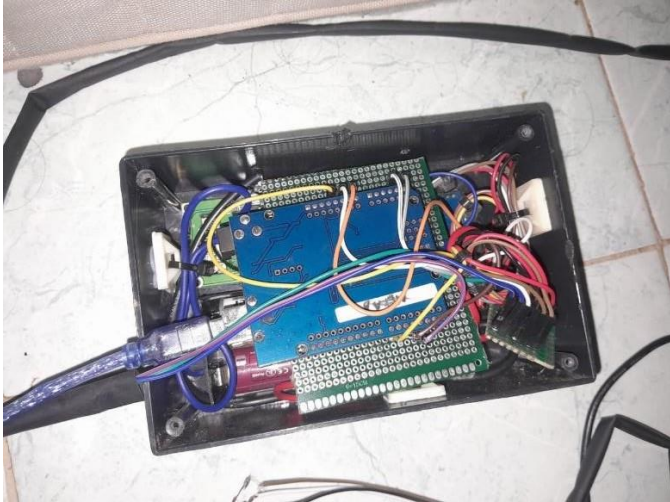
Biodata



Nama : Muhammad Asri Alfajri
TTL : Batam, 6 Januari 2002
Agama : Islam
Alamat : Taman Batara Raya, RT. 002, RW. 003,
Kel. Belian, Kec. Batam Kota, Kota Batam
Email : muhammadasrialfajri@gmail.com
Riwayat Pendidikan SMA/SMK : SMAN 20 Batam
SMP : SMPN 12 Batam

Lampiran

Lampiran 1. Dokumentasi Proses Perancangan Alat



Gambar 35. Dokumentasi Proses Perancangan Alat 1



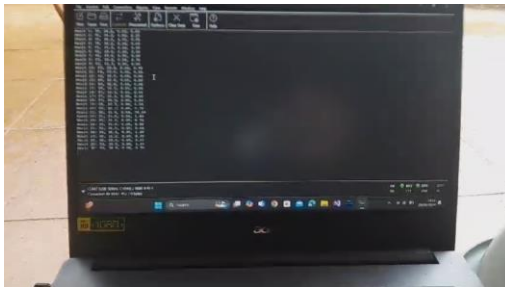
Gambar 36. Dokumentasi Proses Perancangan Alat 2

Lampiran 2. Dokumentasi Proses Pengujian Alat



Gambar 37. Dokumentasi Proses Pengujian Alat

Lampiran 3. Dokumentasi Proses Pengambilan Data



Gambar 38. Dokumentasi Proses Pengambilan Data 1



Gambar 39. Dokumentasi Proses Pengambilan Data 2

Lampiran 4. Dokumentasi Proses *Preprocessing*, Klasifikasi Menggunakan ANN, dan Analisis Data

```
# ===== STEP 3: Preprocessing =====
# Menghapus kolom "Waktu" karena tidak digunakan sebagai fitur
train.drop(columns=['Waktu'], inplace=True)
test.drop(columns=['Waktu'], inplace=True)

# Pisahkan fitur dan target pada data train
X_train = train.drop(columns=['Terjadi Banjir'])
y_train = train['Terjadi Banjir']

# Data test hanya memiliki fitur (tanpa target)
X_test = test

# Normalisasi data menggunakan StandardScaler
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

Gambar 40. Dokumentasi Proses *Preprocessing* Data

```
import pandas as pd

# Menampilkan X_train_scaled dalam bentuk DataFrame
X_train_scaled_df = pd.DataFrame(X_train_scaled, columns=X_train.columns)
print(X_train_scaled_df)
```

	Kelembaban	Suhu	Curah Hujan
0	-4.435843	3.604309	-0.427992
1	-4.435843	3.604309	-0.427992
2	-4.435843	3.604309	-0.427992
3	-4.088805	3.604309	-0.427992
4	-3.394728	3.290783	-0.427992
..
206	0.075658	0.051016	-0.427992
207	0.075658	0.051016	-0.427992
208	0.075658	0.051016	-0.427992
209	0.422696	0.051016	-0.427992
210	0.422696	0.051016	-0.427992

[211 rows x 3 columns]

Gambar 41. Dokumentasi Hasil *Preprocessing* Data

```

# ----- STEP 4: Build Improved ANN Model -----
# Membangun model ANN yang lebih sederhana dan lebih stabil
model = Sequential([
    Dense(32, input_dim=X_train_scaled.shape[1], kernel_regularizer=l2(0.01)), # Regularisasi L2
    LeakyReLU(alpha=0.1), # LeakyReLU untuk mengatasi dead neurons
    Dropout(0.4), # Dropout untuk mencegah overfitting

    Dense(16, kernel_regularizer=l2(0.01)),
    LeakyReLU(alpha=0.1),
    Dropout(0.4),

    Dense(8, kernel_regularizer=l2(0.01)),
    LeakyReLU(alpha=0.1),
    Dropout(0.3),

    Dense(1, activation='sigmoid') # Output layer
])

# Compile model dengan learning rate kecil
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0005), loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Callback untuk Early Stopping dan Learning Rate Reduction
early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10, restore_best_weights=True)
reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.5, patience=5, min_lr=0.00001)

# Train model dengan callback
history = model.fit(
    X_train_scaled, y_train,
    epochs=100,
    batch_size=16, # Ukuran batch lebih kecil untuk dataset kecil
    validation_split=0.2,
    callbacks=[early_stopping, reduce_lr]
)

```

Gambar 42. Dokumentasi Proses Klasifikasi Data Menggunakan ANN

```

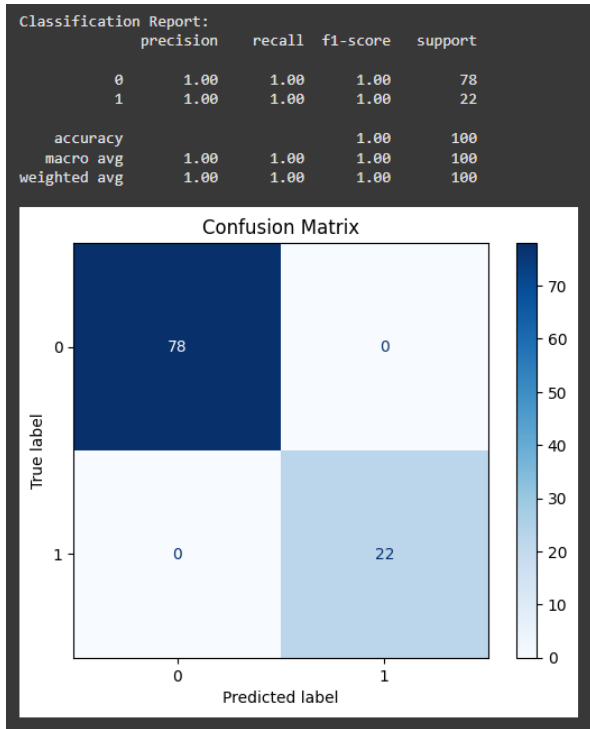
# Tampilkan akurasi dan loss
train_accuracy = history.history['accuracy'][-1]
val_accuracy = history.history['val_accuracy'][-1]
train_loss = history.history['loss'][-1]
val_loss = history.history['val_loss'][-1]

print(f"Akurasi Pelatihan: {train_accuracy:.4f}")
print(f"Akurasi Validasi: {val_accuracy:.4f}")
print(f"Loss Pelatihan: {train_loss:.4f}")
print(f"Loss Validasi: {val_loss:.4f}")

Akurasi Pelatihan: 0.9583
Akurasi Validasi: 1.0000
Loss Pelatihan: 0.3421
Loss Validasi: 0.1593

```

Gambar 43. Dokumentasi Analisis Data 1



Gambar 44. Dokumentasi Analisis Data 2

Lampiran 5. Tautan GitHub Proyek

[Alfajri711/Final-Proyek-Alfajri](https://github.com/Alfajri711/Final-Proyek-Alfajri)