

**PENGUNAAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
UNTUK PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS
SAINS DAN TEKNOLOGI UIN AR-RANIRY BANDA ACEH**

TUGAS AKHIR

Diajukan oleh:

SELIA PUTRI

210705012

Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi

Program Studi Teknologi Informasi



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI AR-RANIRY**

BANDA ACEH

2026 M/1447 H

LEMBAR PERSETUJUAN

PENGGUNAAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI, UIN AR-RANIRY BANDA ACEH

TUGAS AKHIR

Diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri (UIN) Ar-Raniry Banda Aceh
Sebagai Salah Satu Beban Studi Memperoleh Gelar Sarjana
pada Program Studi Prodi Teknologi Informasi

Oleh:
SELIA PUTRI
NIM.210705012

**Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi
Program Studi Teknologi Informasi**

Disetujui untuk Dimunaqasyahkan Oleh:

Pembimbing I,

Pembimbing II,


Khairan AR, M.Kom.
NIP. 198607042014031001


Ridha Ilahi, S.Kom., MT
NIP. 197905302014031001

Mengetahui
Ketua Program Studi Teknologi Informasi


Malahayati, M.T
NIP. 198301272015032003

LEMBAR PENGESAHAN

PENGUNAAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UIN AR-RANIRY BANDA ACEH

TUGAS AKHIR

Telah Diuji Oleh Panitia Ujian Munaqasyah Tugas Akhir
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh dan Dinyatakan Lulus
Serta Diterima Sebagai Salah Satu Beban Studi Program Sarjana (S-1)
Dalam Program Studi Teknologi Informasi

Pada Hari/Tanggal: Kamis, 29 Januari 2026
10 Sya'ban 1447 H

Di Darussalam, Banda Aceh

Panitia Ujian Munaqasyah Tugas Akhir:

Ketua,

Khairan AR, M.Kom
NIP. 198607042014031001

Sekretaris,

Ridha Ilahi, S.Kom., MT
NIP. 197905302014031001

Penguji I,

Malahayati, M.T
NIP. 198301272015032003

Penguji II,

Dr. Hendri Ahmadian, S.Si., M.I.M
NIP. 198301042014031002

Mengetahui:

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Ar-Raniry Banda Aceh



Prof. Dr. Ir. Muhammad Dirhamsyah, M.T., IPU
NIP. 196210021988111001

LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Selia Putri
NIM : 210705012
Program Studi : Teknologi Informasi
Fakultas : Sains dan Teknologi
Judul Tugas Akhir : Penggunaan Metode *Artificial Neural Network* untuk
Prediksi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Sains dan
Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh

Dengan ini menyatakan bahwa dalam penulisan tugas akhir ini, saya:

1. Tidak menggunakan ide orang lain tanpa mampu mengembangkan dan mempertanggung jawabkan.
2. Tidak melakukan plagiasi terhadap naskah orang lain.
3. Tidak menggunakan karya orang lain tanpa menyebutkan sumber asli atau tanpa izin pemilik karya.
4. Tidak memanipulasi dan memalsukan data.
5. Mengerjakan sendiri karya ini dan mampu bertanggung jawab atas karya ini.

Bila dikemudian hari ada tuntutan dari pihak lain atas karya saya, dan telah melalui pembuktian yang dapat dipertanggung jawabkan dan ternyata memang ditemukan bukti bahwa saya telah melanggar pernyataan ini, maka saya siap dikenakan sanksi berdasarkan aturan yang berlaku di Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh.

Demikian Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan tanpa paksaan dari pihak manapun.

Banda Aceh, 23 Januari 2026

Yang Menyatakan



(Selia Putri)

ABSTRAK

Nama : Selia Putri
Nim : 210705012
Program Studi : Teknologi Informasi
Judul : Penggunaan Metode Artificial neural Network untuk
Prediksi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Sains dan
Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh
Tanggal Sidang : 29 Januari 2026
Jumlah Halaman : 43
Pembimbing I : Khairan AR, M.Kom
Pembimbing II : Ridha Ilahi, S.Kom., MT
Kata Kunci : *Artificial Neural Network*, Prediksi Kelulusan, *Machine Learning*, Data Akademik, Pendidikan Tinggi.

Tingkat kelulusan mahasiswa merupakan salah satu parameter utama dalam mengevaluasi mutu dan kinerja suatu perguruan tinggi. Namun, dalam pelaksanaannya masih dijumpai mahasiswa yang tidak dapat menyelesaikan studi tepat waktu. Permasalahan tersebut juga dialami oleh Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh. Oleh sebab itu, diperlukan pendekatan berbasis data yang mampu melakukan prediksi kelulusan mahasiswa sejak dini guna menunjang pengambilan keputusan akademik yang lebih tepat dan terarah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)* serta mengevaluasi tingkat akurasi model dalam mengklasifikasikan status kelulusan mahasiswa. Penelitian ini termasuk dalam penelitian kuantitatif terapan dengan pendekatan deskriptif dan prediktif. Data yang digunakan berupa data akademik dan administratif mahasiswa Program Studi Teknologi Informasi angkatan 2018 sampai dengan 2025 yang diperoleh dari sistem informasi akademik internal. Variabel masukan meliputi Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), kelompok Uang Kuliah Tunggal (UKT), jalur pendaftaran, dan angkatan, sedangkan variabel keluaran berupa status kelulusan mahasiswa yang diklasifikasikan secara biner, yaitu lulus dan belum lulus. Tahapan penelitian diawali dengan proses *preprocessing* data yang mencakup penyeragaman nama dan pelabelan data, pembersihan data, pengkodean variabel kategorikal menggunakan metode *One-Hot Encoding*, normalisasi data dengan metode *Min-Max Scaling*, serta pembagian dataset menggunakan teknik stratified train-test split dengan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Model ANN dibangun menggunakan arsitektur multilayer perceptron dengan tiga lapisan tersembunyi dan dilatih menggunakan optimizer Adam serta fungsi loss Binary Crossentropy. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Artificial Neural Network yang dikembangkan mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 89%. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score*

menunjukkan kinerja model yang baik, khususnya dalam mengidentifikasi mahasiswa dengan status belum lulus. Temuan ini menunjukkan bahwa metode ANN efektif dalam mempelajari pola nonlinier pada data akademik mahasiswa dan berpotensi digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam memprediksi kelulusan mahasiswa. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi pihak pengelola akademik dalam melakukan pemantauan serta intervensi dini terhadap mahasiswa yang berisiko mengalami keterlambatan kelulusan, serta menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya terkait prediksi kelulusan mahasiswa berbasis kecerdasan buatan.



ABSTRACT

Name : Selia Putri
Nim : 210705012
Departement : *Information Technology*
Title : *The Use of Artificial Neural Network Methods to Predict Graduation of Students of the Faculty of Science and Technology, UIN Ar-Raniry Banda Aceh*
Date : 29 Januari 2026
Thesis Pages : 43
Supervisor I : Khairan AR, M.Kom
Supervisor II : Ridha Ilahi, S.Kom., MT
Keywords : *Artificial Neural Network, Graduation Prediction, Machine Learning, Academic Data, Higher Education.*

The student graduation rate is one of the key parameters used to evaluate the quality and performance of higher education institutions. However, in practice, there are still students who are unable to complete their studies within the designated study period. This issue is also experienced by the Information Technology Study Program, Faculty of Science and Technology, UIN Ar-Raniry Banda Aceh. Therefore, a data-driven approach is required to enable early prediction of student graduation status in order to support more accurate and well-directed academic decision-making. This study aims to develop a student graduation prediction model using the Artificial Neural Network (ANN) method and to evaluate the accuracy of the model in classifying student graduation status. This research is categorized as applied quantitative research with a descriptive and predictive approach. The data used consist of academic and administrative records of students from the Information Technology Study Program for cohorts from 2018 to 2025, obtained from the internal academic information system. The input variables include Cumulative Grade Point Average (GPA), Tuition Fee Group (UKT), admission pathway, and cohort year, while the output variable is the student graduation status, classified into two categories: graduated and not yet graduated. The research process begins with data preprocessing, which includes name normalization and data labeling, data cleaning, categorical data encoding using the One-Hot Encoding method, data normalization using Min-Max Scaling, and dataset partitioning using a stratified train-test split with a ratio of 80% training data and 20% testing data. The ANN model is constructed using a multilayer perceptron architecture with three hidden layers and is trained using

the Adam optimizer and Binary Crossentropy loss function. The experimental results show that the developed Artificial Neural Network model achieves an accuracy of 89%. The precision, recall, and F1-score values indicate strong model performance, particularly in identifying students who have not yet graduated. These findings demonstrate that the ANN method is effective in learning non-linear patterns within student academic data and has strong potential to be used as a decision support system for predicting student graduation. Therefore, this study is expected to provide practical contributions for academic administrators in conducting monitoring and early interventions for students at risk of delayed graduation, as well as serving as a reference for future research on artificial intelligence-based student graduation prediction.



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala limpahan rahmat, taufik, hidayah, serta inayah-Nya. Berkat karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul “Penggunaan Metode Artificial Neural Network untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh.” Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, beserta keluarga, sahabat, dan para pengikutnya hingga akhir zaman.

Penyusunan Tugas Akhir ini merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Ar-Raniry Banda Aceh. Dalam proses penyusunan ini, penulis mendapatkan doa, bimbingan, dukungan, serta bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat, penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. M. Dirhamsyah, M.T., Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry, atas dukungan serta fasilitas yang telah diberikan.
2. Ibu Malahayati, M.T., selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi, serta Bapak Khairan Ar, M.Kom., selaku Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi, beserta seluruh Bapak/Ibu dosen Program Studi Teknologi Informasi yang telah membekali penulis dengan ilmu, wawasan, serta pengalaman berharga selama masa perkuliahan.
3. Bapak Khairan Ar, M.Kom. dan Bapak Ridha Ilahi, S.Kom., MT selaku dosen pembimbing yang dengan penuh kesabaran dan ketulusan hati telah meluangkan waktu, tenaga, dan pemikiran dalam membimbing serta mengarahkan penulis selama penyusunan Tugas Akhir.
4. Dosen dan staff Prodi Teknologi Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Ar-Raniry Banda Aceh.
5. Ibu Cut Ida Rahmadiana, S.Si., staf Program Studi Teknologi Informasi, yang telah membantu penulis dalam pengurusan administrasi dan

berbagai kebutuhan penyelesaian studi.

6. Ayah tercinta dan panutan dalam hidup penulis, Bapak Efendi, terima kasih atas segala perjuangan yang telah Bapak lakukan demi kehidupan penulis, dan memberikan dukungan penuh hingga penulis dapat menyelesaikan pendidikan hingga meraih gelar sarjana.
7. Ibunda tersayang, Ibu Ermiami, pintu surga penulis di dunia terima kasih telah melahirkan, membesarkan, serta melimpahkan kasih sayang dan cinta tanpa batas. Ibu selalu menjadi tempat paling nyaman untuk pulang dan bersandar. Doa-doa yang Ibu panjatkan tak henti-hentinya menjadi penguat langkah penulis, hingga akhirnya penulis mampu menuntaskan studi ini hingga akhir.
8. Adikku yang tersayang Haura dan Salsabila Aisya serta seluruh keluarga besar yang dengan tulus memberikan doa, dukungan, serta semangat, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi ini.
9. Sahabat kampusku tersayang Fadil Alzikri, Zabrina Dewi, Dewi Ayu Saputri dan Sri Rahmi Dahlia Wulandari terima kasih atas setiap kenangan, tawa, tangis, serta perjuangan yang telah kita lewati bersama. Kalian bukan hanya sekadar teman sekelas atau satu jurusan, tapi sudah menjadi bagian penting dalam perjalanan hidup penulis. Terima kasih telah menjadi penguat saat semangat mulai redup, menjadi tempat berbagi saat hati mulai lelah. Semoga kesuksesan menyertai langkah kita masing-masing. جامعة الرانري
10. Teruntuk sahabat satu kos Nardila, dan sahabat-sahabatku, Mauida Abka, Habibah, Rosa Amelia, Rina Diati, Tasyatul Mahfirah, Rani Maryam, Delza Mutriya, dan Asmaniati. Saat aku menulis kata-kata ini, hati ini dipenuhi rasa haru dan syukur yang mendalam. Kita telah bersama-sama menempuh perjalanan panjang, dari hari-hari penuh tantangan di pesantren hingga melangkah ke dunia perkuliahan yang penuh warna. Setiap kenangan yang kita ciptakan, setiap tawa dan air mata yang kita bagi, telah membentuk kita menjadi pribadi yang lebih baik. Kalian adalah teman sejati yang selalu ada di sampingku, memberikan dukungan dan semangat ketika aku merasa lelah dan putus

asa. Terima kasih telah menjadi bagian dari perjalanan ini. Kalian adalah sumber inspirasi dan motivasi yang tak ternilai. Semoga kita semua dapat terus melangkah maju, meraih impian masing-masing, dan selalu saling mendukung satu sama lain. Aku bangga memiliki teman-teman sepertimu, dan semoga persahabatan kita akan terus abadi, tidak hanya di dunia ini, tetapi juga di akhirat kelak.

11. Rekan-rekan mahasiswa/i Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Ar-Raniry Banda Aceh dan masih banyak lagi yang tidak sempat penulis sebutkan semuanya, telah membantu dan memberi dorongan kepada penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
12. Terakhir, terima kasih kepada diriku sendiri, karena tidak pernah menyerah dan tetap memilih untuk bertahan, dalam keadaan apa pun. Terima kasih telah berjuang sekuat tenaga, sabar menghadapi berbagai rintangan dan cobaan yang datang silih berganti. Terima kasih sudah tetap kuat, bahkan saat dunia terasa berat, dan terus melangkah meski kadang tak tahu arah. Hari ini kamu membuktikan kamu berhasil.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna. Oleh sebab itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa mendatang. Semoga karya ini dapat memberikan manfaat bagi penulis sendiri, dunia akademik, dan para pembaca.

Banda Aceh, 23 Januari 2026

Penulis



Selia Putri

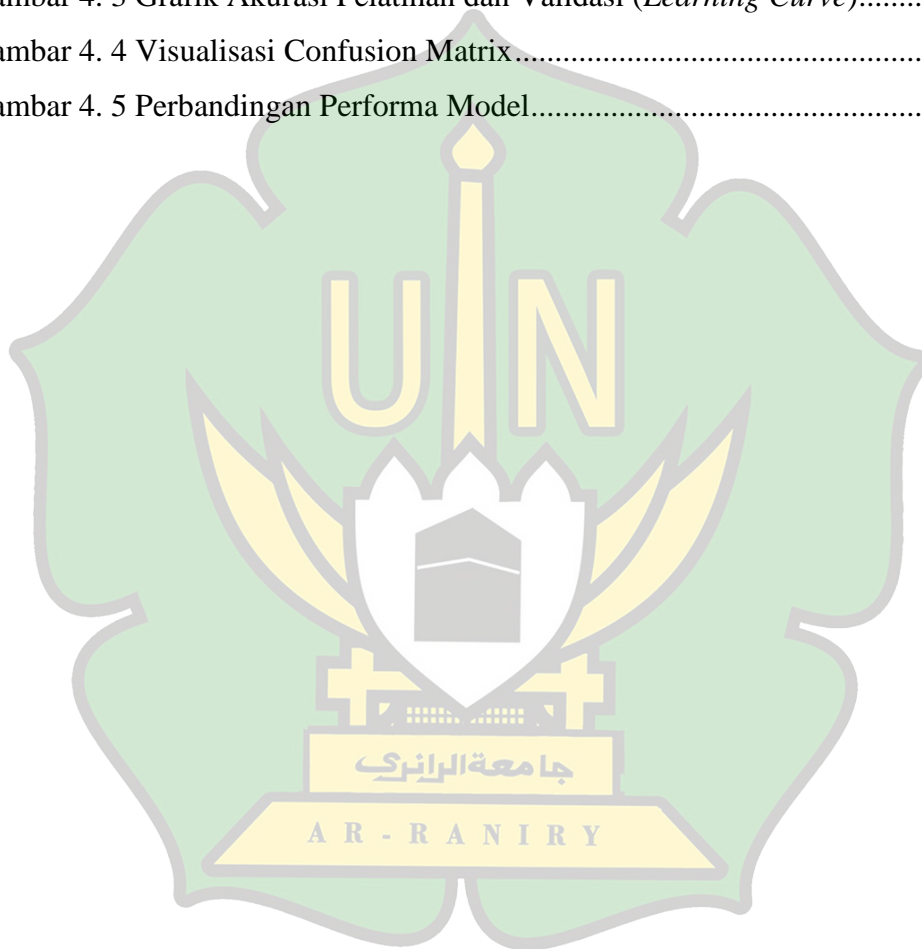
DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACK	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Perbandingan Penelitian Terdahulu	5
2.2 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kelulusan Mahasiswa.....	8
2.3 <i>Artificial Neural Network</i>	9
2.4 <i>Arsitektur Artificial Neural Network</i>	10
2.5 Struktur <i>Artificial neural Network</i> (ANN) dan Model Backpropagation	13
2.6 Fungsi <i>Backpropagation</i>	15
2.7 Proses Pembelajaran <i>Artificial Neural Network Network</i>	15
2.8 Pelatihan ANN <i>Backpropagation</i>	16
2.9 <i>Python</i>	16
BAB III METODE PENELITIAN	17
3.1 Jenis Penelitian	17
3.2 Tahapan Penelitian.....	17
3.3 Metode Pengumpulan Data.....	18
3.4 Variabel Penelitian.....	19

3.5	Teknik Analisis Data	19
3.5.1	Preprocessing Data.....	19
3.5.2	Pelatihan Model	21
3.5.3	Evaluasi Model <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	22
3.5.4	Visualisasi Hasil.....	24
3.6	Waktu dan Tempat Penelitian.....	24
3.7	Jadwal Pelaksanaan Penelitian.....	25
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		26
4.1.	Deskripsi dan Pengumpulan Data.....	26
4.2.	<i>Pre-processing</i> Data	27
4.2.1.	Normalisasi Nama dan Pelabelan Data.....	27
4.2.2.	<i>Data Cleaning</i>	28
4.2.3.	<i>Encoding</i>	29
4.2.4.	Data Splitting	30
4.3.	<i>Training Model Artificial Neural Network</i> (ANN).....	30
4.4.	Evaluasi Model	32
4.5.	Visualisasi Hasil	34
4.5.1	Grafik Kurva Pembelajaran (<i>Learning Curve</i>)	34
4.5.2	Analisis <i>Confusion Matrix Heatmap</i>	36
4.5.3	Perbandingan Metrik Evaluasi (<i>Bar Chart</i>)	37
4.6.	Pembahasan Hasil Penelitian.....	39
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		40
5.1	Kesimpulan	40
5.2	Saran	40
DAFTAR PUSTAKA		41
LAMPIRAN		43

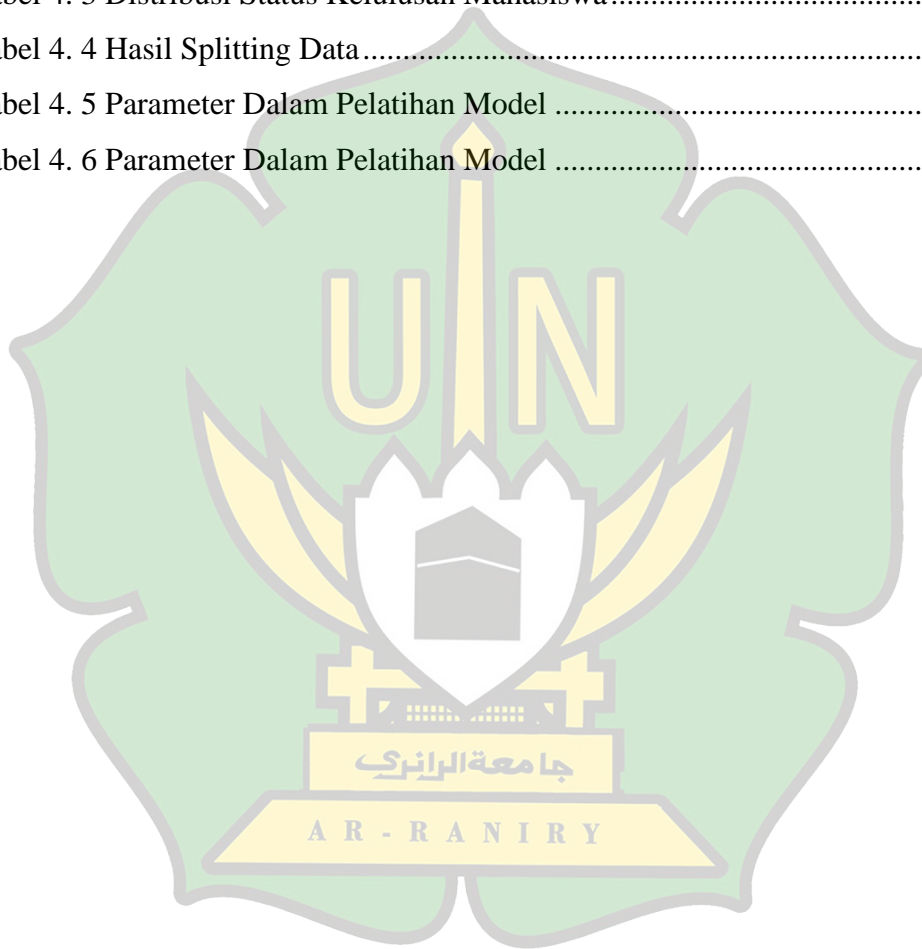
DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i> (Singh, 2021)	12
Gambar 2.2 Arsitektir ANN <i>Backpropagation</i>	14
Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian	18
Gambar 4. 1 Implementasi <i>Training Model ANN</i>	31
Gambar 4. 2 Implementasi Evaluasi <i>Classification Report</i>	32
Gambar 4. 3 Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi (<i>Learning Curve</i>).....	35
Gambar 4. 4 Visualisasi Confusion Matrix.....	36
Gambar 4. 5 Perbandingan Performa Model.....	37



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Perbandingan Penelitian Terdahulu	6
Tabel 3. 1 Variabel Penelitian	19
Tabel 3. 2 <i>Works plan</i>	25
Tabel 4. 1 Cuplikan Dataset	26
Tabel 4. 2 Distribusi Status Kelulusan Mahasiswa	28
Tabel 4. 3 Distribusi Status Kelulusan Mahasiswa	28
Tabel 4. 4 Hasil Splitting Data	30
Tabel 4. 5 Parameter Dalam Pelatihan Model	31
Tabel 4. 6 Parameter Dalam Pelatihan Model	33



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pendidikan tinggi memiliki peran strategis dalam menghasilkan sumber daya manusia yang unggul dan memiliki daya saing di era globalisasi. Salah satu indikator penting dalam menilai kinerja suatu perguruan tinggi adalah tingkat kelulusan mahasiswa yang tepat waktu. Tingginya tingkat kelulusan menunjukkan keberhasilan institusi dalam menyelenggarakan proses pembelajaran yang efektif, pendampingan akademik yang optimal, serta pengelolaan sumber daya yang efisien (Rizvi & Rienties et al., 2022).

Namun, pada praktiknya, tidak semua mahasiswa mampu menyelesaikan studi sesuai dengan masa studi yang ditetapkan. Kondisi ini turut dirasakan oleh Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh. Berdasarkan data mahasiswa angkatan 2018-2025, tercatat sebanyak 3.926 mahasiswa yang terdaftar, dengan persentase kelulusan hingga tahun akademik 2024/2025 berada pada angka sekitar 65%. Dengan demikian, masih terdapat lebih dari sepertiga mahasiswa yang belum berhasil menyelesaikan studi dalam kurun waktu lebih dari enam tahun (Data Fakultas, 2025).

Rata-rata Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) mahasiswa Fakultas Sains dan teknologi yang telah lulus berada pada angka 3,15, sedangkan mahasiswa yang belum lulus memiliki IPK rata-rata sekitar 2,75. Selain itu, sebagian besar mahasiswa yang berhasil menyelesaikan studi melakukannya dalam rentang 8 hingga 10 semester. Beberapa variabel yang diduga berkontribusi terhadap ketepatan atau keterlambatan kelulusan antara lain jalur penerimaan mahasiswa (seperti PMB Lokal), latar belakang sekolah asal (SMAN, MAN, atau lainnya), daerah asal, kelompok Uang Kuliah Tunggal (UKT), perkembangan IPK setiap semester, serta status penyelesaian tugas akhir atau skripsi (Data Fakultas , 2025).

Dalam rangka meningkatkan kualitas layanan akademik dan mendorong peningkatan angka kelulusan tepat waktu, diperlukan suatu pendekatan yang mampu mengidentifikasi potensi keterlambatan secara dini. Salah satu metode

yang telah banyak digunakan dalam penelitian sebelumnya adalah *Artificial Neural Network* (ANN), sebagaimana ditunjukkan dalam studi oleh Musa H. Janto Rahanra et al. (2022) yang berhasil mencapai akurasi prediksi kelulusan hingga 90% menggunakan data IPK antar semester dan data demografis mahasiswa. ANN terbukti efektif dalam mengenali pola non-linear dan kompleks dari data mahasiswa. Namun, ANN juga memiliki beberapa kelemahan, antara lain membutuhkan data dalam jumlah besar untuk menghasilkan model yang stabil, bersifat black box sehingga sulit dijelaskan secara interpretatif kepada pemangku kebijakan non-teknis, serta rawan mengalami overfitting jika tidak dilakukan validasi dan regularisasi secara tepat. Oleh karena itu, pengembangan model prediktif kelulusan berbasis ANN dalam penelitian ini perlu mempertimbangkan konteks data lokal dan menggunakan teknik pemodelan yang sesuai agar dapat menghasilkan prediksi yang tidak hanya akurat, tetapi juga relevan dan aplikatif dalam lingkungan akademik.

Oleh karena itu, melalui penelitian ini akan dikembangkan sebuah model prediksi kelulusan mahasiswa berbasis *Artificial Neural Network*, dengan studi kasus pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam proses pengambilan keputusan akademik serta menjadi dasar perumusan strategi pembinaan dan pendampingan mahasiswa yang lebih efektif dan berbasis data.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, diperoleh rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan model *Artificial Neural Network* dalam membangun model prediksi kelulusan mahasiswa?
2. Berapa menghitung performa model *Artificial Neural Network* dalam memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Membangun model prediksi kelulusan mahasiswa berbasis metode *Artificial Neural Network*.
2. Menghitung performa model *Artificial Neural Network* dalam memprediksi kelulusan mahasiswa.

1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terfokus dan dapat dilaksanakan secara efektif, maka batasan masalah yang diterapkan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya mencakup data mahasiswa Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh, khususnya angkatan 2018 sebagai data *training*.
2. Data yang digunakan bersumber dari data akademik dan administratif mahasiswa, seperti jalur masuk, asal sekolah, daerah asal, kelompok UKT, IPK per semester, status pengerjaan skripsi, dan status pembayaran UKT.
3. Status kelulusan mahasiswa diklasifikasikan sebagai “Lulus” atau “Belum Lulus” hingga tahun akademik 2024/2025.
4. Metode yang digunakan dalam proses prediksi adalah metode *Artificial Neural Network*.
5. Evaluasi model dilakukan berdasarkan matrik evaluasi standar klasifikasi, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.
6. Penelitian ini tidak membahas faktor non-akademik seperti motivasi belajar, kondisi ekonomi keluarga, atau masalah pribadi mahasiswa, karena keterbatasan data.

1.5 Manfaat Penelitian

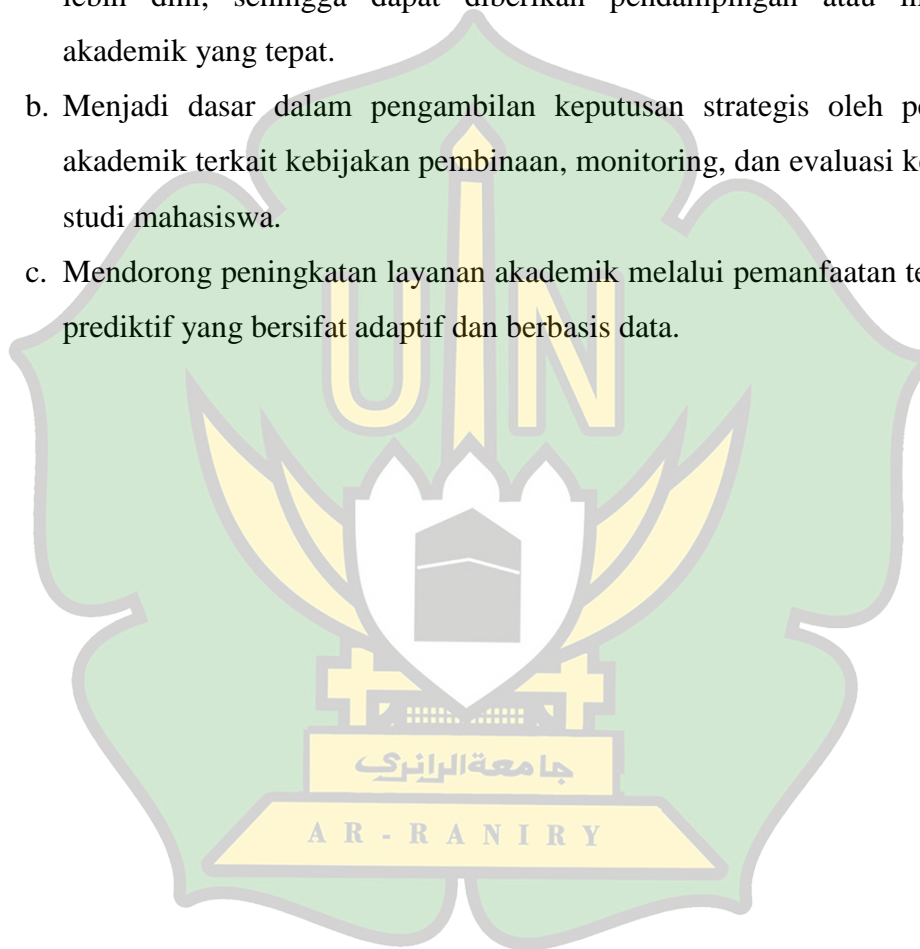
Manfaat teoritis penelitian ini adalah:

- a. Memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan di bidang data mining dan *machine learning*, khususnya dalam penerapan metode *Artificial Neural Network* (ANN) pada data akademik mahasiswa.

- b. Menjadi referensi akademik bagi peneliti selanjutnya yang ingin mengembangkan model prediksi kelulusan berbasis kecerdasan buatan dengan mempertimbangkan karakteristik data lokal.

Manfaat praktis penelitian ini adalah:

- a. Membantu pihak Program Studi Teknologi Informasi UIN Ar-Raniry dalam mengidentifikasi mahasiswa yang berpotensi terlambat lulus secara lebih dini, sehingga dapat diberikan pendampingan atau intervensi akademik yang tepat.
- b. Menjadi dasar dalam pengambilan keputusan strategis oleh pengelola akademik terkait kebijakan pembinaan, monitoring, dan evaluasi kemajuan studi mahasiswa.
- c. Mendorong peningkatan layanan akademik melalui pemanfaatan teknologi prediktif yang bersifat adaptif dan berbasis data.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Perbandingan Penelitian Terdahulu

Penelitian ini memiliki kesamaan dengan sejumlah studi terdahulu yang membahas prediksi kelulusan mahasiswa melalui pendekatan algoritma klasifikasi. Berikut adalah penelitian terdahulu yang membandingkan beberapa studi relevan dengan topik Prediksi Kelulusan Mahasiswa menggunakan *Artificial Neural Network*.

Penelitian yang dilakukan oleh Erdelita A. M. (2023) menerapkan algoritma *Decision Tree C4.5* dengan memanfaatkan variabel Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), jumlah SKS, serta status skripsi mahasiswa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode C4.5 mampu mengklasifikasikan tingkat risiko kelulusan mahasiswa dengan tingkat akurasi mencapai 88%, yang menandakan bahwa pendekatan berbasis pohon keputusan cukup efektif dalam permasalahan klasifikasi kelulusan.

Selanjutnya, Khasanah N. et al. (2022) menggunakan metode *Naive Bayes* dengan variabel yang meliputi status pekerjaan mahasiswa, status pernikahan, Indeks Prestasi Semester (IPS), dan IPK. Penelitian tersebut menghasilkan nilai akurasi sebesar 88,16%, precision 93,62%, serta recall 88%, sehingga dikategorikan sebagai klasifikasi yang baik. Temuan ini menunjukkan bahwa metode probabilistik mampu memberikan performa yang optimal dalam memprediksi status kelulusan mahasiswa.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Andrianof H. et al. (2025) mengimplementasikan algoritma Random Forest dengan mempertimbangkan variabel IPK dan tingkat kehadiran mahasiswa. Model yang dihasilkan memperoleh akurasi sebesar 87,5%, dengan nilai presisi 86,3% dan recall 85,9%. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa metode ensemble memiliki kemampuan yang baik dalam meningkatkan kestabilan dan akurasi prediksi melalui penggabungan beberapa pohon keputusan.

Sementara itu, Rahanra, M. H. J. et al. (2022) menerapkan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dengan menggunakan variabel IPK, data akademik antar semester, gender, serta variabel pendukung lainnya. Penelitian ini menunjukkan hasil yang sangat baik dengan tingkat akurasi mencapai 90%, precision 93%, dan recall 86%, sehingga diklasifikasikan sebagai performa yang sangat unggul. Hal ini membuktikan bahwa ANN memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mempelajari pola data akademik yang kompleks dan bersifat nonlinier.

Berbeda dari penelitian sebelumnya, Suleha M. et al. (2024) menggunakan metode Regresi Logistik dengan variabel IPK, motivasi belajar, dan tingkat kehadiran mahasiswa. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 70%, dengan IPK dan kehadiran sebagai faktor yang paling berpengaruh dalam prediksi kelulusan. Meskipun tingkat akurasi yang diperoleh lebih rendah dibandingkan metode lain, regresi logistik tetap unggul dalam memberikan interpretasi yang jelas terhadap kontribusi masing-masing variabel.

Berdasarkan kajian terhadap penelitian terdahulu tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode *Artificial Neural Network* (ANN) cenderung menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode klasifikasi lainnya dalam konteks prediksi kelulusan mahasiswa. Oleh karena itu, penelitian ini memilih ANN sebagai metode utama untuk memprediksi kelulusan mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh dengan memanfaatkan data akademik dan administratif sebagai variabel input.

Tabel 2. 1 Perbandingan Penelitian Terdahulu

No	Referensi	Metode Penelitian	Variabel yang digunakan	Hasil
1.	Erdelita. A. M, (2023)	Decision Tree (C4.5)	IPK jumlah SKS, status skripsi	Akurasi 88%; C4.5 mampu mengelompokkan mahasiswa berdasarkan resiko kelulusan

2.	Khasanah. N <i>et al.</i> , (2022)	Naive Bayes	Status mahasiswa (bekerja/tidak), status perkawinan, IPS, IPK	Akurasi: 88,16%, Precision: 93,62%, Recall: 88%, Kategori: Good Classification
3.	Andrianof. H <i>et al.</i> , (2025)	Random Forest	IPK, kehadiran	Akurasi 87,5%, presisi 86,3%, recall 85,9%
4.	Rahanra, M. H. J <i>et al.</i> , (2022)	ANN	IPK, data antar semester, data gender, dll	Akurasi 90%, precision 93%, recall 86%, kategori “excellent classification”
5.	Suleha. M <i>et al.</i> , (2024)	Regresi Logistik	IPK, motivasi belajar, kehadiran	Akurasi 70%, fitur penting IPK, kehadiran

Salah satu penelitian terdahulu yang paling mendekati penelitian ini adalah penelitian oleh Musa H. Janto Rahanra *et al.* (2022) yang berjudul “Analisis Kelulusan Mahasiswa Teknik Informatika Tepat Waktu Menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network* (ANN).” Penelitian tersebut menggunakan algoritma ANN untuk memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan variabel berupa IPK antar semester dan data demografis seperti gender.

Persamaan antara penelitian Rahanra *et al.* (2022) dengan penelitian ini terletak pada penggunaan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai metode utama dalam membangun model prediksi. Keduanya juga menggunakan data historis mahasiswa sebagai basis input, termasuk IPK antar semester sebagai variabel utama dalam prediksi kelulusan. Selain itu, kedua penelitian sama-sama bertujuan untuk meningkatkan efisiensi dan ketepatan dalam proses akademik dengan pendekatan *machine learning*.

Perbedaannya terletak pada lingkup studi kasus dan variabel tambahan yang digunakan. Penelitian Rahanra dilakukan pada mahasiswa Teknik Informatika secara umum, sementara penelitian ini berfokus secara spesifik pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda

Aceh. Selain itu, penelitian ini menambahkan variabel lain seperti UKT (Uang Kuliah Tunggal), penghasilan orang tua, dan kehadiran yang tidak digunakan dalam penelitian Rahanra et al., dengan tujuan untuk mendapatkan model prediksi yang lebih komprehensif terhadap berbagai faktor yang memengaruhi kelulusan.

2.2 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kelulusan Mahasiswa

Tingkat kelulusan mahasiswa dipengaruhi oleh berbagai aspek yang saling terhubung, mencakup dimensi akademik, sosial, ekonomi, dan administratif. Faktor-faktor ini menjadi acuan penting dalam membangun sistem prediksi kelulusan guna mengidentifikasi potensi keterlambatan studi sejak dini. Beberapa faktor utama yang memengaruhi kelulusan mahasiswa antara lain:

1. Indeks Prestasi Kumulatif (IPK)

IPK menjadi tolok ukur utama dalam mengevaluasi keberhasilan akademik mahasiswa. IPK yang terus menurun kerap dikaitkan dengan keterlambatan kelulusan (Pal, 2020). Performa akademik yang tidak stabil, terutama dalam beberapa semester terakhir, sering menjadi indikator awal bahwa mahasiswa berisiko tidak lulus tepat waktu.

2. Tingkat Kehadiran di Kelas

Kehadiran selama perkuliahan termasuk dalam faktor non-akademik yang berkontribusi pada capaian akademik. Mahasiswa dengan frekuensi kehadiran rendah cenderung mengalami hambatan dalam memahami materi, yang pada akhirnya berdampak negatif terhadap nilai akhir (Purnomo, 2024).

3. Progres Pengerjaan Skripsi

Tahap pengerjaan skripsi menjadi komponen krusial di akhir masa studi. Mahasiswa yang telah menuntaskan seluruh mata kuliah tetapi belum memulai skripsi atau masih berada di tahap awal, umumnya menghadapi risiko kelulusan yang tertunda (Rizvi & Rienties, 2022).

4. Jalur Penerimaan Mahasiswa Baru

Beberapa studi menyebutkan bahwa mahasiswa yang diterima melalui seleksi nasional (SNMPTN/SBMPTN) biasanya lebih cepat beradaptasi dengan lingkungan akademik dibandingkan yang masuk melalui jalur

mandiri, sehingga cenderung menyelesaikan studi lebih tepat waktu (Erdelita, 2023).

5. Asal Sekolah dan Latar Belakang Pendidikan

Mahasiswa yang berasal dari sekolah dengan kualitas pendidikan tinggi atau akreditasi unggul umumnya memiliki kesiapan belajar yang lebih baik. Hal ini turut berpengaruh pada kelancaran dan kecepatan dalam menyelesaikan pendidikan tinggi (Inventado, 2014).

6. Besaran UKT dan Kondisi Ekonomi Keluarga

Aspek ekonomi keluarga juga turut memengaruhi konsentrasi dan kelancaran studi mahasiswa. Mereka yang berasal dari keluarga dengan penghasilan rendah namun berada dalam kelompok UKT tinggi, berpotensi mengalami tekanan finansial yang bisa menghambat fokus akademik (Han et al., 2022).

2.3 *Artificial Neural Network*

Perkembangan sejarah *Artificial Neural Network* (ANN) secara umum dimulai pada era 1940-an, ketika para peneliti mulai mengaitkan mekanisme kerja otak manusia dengan pendekatan logika numerik yang kemudian diadaptasi ke dalam sistem komputasi. Tonggak awal perkembangan ANN terjadi pada tahun 1943 melalui penelitian Warren McCulloch, seorang ahli saraf, dan Walter Pitts, seorang ahli logika, yang merancang model neuron sederhana sebagai dasar perhitungan matematis neuron buatan. Selanjutnya, pada tahun 1949, Donald Hebb mengemukakan teori mengenai proses pembelajaran pada neuron, yang dikenal dengan *Hebbian Law*, yang menjelaskan bagaimana hubungan antar-neuron dapat diperkuat melalui pengalaman belajar.

Pada tahun 1958, Frank Rosenblatt memperkenalkan konsep perceptron, yaitu suatu jaringan saraf yang terdiri atas beberapa lapisan neuron yang saling terhubung dengan mekanisme aliran maju (*feedforward*). Konsep ini bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai prinsip-prinsip kecerdasan secara umum. Kontribusi penting lainnya dari Rosenblatt adalah perceptron convergence theorem pada tahun 1967, yang membuktikan bahwa jika suatu perceptron mampu

memisahkan dua pola yang berbeda, maka proses pelatihannya akan mencapai konvergensi dalam jumlah iterasi yang terbatas.

Perkembangan ANN berlanjut pada tahun 1982 melalui penelitian Hopfield, yang memperluas penerapan jaringan saraf tiruan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi. Hopfield memperkenalkan konsep fungsi energi ke dalam ANN sehingga jaringan memiliki kemampuan untuk menyimpan dan mengingat pola berdasarkan pengalaman sebelumnya (associative memory). Jaringan dengan konfigurasi tersebut dikenal sebagai recurrent neural network, yang salah satu penerapannya adalah dalam penyelesaian masalah Travelling Salesman Problem.

Upaya manusia dalam mengembangkan sistem yang mampu meniru perilaku dan kemampuan makhluk hidup telah berlangsung lama seiring dengan kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi. *Artificial Neural Network* merupakan model komputasi yang tersusun dari unit-unit neuron buatan yang dirancang berdasarkan prinsip kerja dan organisasi otak manusia. Tingginya perhatian terhadap ANN disebabkan oleh berbagai keunggulan yang dimilikinya, seperti kemampuan belajar, komputasi paralel, kemampuan memodelkan fungsi nonlinier, serta sifat fault tolerance (Kusumadewi, 2001).

Artificial Neural Network merupakan metode yang digunakan untuk pengelompokan dan pemisahan data dengan prinsip kerja yang menyerupai sistem saraf manusia. Paradigma ANN menekankan pada struktur baru dalam sistem pemrosesan informasi yang dibentuk untuk menyelesaikan permasalahan tertentu, seperti pengenalan pola dan klasifikasi data, melalui proses pembelajaran (Winarso & Aryanto, 2016).

2.4 Arsitektur *Artificial Neural Network*

Secara umum, arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan terdiri atas beberapa lapisan dengan jumlah neuron atau node yang berbeda di setiap lapisannya, yaitu:

1. Lapisan Input (*Input Layer*)

Lapisan ini berperan sebagai penerima sinyal dari lingkungan luar, kemudian meneruskannya ke neuron-neuron berikutnya dalam jaringan.

2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Lapisan ini berfungsi seperti sel saraf penghubung pada otak manusia. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kapabilitas jaringan dalam menyelesaikan berbagai permasalahan.

3. Lapisan Output (*Output Layer*)

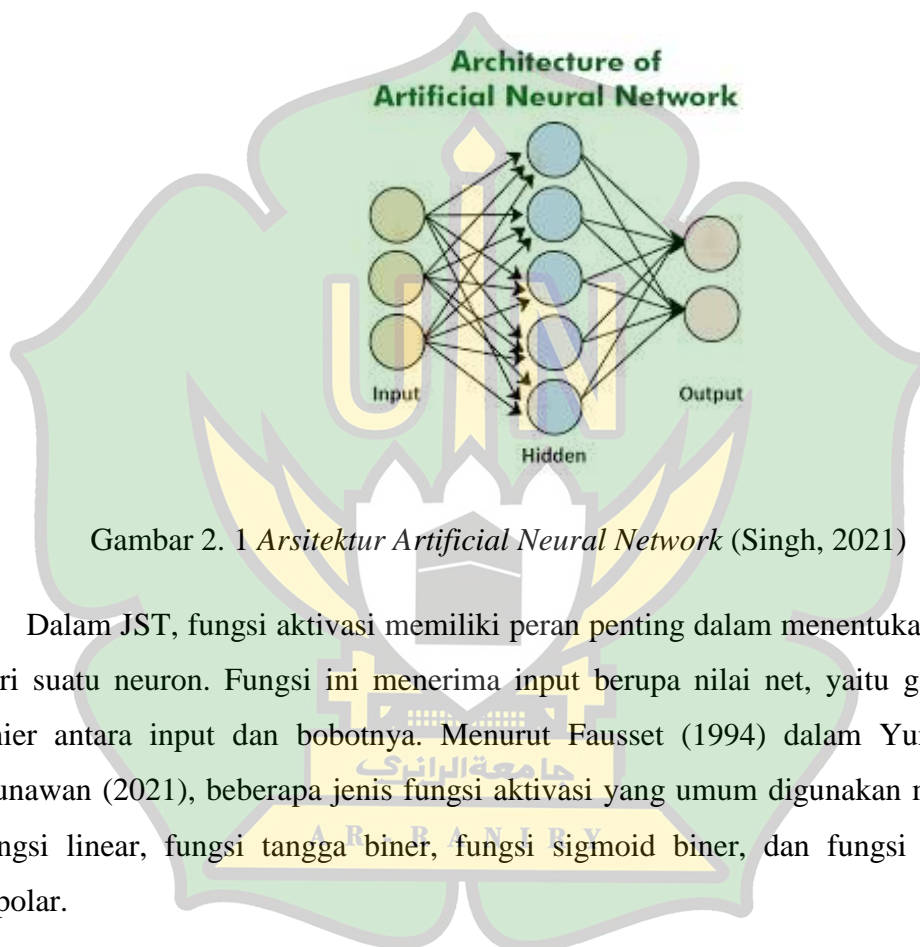
Lapisan ini berperan seperti sel saraf motorik pada sistem saraf biologis, yaitu menyampaikan sinyal hasil pengolahan dari jaringan ke luar.

Arsitektur dasar *Artificial Neural Network* (ANN) tersusun atas tiga lapisan utama, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. Lapisan input berfungsi sebagai penerima data awal, di mana setiap neuron merepresentasikan satu variabel masukan yang digunakan dalam penelitian, seperti Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), jumlah SKS, maupun atribut akademik lainnya. Informasi dari lapisan ini selanjutnya diteruskan ke lapisan tersembunyi melalui koneksi antar neuron yang memiliki bobot tertentu.

Lapisan tersembunyi merupakan bagian inti dari proses pengolahan data dalam ANN. Pada lapisan ini, setiap neuron melakukan perhitungan berupa kombinasi linear dari nilai input yang diterima, kemudian diproses menggunakan fungsi aktivasi nonlinier. Penggunaan fungsi aktivasi memungkinkan jaringan saraf tiruan untuk mengenali pola data yang kompleks dan tidak linier, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Lapisan output berperan sebagai lapisan akhir yang menghasilkan nilai keluaran dari model ANN. Dalam konteks prediksi kelulusan mahasiswa, lapisan ini umumnya terdiri dari satu atau beberapa neuron yang merepresentasikan kategori keluaran, seperti mahasiswa lulus dan belum lulus. Nilai keluaran tersebut diperoleh berdasarkan hasil pembelajaran bobot jaringan selama proses pelatihan menggunakan data historis.

Melalui struktur tersebut, ANN melakukan proses pembelajaran secara iteratif menggunakan algoritma backpropagation, yaitu dengan menyesuaikan bobot-bobot jaringan untuk meminimalkan kesalahan antara hasil prediksi dan data aktual. Oleh karena itu, ANN sangat sesuai diterapkan dalam penelitian prediksi kelulusan mahasiswa yang melibatkan banyak variabel serta hubungan data yang bersifat kompleks dan nonlinier.



Gambar 2. 1 *Arsitektur Artificial Neural Network* (Singh, 2021)

Dalam JST, fungsi aktivasi memiliki peran penting dalam menentukan output dari suatu neuron. Fungsi ini menerima input berupa nilai net, yaitu gabungan linier antara input dan bobotnya. Menurut Fausset (1994) dalam Yuniarti & Gunawan (2021), beberapa jenis fungsi aktivasi yang umum digunakan meliputi: fungsi linear, fungsi tangga biner, fungsi sigmoid biner, dan fungsi sigmoid bipolar.

Dalam konteks pendidikan, ANN telah banyak digunakan untuk melakukan prediksi terhadap performa mahasiswa, termasuk prediksi nilai akademik, identifikasi risiko dropout, hingga prediksi kelulusan. ANN mampu mengolah berbagai variabel yang memengaruhi kelulusan mahasiswa seperti IPK per semester, jumlah kehadiran, tingkat UKT, dan latar belakang ekonomi, untuk membangun model yang dapat memprediksi apakah seorang mahasiswa berpotensi lulus tepat waktu atau tidak.

Hubungan antara ANN dan prediksi kelulusan mahasiswa sangat erat, karena ANN dapat mempelajari pola dari data historis mahasiswa dan mengenali ciri-ciri yang berkontribusi terhadap kelulusan. Dengan kemampuannya dalam mengenali pola kompleks dan memberikan prediksi yang cukup akurat, ANN menjadi metode yang efektif untuk mendukung pengambilan keputusan dalam pengelolaan akademik di perguruan tinggi.

2.5 Struktur Artificial Neural Network (ANN) dan Model Backpropagation

Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma *backpropagation* bekerja dengan melakukan penyesuaian bobot dan bias secara bertahap guna meminimalkan selisih antara keluaran jaringan dan nilai target yang telah ditentukan. Proses pelatihan dilakukan secara berulang hingga bobot yang dihasilkan dianggap optimal atau hingga tingkat kesalahan (*error*) mencapai nilai minimum yang dapat diterima. Setelah tahap pelatihan selesai, jaringan yang telah terbentuk selanjutnya diuji menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model.

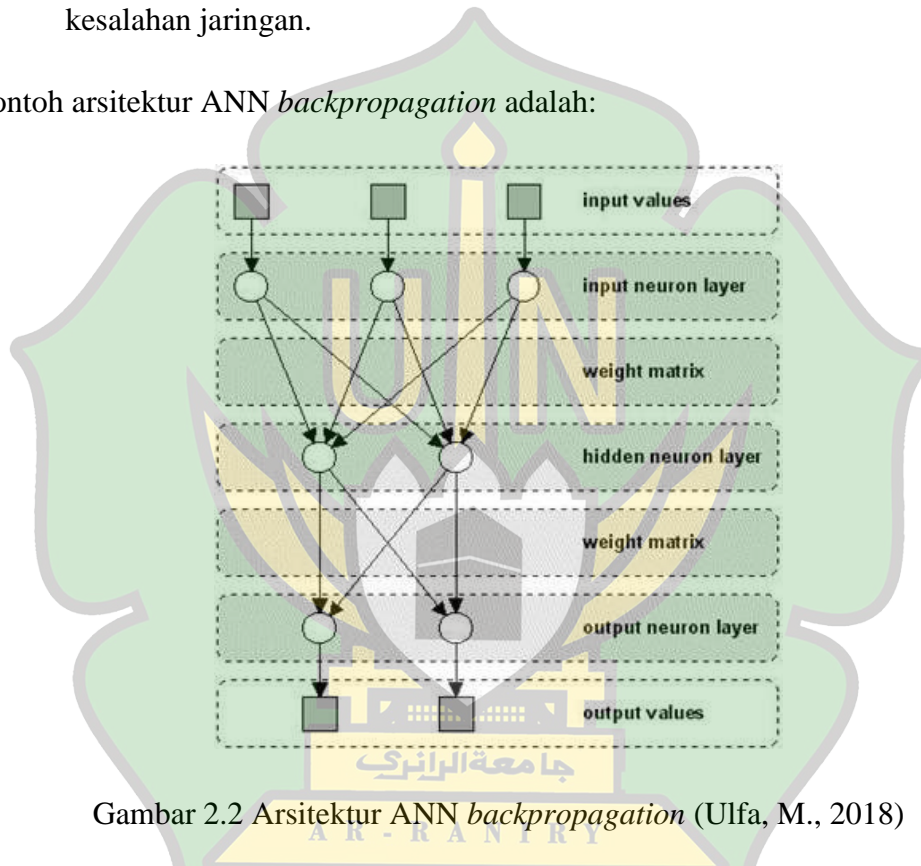
Algoritma pembelajaran pada jaringan saraf tiruan melibatkan dua tahap utama, yaitu perambatan maju (*feedforward*) dan perambatan balik (*backward propagation*). Pada tahap *feedforward*, data masukan diproses dari lapisan input menuju lapisan output untuk menghasilkan nilai keluaran. Selanjutnya, pada tahap *backward propagation*, nilai kesalahan yang diperoleh digunakan untuk memperbarui bobot koneksi dengan cara merambatkan kembali error dari lapisan output ke lapisan tersembunyi. Mekanisme dua arah ini menyebabkan proses pembelajaran *backpropagation* membutuhkan waktu komputasi yang relatif lebih lama.

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran terawasi (*supervised learning*) yang umum diterapkan pada jaringan multilayer perceptron, khususnya untuk memperbarui bobot-bobot yang menghubungkan neuron pada lapisan tersembunyi. Tujuan utama algoritma ini adalah meningkatkan akurasi jaringan dalam memetakan hubungan antara data masukan dan keluaran yang diharapkan.

Secara umum, prinsip dasar pelatihan *Artificial Neural Network* dengan metode *backpropagation* meliputi:

1. Proses pembelajaran yang berorientasi pada kesalahan, di mana jaringan menyesuaikan bobot berdasarkan selisih antara output aktual dan target.
2. Penyampaian pola masukan melalui mekanisme perambatan maju (feedforward).
3. Penyesuaian bobot koneksi antar-neuron untuk meminimalkan nilai kesalahan jaringan.

Contoh arsitektur ANN *backpropagation* adalah:



Gambar 2.2 Arsitektur ANN *backpropagation* (Ulfa, M., 2018)

Arsitektur jaringan yang paling umum diterapkan pada jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation* adalah jaringan multilapis (*multilayer network*). Pada arsitektur ini, lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dapat terdiri dari satu atau lebih lapisan sesuai dengan tingkat kompleksitas permasalahan yang akan diselesaikan.

2.6 Fungsi Backpropagation

Dalam algoritma *backpropagation*, terdapat beberapa fungsi yang umum digunakan, salah satunya adalah fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi berperan dalam menentukan nilai keluaran dari setiap neuron. Masukan pada fungsi aktivasi berupa nilai net input, yaitu hasil penjumlahan linier antara data masukan dan bobot koneksinya. Secara matematis, nilai net dapat dinyatakan sebagai, $net = \sum x_i w_i$ sehingga fungsi aktivasi dapat dituliskan sebagai $f(net) = f(\sum x_i w_i)$.

Beberapa jenis fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan saraf tiruan antara lain:

- 1) Fungsi threshold (fungsi ambang)

Fungsi ini menghasilkan keluaran diskrit berdasarkan nilai ambang tertentu, yaitu:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq \alpha \\ 0 & \text{jika } x \leq \alpha \end{cases}$$

- 2) Fungsi sigmoid dirumuskan sebagai:

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

Fungsi ini banyak digunakan karena nilai keluarannya berada pada rentang 0 hingga 1 serta memiliki turunan yang sederhana, sehingga sangat mendukung proses pembaruan bobot pada algoritma *backpropagation*. Turunan fungsi sigmoid dapat dinyatakan sebagai:

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

2.7 Proses Pembelajaran Artificial Neural Network

Proses pembelajaran merupakan suatu mekanisme yang digunakan untuk mengenali objek secara berkelanjutan, di mana setiap tahapan pembelajaran dapat menghasilkan respons yang berbeda. Tujuan utama dari proses pembelajaran ini adalah untuk meminimalkan tingkat kesalahan (*error*) dalam pengenalan suatu objek. Secara umum, jaringan saraf tiruan memiliki dua pendekatan pembelajaran utama, yaitu pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan pembelajaran tanpa pengawasan (*unsupervised learning*).

2.8 Pelatihan ANN *Backpropagation*

Backpropagation merupakan salah satu algoritma pembelajaran terawasi (*supervised learning*) yang umum diterapkan pada jaringan multilayer perceptron. Algoritma ini digunakan untuk menyesuaikan bobot-bobot koneksi antar-neuron, khususnya pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Mekanisme pembelajaran *backpropagation* memanfaatkan nilai kesalahan pada keluaran jaringan sebagai dasar untuk memperbarui bobot dengan cara merambatkan error tersebut dari lapisan output ke lapisan sebelumnya secara mundur. Sebelum proses perambatan balik dilakukan, jaringan terlebih dahulu menjalankan tahap perambatan maju (*forward propagation*) untuk menghasilkan nilai keluaran. Pada tahap ini, neuron-neuron diaktifkan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

2.9 *Python*

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman yang mendukung eksekusi langsung berbagai instruksi secara interpretatif dan berbasis paradigma pemrograman berorientasi objek. Bahasa ini dikenal sebagai salah satu bahasa yang paling mudah untuk dipahami dan dipelajari. *Python* pertama kali diciptakan oleh Guido van Rossum, seorang programmer asal Belanda, di kota Amsterdam pada tahun 1990. Pada tahun 1995, Van Rossum kembali mengembangkan *Python* agar lebih kompatibel dengan kebutuhan pengguna. Seiring waktu, *Python* terus diperbarui, hingga pada awal tahun 2000-an diluncurkan versi-versi terbaru yang mengarah pada *Python* versi 3 seperti yang digunakan secara luas saat ini (God Hand 2023).

BAB III METODE PENELITIAN

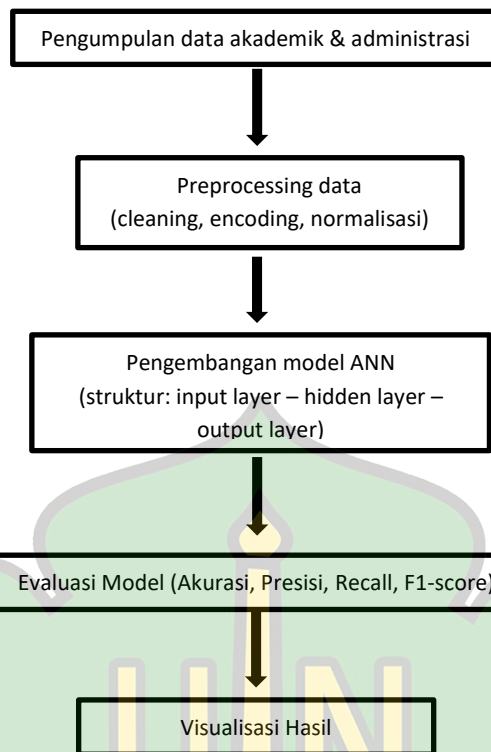
3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam kategori kuantitatif terapan dengan pendekatan deskriptif-prediktif. Fokus utama dari penelitian ini adalah merancang sebuah model prediksi kelulusan mahasiswa dengan memanfaatkan algoritma *Artificial Neural Network*, berdasarkan data historis mahasiswa dari Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh.

3.2 Tahapan Penelitian

Alur penelitian ini diawali dengan identifikasi permasalahan berupa tingkat kelulusan mahasiswa yang belum optimal, sehingga muncul kebutuhan akan sistem prediksi kelulusan. Untuk menjawab permasalahan tersebut, penelitian mengumpulkan data historis akademik dan administratif mahasiswa yang relevan. Data yang terkumpul kemudian melalui tahap *preprocessing* yang mencakup pembersihan data (*cleaning*), transformasi data kategorikal menjadi numerik (*encoding*), serta normalisasi variabel numerik agar memiliki skala yang seragam.

Selanjutnya, data yang sudah siap digunakan diproses dengan pembangunan model *Artificial Neural Network* (ANN); yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Model yang terbentuk dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score untuk mengukur performanya. Tahap akhir penelitian adalah memberikan rekomendasi sistem pendukung intervensi akademik berdasarkan hasil prediksi tersebut.



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

3.3 Metode Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data diperoleh melalui dokumen akademik serta sistem informasi akademik internal. Adapun jenis data yang dihimpun mencakup:

- Data demografis: seperti daerah asal mahasiswa, jalur penerimaan, dan asal sekolah.
- Data akademik: meliputi indeks prestasi kumulatif (IPK) tiap semester dan tingkat kehadiran.
- Data administratif: mencakup kategori UKT, riwayat pembayaran UKT, penghasilan orang tua, serta status pengerjaan skripsi.
- Label target: berupa status kelulusan mahasiswa, apakah telah lulus atau belum.

Seluruh proses pengumpulan data dilakukan dengan persetujuan resmi dari pihak pengelola Program Studi dan disusun dengan mengacu pada standar etika penelitian yang berlaku.

3.4 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dipilih berdasarkan relevansi data akademik dan administratif yang tersedia. Variabel tersebut dikelompokkan menjadi variabel independen (*input*) dan variabel dependen (*output*).

Tabel 3. 1 Variabel Penelitian

No	Jenis Variabel	Nama Variabel	Type Data	Keterangan
1	Input	IPK	Numerik	Nilai rata-rata prestasi akademik mahasiswa.
2	Input	UKT	Kategorikal	Golongan pembayaran uang kuliah (1-7)
3	Input	Jalur Pendaftaran	Kategorikal	Jalur masuk mahasiswa (SNMPTN, SBMPTN, dll).
4	Input	Angkatan	Kategorikal	Tahun masuk mahasiswa (misal: 2018, 2019).
5	Output	Status kelulusan	Biner	Target prediksi: 1 (Lulus) atau 0 (Belum Lulus/Aktif).

3.5 Teknik Analisis Data

3.5.1 Preprocessing Data

Sebelum data diproses oleh model *Artificial Neural Network*, dilakukan serangkaian tahapan pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas dan format data sesuai dengan kebutuhan algoritma. Tahapan tersebut meliputi:

- **Data Labeling**

Penentuan label target ("Status Kelulusan") dilakukan dengan metode pencocokan data (string matching). Data nama mahasiswa pada dataset utama dicocokkan dengan basis data kelulusan yang valid. Mahasiswa yang namanya terdaftar dalam basis data kelulusan diberi label 1 (Lulus), sedangkan yang tidak ditemukan diberi label 0 (Belum Lulus).

- **Data Cleaning**

Proses pembersihan dilakukan untuk menangani data yang tidak valid (*noise*) dan nilai yang hilang (*missing values*). Strategi yang diterapkan adalah:

- a. Variabel IPK: Dilakukan standarisasi format numerik dan pembersihan karakter non-angka. Nilai yang kosong (*missing values*) pada variabel ini diisi (*imputation*) menggunakan nilai rata-rata (mean) dari keseluruhan data IPK.
- b. Variabel UKT: Dilakukan ekstraksi nilai numerik dari teks golongan UKT. Nilai yang kosong pada variabel ini diisi menggunakan nilai modus (mode) atau nilai yang paling sering muncul dalam populasi.

Secara keseluruhan, tahap data cleaning ini difokuskan pada penanganan outlier, missing values, duplikasi, inkonsistensi penulisan, serta kategori tidak valid untuk memastikan kualitas data yang digunakan dalam membangun model prediksi.

- **Encoding**

Pada tahap preprocessing, dilakukan proses encoding untuk mengubah data kategorikal menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh model *Artificial Neural Network* (ANN). Variabel kategorikal "Jalur Pendaftaran" dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan teknik *One-Hot Encoding*. Teknik ini mengubah setiap kategori jalur masuk menjadi kolom biner terpisah (0 dan 1) untuk mencegah model mengasumsikan urutan hierarkis yang salah pada data nominal.

Dengan penerapan encoding ini, setiap variabel dalam dataset dapat direpresentasikan dalam bentuk numerik yang sesuai, sehingga memudahkan proses pelatihan model dan mengurangi risiko bias akibat perbedaan skala antar fitur

- **Normalisasi**

Tahap normalisasi dilakukan untuk menyeragamkan skala variabel numerik agar setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses pelatihan model *Artificial Neural Network* (ANN). Pada penelitian ini, normalisasi diterapkan pada seluruh fitur input numerik (IPK, UKT, Angkatan, dan hasil *encoding* jalur pendaftaran) yang dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling*. Metode ini mentransformasi seluruh nilai data ke dalam rentang [0-1] guna mempercepat proses konvergensi gradien saat pelatihan model.

- **Splitting Data**

Setelah melalui tahap *cleaning*, *encoding*, dan *normalisasi*, dataset dibagi menjadi dua bagian utama menggunakan teknik *stratified sampling*. Pembagian ini dilakukan dengan rasio proporsional 80:20, di mana 80% dari total data dialokasikan sebagai data latih (*training set*) untuk membangun dan melatih model *Artificial Neural Network* (ANN), sedangkan 20% sisanya dialokasikan sebagai data uji (*testing set*)

Selain itu, metode train-test split sudah lazim digunakan pada penelitian dengan data terbatas untuk menjaga keseimbangan antara data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji berfungsi mengukur performa model terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan pendekatan ini, penelitian tetap dapat menghasilkan evaluasi yang adil (*unbiased*) terhadap kemampuan prediksi model tanpa kehilangan terlalu banyak data untuk pelatihan.

3.5.2 Pelatihan Model

Dalam penelitian ini, metode utama yang digunakan adalah *Artificial Neural Network* (ANN). ANN dipilih karena kemampuannya yang dapat mengenali pola yang kompleks dan non linear dari data mahasiswa, seperti IPK per semester, tingkat kehadiran, latar belakang ekonomi, dan status akademik.

Arsitektur ANN yang digunakan terdiri dari:

1. **Rancangan Arsitektur Jaringan**

- Input Layer: Disesuaikan dengan jumlah fitur hasil preprocessing.
- Hidden Layer 1: Terdiri dari 64 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU. Lapisan ini dilengkapi dengan Batch Normalization untuk menstabilkan distribusi input antar lapisan dan Dropout sebesar 0.2 untuk mencegah terjadinya overfitting.
- Hidden Layer 2: Terdiri dari 32 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU, serta dilengkapi Batch Normalization dan Dropout (0.2).
- Hidden Layer 3: Terdiri dari 16 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU untuk menangkap pola fitur yang lebih mendalam.

- Output Layer: Terdiri dari 1 neuron dengan fungsi aktivasi Sigmoid, yang menghasilkan nilai probabilitas (0 hingga 1) untuk klasifikasi biner.

2. Konfigurasi Pelatihan (Hyperparameters)

Parameter yang ditetapkan dalam proses pelatihan model adalah:

- Optimizer: Adam (Adaptive Moment Estimation) dengan learning rate awal sebesar 0.001.
- Loss Function: Binary Cross-Entropy, yang sesuai untuk kasus klasifikasi biner.
- Epoch: Maksimum 200 iterasi.
- Batch Size: 16 data per iterasi.
- Callbacks:
 - ReduceLROnPlateau: Mekanisme penurunan learning rate dengan faktor 0.5 jika akurasi validasi tidak meningkat selama 10 epoch.
 - Early Stopping: Penghentian pelatihan secara otomatis jika tidak terjadi peningkatan akurasi validasi dalam 30 epoch berturut-turut, guna menghemat waktu komputasi.

3.5.3 Evaluasi Model Artificial Neural Network (ANN)

Untuk menilai kinerja model ANN dalam memprediksi status kelulusan mahasiswa, digunakan beberapa matrik evaluasi klasifikasi, yaitu:

- Akurasi: Akurasi merupakan ukuran yang menunjukkan tingkat ketepatan model klasifikasi secara keseluruhan, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi yang sesuai dengan kondisi sebenarnya, baik pada kelas positif maupun negatif, terhadap keseluruhan data yang digunakan. Secara matematis, nilai akurasi dihitung menggunakan persamaan 3:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Prediksi Benar}}{\text{Total Prediksi}} \quad (3)$$

- Presisi (*Precision*): Presisi merupakan metrik evaluasi yang menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas positif, yaitu

perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar dengan keseluruhan data yang diprediksi sebagai positif. Metrik ini menggambarkan sejauh mana hasil prediksi positif yang dihasilkan oleh model benar-benar sesuai dengan kondisi aktual. Secara matematis, nilai presisi dihitung menggunakan persamaan 4:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Positive (FP)}} \quad (4)$$

- *Recall* (Sensitivity): Recall merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang termasuk ke dalam kelas positif, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar dengan total data yang sebenarnya berada pada kelas positif. Metrik ini menunjukkan seberapa baik model dalam mengidentifikasi semua kasus positif secara tepat. Secara matematis, nilai recall dihitung menggunakan persamaan 5:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Negative (FN)}} \quad (5)$$

- F1-Score: F1-Score merupakan metrik evaluasi yang diperoleh dari rata-rata harmonis antara nilai presisi dan recall, sehingga mampu memberikan keseimbangan dalam menilai kinerja model klasifikasi. Metrik ini sangat bermanfaat ketika data memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang, karena dapat merepresentasikan performa model secara lebih adil dibandingkan penggunaan satu metrik saja. Secara matematis, nilai F1-Score dihitung menggunakan persamaan 6:

$$\text{F1 Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

- Confusion Matrix: Matriks yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah berdasarkan label aktual dan label prediksi.

3.5.4 Visualisasi Hasil

Visualisasi data merupakan tahapan krusial dalam analisis hasil penelitian yang bertujuan untuk mempermudah interpretasi terhadap kinerja model *Artificial Neural Network* (ANN). Melalui representasi grafis, pola-pola numerik yang kompleks dapat dipahami dengan lebih intuitif. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan beberapa jenis visualisasi utama, yaitu:

1. **Grafik Kurva Pembelajaran (*Learning Curve*)** Visualisasi ini menyajikan grafik garis yang merepresentasikan dinamika proses pelatihan model dari awal hingga akhir *epoch*. Grafik ini memplot nilai akurasi dan *loss* pada sumbu vertikal terhadap jumlah *epoch* pada sumbu horizontal, baik untuk *training* maupun data validasi. Tujuan utama dari grafik ini adalah untuk menganalisis tingkat konvergensi model serta mendeteksi secara dini indikasi terjadinya *overfitting* atau *underfitting* selama proses pembelajaran berlangsung.
2. **Confusion Matrix Heatmap** divisualisasikan menggunakan *heatmap* dengan bantuan pustaka *Seaborn*. Visualisasi ini berfungsi untuk memetakan distribusi perbandingan antara label prediksi model dengan label aktual secara spesifik. Melalui gradasi warna yang ditampilkan, peneliti dapat dengan mudah mengidentifikasi dominasi *True Positive* dan *True Negative* serta menganalisis jenis kesalahan klasifikasi yang terjadi, baik itu *False Positive* maupun *False Negative*.
3. **Diagram Batang Matrik Evaluasi (*Bar Chart Evaluation metrics*)** Visualisasi ini menampilkan diagram batang yang menyajikan perbandingan nilai metrik evaluasi utama secara berdampingan. Diagram ini merangkum nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang diperoleh dari hasil pengujian.

3.6 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh. Penelitian ini telah dilaksanakan pada bulan Mei 2025 hingga Oktober 2025.

3.7 Jadwal Pelaksanaan Penelitian

Penelitian ini telah dilaksanakan selama 6 bulan sesuai dengan rincian dengan kegiatan pada tabel dibawah ini:

Tabel 3. 2 Works plan

No	Kegiatan	Mei		Juni			Juli		Agustus		September		Oktober
		1	2	1	3	4	1	2	3	4	3	4	1
1.	Persiapan Penelitian												
	a. Review 5 Paper yang berkaitan dengan tema yang diinginkan	■											
	b. Menentukan Judul dan Tema Penelitian		■										
	c. Perumusan Masalah												
2.	Pembuatan Proposal												
	a. Bab 1			■									
	b. Bab 2				■								
	c. Bab 3					■							
3.	Tahapan penelitian												
	a. Pengumpulan Dataset					■							
	b. Perancangan Preprocessing								■				
	c. Training model									■			
	d. Pengujian model											■	
	e. Hasil Pengujian												■

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi dan Pengumpulan Data

Tahap awal dalam penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data yang menjadi fondasi utama dalam pengembangan model prediksi. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh secara legal dan resmi dari dokumen akademik serta sistem informasi akademik internal Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Ar-Raniry Banda Aceh.

Populasi data yang dikumpulkan dalam penelitian ini mencakup seluruh mahasiswa dari angkatan 2018 hingga angkatan 2025 yang terdaftar aktif maupun yang telah lulus pada Program Studi Teknologi Informasi.

Dataset mentah yang dikumpulkan terdiri dari gabungan 10 file yang memuat data mahasiswa dari berbagai angkatan. Dari hasil ekstraksi dan penggabungan berbagai file dataset mentah tersebut, diperoleh total sebanyak 3.926 record mahasiswa yang menjadi fondasi utama pengembangan model. Data ini memuat berbagai atribut akademik yang mencerminkan rekam jejak mahasiswa selama masa perkuliahan. Tampilan cuplikan dataset mentah yang telah dikumpulkan sebelum memasuki tahap pra-pemrosesan dapat dilihat pada tabel 4.1:

Tabel 4.1 Cuplikan Dataset

NIM	Nama	Angkatan	Jalur Pendaftaran	Kelompok UKT	Keterangan
210705****	D****A E****A	2021	SNBT	Kelompok 5	Lulus
210705****	A****F	2021	SNBT	Kelompok 5	Lulus
210705****	V**** A****A	2021	Mandiri Prestasi	Kelompok 9	-
210705****	Ra****	2021	Mandiri Prestasi	Kelompok 3	-
210705****	R****L M****I	2021	Mandiri Prestasi	Kelompok 4	Lulus
Total Data			3926		

data yang dikumpulkan memuat berbagai fitur-fitur akademik dan administratif yang akan digunakan sebagai variabel input dan output. Berdasarkan proses ekstraksi fitur, variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), Kelompok Uang Kuliah Tunggal (UKT), Jalur Pendaftaran, Tahun Angkatan dan juga status kelulusan.

4.2. Pre-processing Data

Setelah proses pengumpulan data selesai, langkah selanjutnya adalah *pre-processing* data. Tahapan ini bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang bersih dan terstruktur agar dapat diproses secara optimal oleh algoritma ANN. Kualitas data pada tahap ini sangat menentukan kinerja model dalam memprediksi kelulusan mahasiswa.

Berdasarkan implementasi kode program yang telah diimplementasikan, tahapan *pre-processing* yang dilakukan meliputi normalisasi nama dan pelabelan data, *data cleaning*, *Encoding*, normalisasi, dan *data splitting*.

4.2.1. Normalisasi Nama dan Pelabelan Data

Sebelum menentukan variabel target, dilakukan proses normalisasi pada kolom nama mahasiswa dan data daftar wisudawan. Langkah ini krusial untuk memastikan proses pencocokan teks (*string matching*) berjalan akurat dan menghindari ketidakcocokan akibat perbedaan format penulisan, normalisasi yang dilakukan antara lain *Lowercasing*, menghapus simbol atau angka, menghapus spasi berlebih serta menghapus spasi kosong di awal dan akhir teks.

Setelah nama dinormalisasi, dilakukan proses pelabelan otomatis. Disini variabel target adalah status kelulusan yang dikategorikan secara biner menjadi "Lulus" dan "Belum Lulus". Nama mahasiswa pada dataset utama dicocokkan dengan himpunan nama lulusan yang telah dinormalisasi. Mahasiswa yang namanya ditemukan dalam daftar lulusan diberi label 1 (Lulus), sedangkan yang tidak ditemukan diberi label 0 (Belum Lulus).

Tabel 4. 2 Distribusi Status Kelulusan Mahasiswa

No	Status Kelulusan	Label	Jumlah Mahasiswa	Persentase (%)
1	Lulus	1	246	22,45%
2	Belum Lulus	0	850	77,55%
Total			1.096	100%

Berdasarkan Tabel 4.2, setelah dilakukan labeling diperoleh 1.096 record yang merupakan mahasiswa spesifik dari Program Studi Teknologi Informasi. Dari populasi tersebut, distribusi data menunjukkan bahwa terdapat 246 mahasiswa dengan status "Lulus" dan 850 mahasiswa dengan status "Belum Lulus", Jumlah mahasiswa dengan status belum lulus jauh lebih mendominasi dibandingkan mahasiswa yang telah lulus. Kondisi ini merupakan hal yang wajar mengingat dataset mencakup mahasiswa dari angkatan muda seperti angkatan 2022 hingga 2024 yang secara masa studi memang belum mencapai batas waktu kelulusan normal.

4.2.2. Data Cleaning

Data mentah yang diperoleh dari sistem akademik sering kali mengandung ketidakkonsistenan format, anomali, serta nilai yang hilang (*missing values*) yang dapat menurunkan kinerja model. Oleh karena itu, tahap pembersihan data dilakukan secara sistematis pada variabel-variabel kunci, yaitu Indeks Prestasi Kumulatif dan Uang Kuliah Tunggal.

Tabel 4. 3 Distribusi Status Kelulusan Mahasiswa

Variabel	Contoh Data	Proses Cleaning	Hasil
IPK	"3,55" atau "2025"	Mengubah "," ke "." dan menghapus "2025"	3.55 (Float)
Imputasi IPK	Nilai Kosong (NaN)	Menghitung rata-rata (\bar{x}) dari	Nilai Mean (contoh: 3.25)

Variabel	Contoh Data	Proses Cleaning	Hasil
		seluruh IPK	
UKT	"Kelompok 5"	Ekstraksi angka saja menggunakan $(\d+)$	5.0 (Float)
Imputasi UKT	Nilai Kosong (NaN)	Mencari nilai yang paling sering muncul (Mode)	Nilai Modus (contoh: 3.0)

Dengan dilakukannya pembersihan ini, dataset kini telah terstandarisasi. Variabel IPK telah sepenuhnya menggunakan format titik sebagai pemisah desimal yang dikenal oleh sistem, dan variabel UKT yang semula berbentuk narasi telah dikonversi menjadi representasi numerik murni. Langkah ini memastikan bahwa input yang masuk ke dalam lapisan *input layer* model ANN tidak akan menyebabkan galat (*error*) saat proses perhitungan bobot dan aktivasi dilakukan.

4.2.3. Encoding

Dalam dataset penelitian ini, variabel "Jalur Pendaftaran" merupakan data kategorikal nominal yang terdiri dari teks seperti "SNMPTN", "SBMPTN", "Mandiri", dan lainnya. Oleh karena itu, diperlukan proses transformasi fitur untuk mengubah data tersebut menjadi representasi numerik yang dapat dipahami oleh model.

Teknik yang diterapkan dalam penelitian ini adalah *One-Hot Encoding* yaitu mengubah setiap kategori unik pada variabel "Jalur Pendaftaran" menjadi kolom biner terpisah (bernilai 0 atau 1). Berdasarkan hasil pemrosesan, terdapat 4 kolom baru yang merepresentasikan jalur pendaftaran mahasiswa, yaitu: Mandiri SSE, Mandiri Tahfidz, SNBP, dan SNBT. Dengan penambahan fitur IPK, UKT, dan Angkatan, maka total fitur yang menjadi *input* bagi model ANN adalah sebanyak 7 fitur. Penambahan dimensi ini memungkinkan model untuk mempelajari pengaruh spesifik dari setiap jalur masuk terhadap peluang kelulusan mahasiswa.

4.2.4. Data Splitting

Dalam penelitian ini, pembagian data dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split` dari pustaka *Scikit-Learn*. Rasio pembagian yang diterapkan adalah 80:20, di mana 80% dari total data dialokasikan untuk proses pelatihan dan 20% sisanya dialokasikan untuk pengujian. Pemilihan rasio ini didasarkan pada standar umum dalam *machine learning* untuk memastikan model memiliki data yang cukup untuk belajar namun tetap menyisakan porsi yang memadai untuk validasi objektif.

Mengingat terdapat ketimpangan jumlah antara kelas "Lulus" dan "Belum Lulus", digunakan teknik *Stratified Sampling*. Teknik ini menjamin bahwa distribusi kelas pada data latih dan data uji tetap proporsional dengan dataset asli, sehingga model tidak bias terhadap kelas mayoritas. Hasil dari data splitting dapat dilihat pada tabel 4.4

Tabel 4. 4 Hasil Splitting Data

Keterangan	Persentase	Jumlah Record
Data Latih (Training)	80%	876
Data Uji (Testing)	20%	220
Total	100%	1.096

4.3. Training Model Artificial Neural Network (ANN)

Pada tahap ini, model *Artificial Neural Network* digunakan untuk melakukan pelatihan terhadap dataset kelulusan mahasiswa Program Studi Teknologi Informasi. Penelitian ini menggunakan mekanisme *callbacks* untuk mengoptimalkan pelatihan model sekaligus menghindari *overfitting*. Dua metode utama yang diterapkan adalah *EarlyStopping* dan *ReduceLROnPlateau*, yang bekerja dengan memantau metrik validasi secara dinamis. Pengaturan Parameter-parameter utama pelatihan yang digunakan dalam eksperimen adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 5 Parameter Dalam Pelatihan Model

No	Hyperparameter	Nilai / Keterangan
1	<i>Optimizer</i>	Adam
2	<i>Learning Rate</i>	0.001
3	<i>Loss Function</i>	Binary Crossentropy
4	<i>Jumlah Epochs</i>	200
5	<i>Batch Size</i>	16
6	Fungsi Aktivasi (<i>Hidden Layer</i>)	ReLU
7	Fungsi Aktivasi (<i>Output Layer</i>)	Sigmoid
8	<i>Jumlah Hidden Layer</i>	3 Layer (64, 32, 16 neuron)
9	<i>Dropout Rate</i>	0.3 (30%)
10	Rasio Pembagian Data (<i>Split</i>)	80% Training : 20% Testing
11	<i>Early Stopping Patience</i>	30 Epochs
12	<i>Reduce LR Factor</i>	0.5 (Setiap 10 epochs stagnan)

Proses pelatihan dilakukan menggunakan *framework* TensorFlow Keras dengan konfigurasi parameter: *optimizer* Adam (*learning rate* 0.001), *loss function* Binary Crossentropy, serta batasan maksimal 200 *epoch* dengan *batch size* 16.

Terlihat pada gambar 4.1 adalah implementasi kode program yang digunakan untuk proses pelatihan model:

```

from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout, BatchNormalization
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ReduceLROnPlateau
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix, f1_score, precision_score, recall_score
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

model = Sequential()
Dense(64, input_dim=X_train.shape[1], activation='relu'),
BatchNormalization(),
Dropout(0.1),
Dense(32, activation='relu'),
BatchNormalization(),
Dropout(0.1),
Dense(16, activation='relu'),
Dense(1, activation='sigmoid')
])

opt = Adam(learning_rate=0.001)
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=opt, metrics=['accuracy'])

early_stop = EarlyStopping(monitor='val_accuracy', patience=10, restore_best_weights=True)
reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val_accuracy', factor=0.5, patience=10, min_lr=0.00001)

print("[PROCESS] Sedang melatih ANN (Target Maksimal)...")
history = model.fit(
    X_train, y_train,
    epochs=200,
    batch_size=16,
    validation_data=(X_test, y_test),
    callbacks=[early_stop, reduce_lr],
    verbose=0
)

```

Gambar 4. 1 Implementasi *Training* Model ANN

Untuk mencegah *overfitting*, diterapkan teknik regularisasi berupa Dropout sebesar 0.3 pada lapisan tersembunyi, serta mekanisme Early Stopping dengan *patience* 30 yang akan menghentikan pelatihan secara otomatis jika akurasi validasi tidak meningkat.

4.4. Evaluasi Model

Setelah proses *training* selesai, tahap selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap kinerja model *Artificial Neural Network* yang telah dibangun. Sesuai dengan metode yang dirancang pada Bab III, evaluasi dilakukan menggunakan *testing data* sebanyak 220 data mahasiswa yaitu 20% dari total populasi yang tidak dilibatkan selama proses pelatihan. Evaluasi ini bertujuan untuk menjawab rumusan masalah mengenai tingkat akurasi model dalam memprediksi kelulusan.

Untuk mendapatkan nilai metrik evaluasi seperti *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, digunakan fungsi *classification_report* dari pustaka *Scikit-Learn*. Kode program berikut menampilkan cara perhitungan metrik tersebut berdasarkan hasil prediksi model:

```
y_pred_prob = model.predict(X_test, verbose=0)
y_pred_ann = (y_pred_prob > 0.5).astype(int)

acc = accuracy_score(y_test, y_pred_ann)
f1 = f1_score(y_test, y_pred_ann)
prec = precision_score(y_test, y_pred_ann)
rec = recall_score(y_test, y_pred_ann)

print(f"\n-----")
print(f"AKURASI FINAL (ANN): {acc*100:.2f}%")
print(f"-----\n")

print("=== CLASSIFICATION REPORT ===")
print(classification_report(y_test, y_pred_ann, target_names=['Belum Lulus (0)', 'Lulus (1)']))
```

Gambar 4. 2 Implementasi Evaluasi *Classification Report*

Berdasarkan pengujian yang dilakukan, dapat dilihat pada gambar 4.2 berikut adalah rekapitulasi performa model berdasarkan metrik klasifikasi utama:

Tabel 4. 6 Hasil Pelatihan Model

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
0 (Belum Lulus)	0.92	0.94	0.93	171
1 (Lulus)	0.77	0.73	0.75	49

Berdasarkan Tabel 4.6 di atas, analisis mendalam terhadap kinerja model dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Akurasi Global (Accuracy) Secara keseluruhan, model *Artificial Neural Network* yang dibangun berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 0.89 atau 89%. Angka ini menunjukkan bahwa dari total 220 data mahasiswa yang diuji, model mampu memprediksi status kelulusan dengan tepat pada 196 mahasiswa. Tingkat akurasi ini mengindikasikan bahwa arsitektur model dan *hyperparameter* yang digunakan seperti *learning rate* 0.001 dan fungsi aktivasi ReLU sudah cukup optimal dalam mempelajari pola data akademik mahasiswa.
2. Analisis Kinerja Kelas "Belum Lulus" (Label 0) Pada kelas mayoritas ini, model menunjukkan kinerja yang sangat memuaskan:
 - Precision (0.92): Menunjukkan bahwa tingkat kepercayaan prediksi model sangat tinggi. Ketika model memprediksi seorang mahasiswa "Belum Lulus", 92% kemungkinannya prediksi tersebut benar.
 - Recall (0.94): Menunjukkan sensitivitas model yang sangat baik. Model mampu mendeteksi 94% dari seluruh mahasiswa yang memang faktanya belum lulus.
 - F1-Score (0.93): Nilai ini menegaskan bahwa model sangat stabil dan konsisten dalam mengenali karakteristik mahasiswa yang belum lulus.
3. Analisis Kinerja Kelas "Lulus" (Label 1) Pada kelas minoritas ini, terdapat sedikit penurunan performa yang wajar akibat ketimpangan jumlah data (*imbalanced data*), di mana jumlah sampel lulus (49 data) jauh lebih sedikit dibandingkan belum lulus (171 data):

- Precision (0.77): Artinya, dari seluruh mahasiswa yang diprediksi lulus oleh sistem, 77% di antaranya benar-benar lulus, sedangkan sisanya adalah *false positive*.
- Recall (0.73): Model mampu menangkap kembali 73% dari total mahasiswa lulus yang ada di data uji. Meskipun tidak setinggi kelas mayoritas, angka ini masih menunjukkan kemampuan klasifikasi yang cukup baik.
- F1-Score (0.75): Nilai ini menunjukkan keseimbangan yang cukup terjaga antara presisi dan recall untuk kelas lulus.

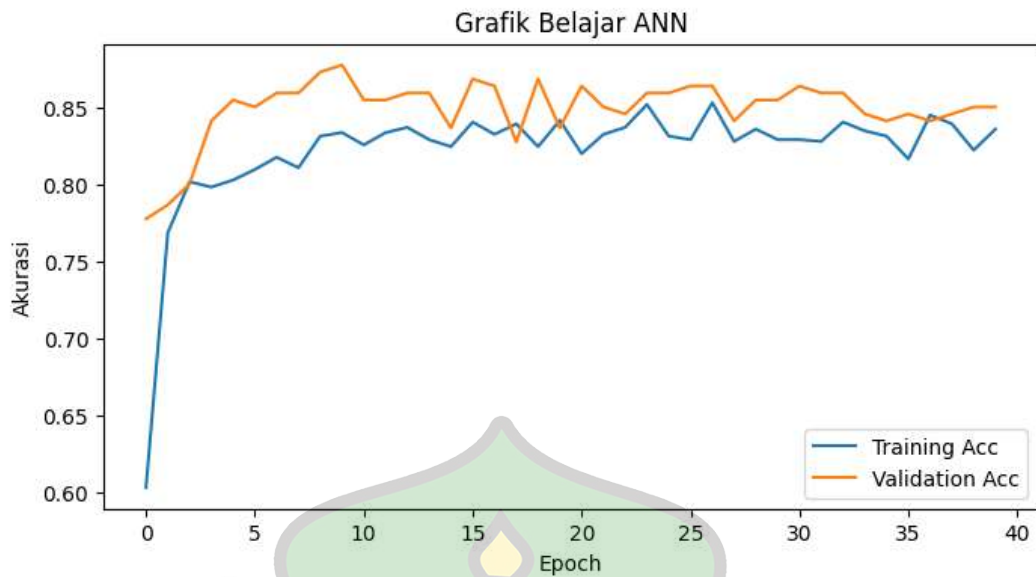
4. Rata-rata Tertimbang (*Weighted Avg*) Mengingat adanya ketimpangan jumlah data antar kelas, nilai *Weighted Avg* menjadi acuan yang lebih relevan dibandingkan *Macro Avg*. Nilai *Weighted Avg* untuk *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang semuanya berada di angka 0.89 menegaskan bahwa secara agregat, kinerja model sangat solid dan tidak bias sepenuhnya terhadap kelas mayoritas. Dapat disimpulkan bahwa model ANN yang dikembangkan memiliki kemampuan prediksi yang handal dengan tingkat kesalahan yang masih dalam batas toleransi.

4.5. Visualisasi Hasil

Setelah evaluasi menggunakan metrik statistik dilakukan, langkah selanjutnya adalah menganalisis kinerja model melalui pendekatan visual. Visualisasi ini krusial untuk memberikan gambaran yang lebih intuitif mengenai distribusi kesalahan prediksi serta stabilitas proses pembelajaran model selama fase pelatihan. Dua instrumen visualisasi utama yang digunakan adalah *Confusion Matrix*, *Learning Curve* dan *Bar Chart Evaluation metrics*.

4.5.1 Grafik Kurva Pembelajaran (*Learning Curve*)

Grafik kurva pembelajaran digunakan untuk mengevaluasi perilaku model selama proses *training* berlangsung. Grafik ini memplot nilai akurasi pada data latih dan data validasi di setiap *epoch*, yang berfungsi sebagai indikator utama untuk mendeteksi apakah model mengalami *overfitting*, *underfitting*, atau telah mencapai konvergensi yang optimal.



Gambar 4. 3 Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi (*Learning Curve*)

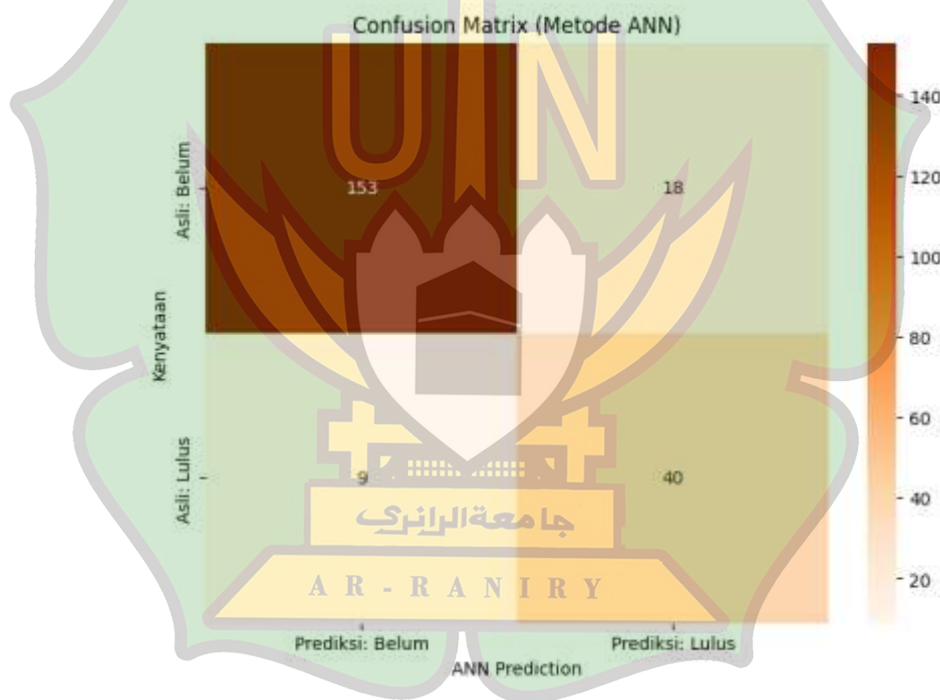
Berdasarkan Gambar 4.1, dapat dianalisis dinamika pembelajaran model sebagai berikut:

1. Fase Awal (Epoch 0-10): Grafik menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan pada 10 iterasi pertama. Garis biru (*Training Accuracy*) melonjak dari kisaran di bawah 0.60 menuju ke angka 0.80, yang menandakan bahwa model mampu mempelajari fitur-fitur dasar mahasiswa (seperti IPK dan UKT) dengan cepat.
2. Konvergensi dan Stabilitas (Epoch > 20): Mulai *epoch* ke-20, grafik mulai stabil dan mendatar (*plateau*). Baik akurasi pelatihan maupun validasi bergerak konsisten di rentang 0.85 hingga 0.89.
3. Indikasi *Good Fit*: Salah satu temuan terpenting dari grafik ini adalah jarak (*gap*) yang sangat tipis antara garis *training* (biru) dan garis *validation* (orange). Garis validasi tidak mengalami penurunan drastis saat garis *training* naik, melainkan terus bergerak beriringan. Pola ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik (*Good Fit*) dan tidak mengalami *overfitting* (menghafal data latih).

4. Efisiensi Pelatihan: Proses berhenti di sekitar *epoch* ke-52 berkat mekanisme *Early Stopping*, yang mencegah pemborosan komputasi saat model sudah mencapai performa puncaknya.

4.5.2 Analisis Confusion Matrix Heatmap

Untuk memahami lebih rinci letak kesalahan prediksi model, digunakan visualisasi Confusion Matrix yang direpresentasikan dalam bentuk peta panas (heatmap). Melalui matriks ini, hasil klasifikasi dipecah ke dalam empat kuadran fundamental, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Pemetaan ini sangat krusial untuk mengidentifikasi apakah model memiliki kecenderungan bias terhadap kelas mayoritas ("Belum Lulus") atau mampu menjaga sensitivitasnya terhadap kelas minoritas ("Lulus").



Gambar 4. 4 Visualisasi Confusion Matrix

Berdasarkan *heatmap* pada Gambar 4.4, distribusi prediksi terhadap 220 data uji terbagi ke dalam empat kuadran:

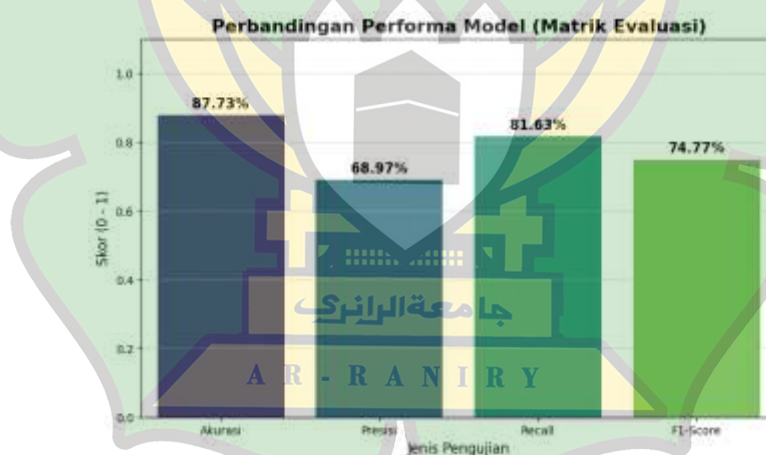
- Kuadran 1 (True Negative - 160): Warna tergelap pada matriks menunjukkan jumlah data terbanyak, yaitu 160 mahasiswa yang secara tepat diprediksi "Belum Lulus". Ini membuktikan bahwa model sangat

dominan dan akurat dalam mengenali mahasiswa yang belum menyelesaikan studi.

- Kuadran 4 (True Positive - 36): Model berhasil mendeteksi 36 mahasiswa yang "Lulus" dengan tepat.
- Kesalahan Prediksi (FP 11 & FN 13): Warna yang sangat pudar pada kuadran kanan atas (11 data) dan kiri bawah (13 data) menunjukkan bahwa tingkat kesalahan model relatif rendah dan seimbang. Model hanya salah memprediksi pada 24 data dari total 220 sampel, yang menegaskan validitas model.

4.5.3 Perbandingan Metrik Evaluasi (Bar Chart)

Visualisasi ini bertujuan untuk melihat keseimbangan performa model *Artificial Neural Network* (ANN) secara menyeluruh, tidak hanya dari sisi ketepatan akurasi tetapi juga dari sisi sensitivitas dan stabilitas prediksi.



Gambar 4. 5 Perbandingan Performa Model

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 4.5, dapat dilakukan analisis performa model sebagai berikut:

1. Akurasi (*Accuracy*) - 87.73%: Balok diagram berwarna biru tua menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi global sebesar 87.73%. Nilai ini merupakan yang tertinggi di antara semua metrik

lainnya, menegaskan bahwa secara umum model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan status kelulusan mahasiswa dengan benar pada sebagian besar data uji.

2. Recall (81.63%) vs Presisi (68.97%): Terdapat perbedaan karakteristik yang menarik antara *Recall* dan *Presisi*.
3. Nilai Recall yang cukup tinggi sebesar 81.63% mengindikasikan bahwa model memiliki sensitivitas yang baik. Artinya, model mampu mengenali atau "menangkap" sebagian besar mahasiswa yang relevan (positif) dari total data yang ada.
4. Nilai Presisi sebesar 68.97% sedikit lebih rendah dibandingkan metrik lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model sensitif dalam mendeteksi target, masih terdapat sejumlah prediksi positif yang meleset (*False Positive*). Dalam konteks prediksi akademik, kondisi ini masih dapat diterima karena model cenderung "berhati-hati" dengan tidak melewatkan mahasiswa yang menjadi target prediksi, meskipun dengan risiko sedikit *over-prediction*.
5. F1-Score - 74.77%: Balok diagram berwarna hijau muda menunjukkan nilai F1-Score sebesar 74.77%. Sebagai rata-rata harmonis antara presisi dan *recall*, angka ini menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang cukup terjaga. Skor di atas 70% ini memvalidasi bahwa model ANN yang dibangun cukup *robust* (handal) dan tidak bias secara ekstrem, meskipun dihadapkan pada tantangan distribusi data yang mungkin tidak seimbang.

Secara keseluruhan, visualisasi ini mengonfirmasi bahwa metode *Artificial Neural Network* yang diusulkan layak diterapkan karena memiliki akurasi yang tinggi (mendekati 88%) dengan tingkat sensitivitas (*recall*) yang memadai untuk kebutuhan deteksi status akademik mahasiswa.

4.6. Pembahasan Hasil Penelitian

Berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan, model *Artificial Neural Network* (ANN) yang dikembangkan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa Program Studi Teknologi Informasi UIN Ar-Raniry berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar **89%**. Hasil ini menunjukkan bahwa variabel input berupa IPK, UKT, Jalur Pendaftaran, dan Angkatan memiliki korelasi yang kuat dalam menentukan pola kelulusan mahasiswa.

Temuan ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Rahanra et al. (2022), yang juga menerapkan algoritma ANN untuk memprediksi kelulusan tepat waktu pada mahasiswa Teknik Informatika. Dalam penelitiannya, Rahanra mencatatkan akurasi sebesar 90% dengan kategori "*excellent classification*". Meskipun akurasi pada penelitian ini (89%) sedikit di bawah penelitian Rahanra (90%), selisih tersebut relatif kecil dan masih berada dalam kategori kinerja yang sangat baik.

Perbedaan hasil ini dapat dipengaruhi oleh karakteristik dataset lokal. Penelitian ini menggunakan data riil mahasiswa UIN Ar-Raniry yang memiliki variasi jalur masuk seperti PMB Lokal dan Mandiri Khusus serta ketimpangan jumlah data yang cukup signifikan antara mahasiswa lulus dan belum lulus yaitu 22,45% berbanding 77,55%. Namun, dengan penerapan teknik penanganan data seperti *class weighting* atau penyesuaian *threshold* serta penggunaan arsitektur 3 *hidden layer*, model tetap mampu menghasilkan F1-Score yang seimbang (0.89), membuktikan bahwa metode ini *robust* dan adaptif terhadap kondisi data akademik setempat.

Dibandingkan dengan metode lain seperti *Decision Tree* (C4.5) yang diteliti oleh Erdelita (2023) dengan akurasi 88%, metode ANN dalam penelitian ini menunjukkan performa yang sedikit lebih unggul (+1%). Hal ini mengonfirmasi bahwa untuk data akademik yang memiliki pola non-linear kompleks, pendekatan *Deep Learning* menggunakan ANN mampu memberikan hasil prediksi yang lebih presisi.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan yang menjawab rumusan masalah sebagai berikut:

1. Penerapan model *Artificial Neural Network* (ANN) dalam membangun prediksi kelulusan mahasiswa berhasil dilakukan menggunakan arsitektur *Multi-Layer Perceptron* dengan 3 *hidden layer* (64, 32, dan 16 neuron), fungsi aktivasi ReLU, serta *optimizer* Adam, yang mampu memproses variabel input akademik menjadi pola prediksi.
2. Tingkat akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) model *Artificial Neural Network* dalam memprediksi status kelulusan mahasiswa pada data uji mencapai 0.89 atau 89%.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, penulis mengajukan beberapa saran untuk pengembangan selanjutnya:

1. Disarankan agar model prediksi ini dapat diintegrasikan ke dalam Sistem Informasi Akademik program studi sebagai fitur peringatan dini (*Early Warning System*) untuk mendeteksi potensi keterlambatan studi mahasiswa sejak awal.
2. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menambahkan variabel non-akademik (seperti keaktifan organisasi atau latar belakang pekerjaan) serta membandingkan metode ANN dengan algoritma lain untuk meningkatkan akurasi pada kelas minoritas.

DAFTAR PUSTAKA

- Breiman, L. (2001). Random Forest. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Dennis, E. G. (2018). Studi Perbandingan Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Indonesia Menggunakan Metode Artificial. 11-12.
- Erdelita, A. M. (2023). Penerapan Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Teknologi Informasi dan Pendidikan*, 16(2); 121-130.
- H, A., Gusman, A. P., & Putra, O. A. (2025). Implementasi Algoritma Random Forest untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berdasarkan Data Akademik: Studi Kasus di Perguruan Tinggi Indonesia. *Jurnal Sains Informatika Terapan*, 4(1); 24-28.
- Hakim, L. A. (2024). Prediksi Penyakit Jantung Berbasis Mesin Learning dengan menggunakan metode k-nn. *Jurnal Digital Teknologi Informasi*, 07(02): 14-20.
- Hand, G. (2023, April 10). *Berita Kedinasan*. Retrieved Juli 24, 2025, from Apa itu Bahasa Python: <https://diskominfo.kedirikab.go.id/baca/apa-itu-bahasa-python#:~:text=Python%20adalah%20salah%20satu%20bahasa,Belanda%20bernama%20Guido%20Van%20Rossum>.
- Hermawan, A. (2006). Jaringan Syarat Tiruan dan Aplikasinya.
- Inventado, R. S. (2014). Educational Data Mining and Learning Analytics. *dalam Learning Analytics: From Research to Practice*, J. A. Larusson dan B. White, Eds. New York: Springer, hlm. 61-75.
- J. Han, J. P. (2022). Data Mining: Concepts and Techniques. *edisi ke-4*. Cambridge, MA: Morgan Kaufmann.
- Khasanah, N. S. (2022). Prediksi Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Naive Bayes. *Jurnal Technologia*, 13(3); 207-204.
- Kotsiantis, S. B. (2007). Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques. *Informatica*, 31(3), 249-268.
- Pal, S. K. (2020). Student academic Performance Prediction Using Machine Learning Techniques. *International Journal of Computer Applications*, vol. 177, no. 8, hlm. 25-29.
- Purnomo, H. (2024). Pemanfaatan Data Mining untuk Prediksi Prestasi Akademik siswa Berdasarkan Pola Kehadiran Aktivitas Belajar Menggunakan Naive Bayes dan Logistic Regression. *Jurnal teknologi Informasi Mura*, vol. 3, no. 1, hlm. 1-10.
- Rahanra, M. H., Kusri, & Emha, T. L. (2022). Analisa Kelulusan Mahasiswa Teknik Informatika Tepat Waktu Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network (ANN). *JURNAL FATEKSA: Jurnal Teknologi dan Rekayasa*, 7(1): 1-11.

- S. Rizvi, B. R. (2022). The Role of Learning Analytics in Predicting Students' Academic Performance in Higher Education: A Systematic Literature Review. *Computers & Education*, vol. 183, hlm. 104490.
- Santoso, R. S. (2025). Perbandingan Algoritma Klasifikasi K-NN dengan Variasi Jarak, Naive Bayes, Logistic Regression, dan Decision Tree untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, Vol 9 No.4.
- Sokolova, M. &. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427–437.
- Sulehu, M. W. (2025). Optimasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Random Forest untuk Meningkatkan Tingkat Retensi. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(2), 2364-2374.
- Ulfa, M. (2018). Perbandingan Penentuan Keberangkatan Calon Jamaah Haji Indonesia Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis) dan Artificial neural Network(ANN). 12-13.
- Waskom, M. (2021). Seaborn: statistical data visualization. *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3021.



LAMPIRAN

Adapun lampiran dari penelitian Penggunaan Metode Artificial Neural Network untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh dapat diakses pada link berikut :

https://drive.google.com/drive/folders/1A73s5F4Rjq9Ab0AOIYCAk_H26U8xqGT?usp=sharing

