

**ANALISIS KLASIFIKASI TINGKAT KESIAPAN
MAHASISWA MENGHADAPI DUNIA KERJA
MENGUNAKAN ALGORITMA RANDOM
FOREST BERBASIS WEB**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

MUHAMMAD RIAN MIZARD

NPM. 2209010297



UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

**ANALISIS KLASIFIKASI TINGKAT KESIAPAN
MAHASISWA MENGHADAPI DUNIA KERJA
MENGUNAKAN ALGORITMA RANDOM
FOREST BERBASIS WEB**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

MUHAMMAD RIAN MIZARD

NPM. 2209010297

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2026**

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Klasifikasi Tingkat Kesiapan Mahasiswa
Menghadapi Dunia Kerja Menggunakan Algoritma
Random Forest Berbasis Web
Nama Mahasiswa : Muhammad Rian Mizard
NPM : 2209010297
Program Studi : Sistem Informasi

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Muhammad Basri, S.Si, M.Kom)
NIDN. 0111078802

Ketua Program Studi



(Mahartika Abdi Prawira Tanjung,
S.Kom, M.Kom)
NIDN. 0117088902

Dekan



Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi,
M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

ANALISIS KLASIFIKASI TINGKAT KESIAPAN MAHASISWA MENGHADAPI DUNIA KERJA MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST BERBASIS WEB

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, September 2026

Yang membuat pernyataan



Muhammad Rian Mizard

NPM. 2209010297

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Muhammad Rian Mizard
NPM : 2209010297
Program Studi : Sistem Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

**ANALISIS KLASIFIKASI TINGKAT KESIAPAN MAHASISWA
MENGHADAPI DUNIA KERJA MENGGUNAKAN ALGORITMA
RANDOM FOREST BERBASIS WEB**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, September 2026

Yang membuat pernyataan



Muhammad Rian Mizard

NPM. 2209010297

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Muhammad Rian Mizard
Tempat dan Tanggal Lahir : Belawan, 25 Juni 2002
Alamat Rumah : Jln. Pancing 2 Perum Anugerah Asri No.41
Telepon/Faks/HP : 0853-6993-2953
E-mail : muhammadrianmizard@gmail.com

DATA PENDIDIKAN

SD	: SD Negeri 060968 Belawan	TAMAT: 2014
SMP	: SMP Swasta Hang Tuah 1 Belawan	TAMAT: 2017
SMA	: SMA Swasta Dharmawangsa	TAMAT: 2020

KATA PENGANTAR



Penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU).
2. Bapak Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom, M.Kom. Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi.
4. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom. Ketua Program Studi Sistem Informasi.
5. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom, M.Kom. Sekretaris Program Studi Sistem Informasi.
6. Bapak Muhammad Basri, S.Si, M.Kom. Selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi, dan sebagai dosen pembimbing yang telah memberikan arahan bimbingan, masukan, serta motivasi kepada penulis dalam proses penyusunan skripsi hingga dapat diselesaikan dengan baik.
7. Kedua orang tua penulis yang selalu memberikan doa, kasih sayang, dukungan moral maupun material, serta semangat yang tidak pernah berhenti sehingga penulis dapat menyelesaikan pendidikan dan penyusunan skripsi ini
8. Pemilik NPM 2209010079, yang telah menemani, memberikan dukungan, semangat, serta motivasi kepada penulis selama proses perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik.

9. Sahabat - sahabat seperjuangan Wahyu Rezeky, Ibnu Sa'id, Haikal Yudistira, dan Ahamd Raihan atas dukungan dan motivasi selama perkuliahan hingga penyusunan dan pengerjaan skripsi ini.
10. Teman-teman seperjuangan yang telah memberikan bantuan, semangat, saran, serta kebersamaan selama masa perkuliahan dan proses penyelesaian skripsi ini.
11. Semua pihak yang terlibat langsung ataupun tidak langsung yang tidak dapat penulis ucapkan satu-persatu yang telah membantu penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan dan penyempurnaan skripsi ini di masa yang akan datang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta dapat menjadi bahan referensi dan memberikan kontribusi bagi perkembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam bidang Sistem Informasi.

Medan, September 2026

Penulis,



Muhammad Rian Mizard

ANALISIS KLASIFIKASI TINGKAT KESIAPAN MAHASISWA MENGHADAPI DUNIA KERJA MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST BERBASIS WEB

ABSTRAK

Kesiapan kerja mahasiswa merupakan aspek penting yang perlu diperhatikan karena dunia kerja semakin menuntut lulusan yang tidak hanya memiliki kemampuan akademik, tetapi juga keterampilan, kesiapan pribadi, kemampuan beradaptasi, serta kecerdasan sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja, menganalisis kinerja model klasifikasi, serta merancang dan mengimplementasikan sistem berbasis *web* yang dapat menyajikan hasil klasifikasi secara sistematis. Data penelitian diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepada mahasiswa aktif semester 5 ke atas pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara. Instrumen penelitian terdiri atas 25 item pernyataan dengan skala Likert lima tingkat berdasarkan empat dimensi kesiapan kerja, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social Intelligence*. Proses pengolahan data dilakukan menggunakan tahapan *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*, meliputi seleksi data, *preprocessing*, transformasi data, pemodelan, dan evaluasi. *Dataset* akhir yang digunakan berjumlah 308 data dengan distribusi 191 data kategori Siap Kerja dan 117 data kategori Belum Siap Kerja. Pembentukan label kelas dilakukan berdasarkan nilai rata-rata skor total sebesar 94,351. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Random Forest* terbaik diperoleh pada skenario pembagian data 80:20 Uji 2 dengan nilai *accuracy* sebesar 98,39%, *precision* sebesar 97,44%, *recall* sebesar 100,00%, dan *F1-score* sebesar 98,70%. Sistem berbasis *web* yang dikembangkan mampu mengintegrasikan proses pengelolaan *dataset*, *preprocessing*, *training* model, evaluasi model, aktivasi model, serta penyajian hasil klasifikasi kepada mahasiswa. Dengan demikian, algoritma *Random Forest* dapat diterapkan dengan baik untuk klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa dan sistem berbasis *web* yang dibangun dapat digunakan sebagai alat bantu untuk mengetahui kategori kesiapan kerja secara objektif.

Kata Kunci: Kesiapan Kerja; Klasifikasi; Random Forest; Data Mining; Web

WEB BASED CLASSIFICATION ANALYSIS OF STUDENTS' WORK READINESS LEVELS USING THE RANDOM FOREST ALGORITHM

ABSTRACT

Students' work readiness is an important aspect that needs attention because the labor market increasingly demands graduates who possess not only academic abilities, but also skills, personal readiness, adaptability, and social intelligence. This study aims to apply the Random Forest algorithm in classifying students' readiness levels in facing the world of work, analyze the performance of the classification model, and design and implement a web-based system that can systematically present classification results. The research data were obtained through the distribution of questionnaires to active students in semester 5 and above at universities in North Sumatra. The research instrument consisted of 25 statement items using a five-point Likert scale based on four dimensions of work readiness, namely Personal Characteristics, Organisational Acumen, Work Competence, and Social Intelligence. The data processing was carried out using the Knowledge Discovery in Databases (KDD) stages, including data selection, preprocessing, data transformation, modeling, and evaluation. The final dataset used in this study consisted of 308 data, with a distribution of 191 data categorized as Work Ready and 117 data categorized as Not Work Ready. The class labels were formed based on the average total score of 94.351. The evaluation results showed that the best Random Forest model was obtained in the 80:20 data split scenario, Test 2, with an accuracy of 98.39%, precision of 97.44%, recall of 100.00%, and F1-score of 98.70%. The developed web-based system is able to integrate dataset management, preprocessing, model training, model evaluation, model activation, and the presentation of classification results to students. Therefore, the Random Forest algorithm can be effectively applied to classify students' work readiness levels, and the developed web-based system can be used as a tool to objectively determine work readiness categories.

Keywords: Work Readiness; Classification; Random Forest; Data Minig; Web.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PENYATAAN ORISINALITAS	ii
PENYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
BAB I. PENDAHULUAN.....	1
1.1. LATAR BELAKANG MASALAH.....	1
1.2. RUMUSAN MASALAH	4
1.3. BATASAN MASALAH	5
1.4. TUJUAN PENELITIAN	6
1.5. MANFAAT PENELITIAN	6
BAB II. LANDASAN TEORI	8
2.1. KESIAPAN KERJA (<i>WORK READINESS</i>)	8
2.2. KONSEP KESIAPAN KERJA	9
2.3. KUESIONER	11
2.4. DATA MINING.....	12
2.5. KNOWLEDGE DISCOVERY IN DATABASE (KDD).....	13
2.6. MACHINE LEARNING	14
2.7. KLASIFIKASI	16
2.8. RANDOM FOREST	17
2.9. METRIK EVALUASI.....	18
2.10. WEBSITE.....	20
2.11. USE CASE DIAGRAM	21
2.12. WIREFRAME.....	22
2.13. FLOWCHART	22
2.14. ENTITY RELATIONSHIP DIAGRAM (ERD)	23
2.15. PENELITIAN TERDAHULU	24
BAB III. ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM.....	28
3.1. JENIS DAN PENDEKATAN PENELITIAN.....	28
3.2. POPULASI DAN SAMPEL	28
3.3. VARIABEL PENELITIAN	29
3.4. DEFINISI OPERASIONAL VARIABEL	30
3.5. TEKNIK PENGUMPULAN DATA.....	32
3.6. TEKNIK ANALISIS DATA.....	34
3.7. PERANCANGAN SISTEM	41
BAB IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	72
4.1. HASIL PENGUMPULAN DATA.....	72
4.2. ATRIBUT AWAL DATASET	72
4.3. HASIL PENGUJIAN DATASET	74
4.4. HASIL DAN PROSES PENGOLAHAN DATA	76
4.5. PEMODELAN SISTEM	83

4.6. SKENARIO PENGUJIAN MODEL.....	84
4.7. EVALUASI MODEL	85
4.8. IMPLEMENTASI SISTEM.....	91
4.9. HASIL PENGUJIAN SISTEM.....	106
BAB V. PENUTUP.....	113
5.1. KESIMPULAN	113
5.2. SARAN	114
DAFTAR PUSTAKA.....	116
LAMPIRAN.....	121

DAFTAR TABEL

	HALAMAN
TABEL 2.1. PERBANDINGAN PENELITIAN TERDAHULU	24
TABEL 3.1. KATEGORI SKALA LIKERT	31
TABEL 3.2. DEFINISI OPERSIONAL VARIABEL	31
TABEL 3.3. SKENARIO UJI PARAMETER	39
TABEL 3.4. KETERANGAN CONNECTOR FLOWCHART	43
TABEL 4.1. ATRIBUT DATASET AWAL	73
TABEL 4.2. ATRIBUT DIMENSI ITEM KUESIONER	73
TABEL 4.3. HASIL UJI VALIDITAS INSTRUMEN	74
TABEL 4.4. PROSES PENGOLAHAN DATA	76
TABEL 4.5. KETENTUAN REVERSE SCORING	78
TABEL 4.6. DISTRIBUSI LABEL KELAS	81
TABEL 4.7. STRUKTUR DATASET HASIL PENGOLAHAN	82
TABEL 4.8. DATASET HASIL PENGOLAHAN	82
TABEL 4.9. PEMBAGIAN DATA TRAINING DAN TESTING	84
TABEL 4.10. SKENARIO UJI PARAMETER	85
TABEL 4.10. HASIL EVALUASI MODEL	86
TABEL 4.11. HASIL PENGUJIAN FITUR MAHASISWA	106
TABEL 4.11. HASIL PENGUJIAN FITUR ADMIN	109
TABEL 4.12.	
TABEL 4.13.	

DAFTAR GAMBAR

	HALAMAN
GAMBAR 2.1. TAHAPAN KDD	13
GAMBAR 2.2. ILUSTRASI RANDOM FOREST	18
GAMBAR 2.3. CONFUSION MATRIX	19
GAMBAR 2.4. SIMBOL USE CASE DIAGRAM	21
GAMBAR 2.5. SIMBOL FLOWCHART	23
GAMBAR 3.1. USE CASE DIAGRAM SISTEM	42
GAMBAR 3.2. FLOWCHART FITUR UTAMA	44
GAMBAR 3.3. FLOWCHART LOGIN DAN REGISTRASI	45
GAMBAR 3.4. FLOWCHART PROSES MAHASISWA	46
GAMBAR 3.5. FLOWCHART PROSES KLASIFIKASI	48
GAMBAR 3.6. FLOWCHART HASIL DAN RIWAYAT KLASIFIKASI	49
GAMBAR 3.7. FLOWCHART PROSES ADMIN	50
GAMBAR 3.8. FLOWCHART PRE-PROCESSING DAN TRAINING MODEL	52
GAMBAR 3.9. FLOWCHART EVALUASI DAN AKTIVASI MODEL	54
GAMBAR 3.10. ENTITY RELATIONSHIP DIAGRAM PENGGUNA DAN KLASIFIKASI	55
GAMBAR 3.11. ENTITY RELATIONSHIP DIAGRAM DATASET DAN MODEL KLASIFIKASI	57
GAMBAR 3.12. WIREFRAME LANDING PAGE	60
GAMBAR 3.13. WIREFRAME LOGIN	61
GAMBAR 3.14. WIREFRAME REGISTER	62
GAMBAR 3.15. WIREFRAME LANDING PAGE MAHASISWA	63
GAMBAR 3.16. WIREFRAME KLASIFIKASI MAHASISWA	64
GAMBAR 3.17. WIREFRAME HASIL KLASIFIKASI	65
GAMBAR 3.18. WIREFRAME RIWAYAT KLASIFIKASI	66
GAMBAR 3.19. WIREFRAME DASHBOARD ADMIN	67
GAMBAR 3.20. WIREFRAME MANAJEMEN DATASET	68
GAMBAR 3.21. WIREFRAME PRE-PROCESSING	69
GAMBAR 3.22. WIREFRAME TRAINING MODEL	70
GAMBAR 3.23. WIREFRAME EVALUASI MODEL	71
GAMBAR 3.24. CONFUSION MATRIX MODEL TERBAIK	89
GAMBAR 3.25. IMPLEMENTASI LANDING PAGE	95
GAMBAR 3.26. IMPLEMENTASI HALAMAN LOGIN	95
GAMBAR 3.27. IMPLEMENTASI HALAMAN REGISTRASI	96
GAMBAR 3.28. IMPLEMENTASI HALAMAN UTAMA	97
GAMBAR 3.29. MAHASISWA	97
GAMBAR 3.30. IMPLEMENTASI HALAMAN FORM	98
GAMBAR 3.31. KLASIFIKASI	99
GAMBAR 3.32. IMPLEMENTASI HALAMAN HASIL	99
GAMBAR 3.33. KLASIFIKASI MAHASISWA	99

GAMBAR 3.22.	IMPLEMENTASI HALAMAN RIWAYAT KLASIFIKASI MAHASISWA	100
GAMBAR 3.23.	IMPLEMENTASI HALAMAN DETAIL JAWABAN IMPLEMENTASI HALAMAN DASHBOARD	101
GAMBAR 4.1.	ADMIN	101
GAMBAR 4.2.	IMPLEMENTASI HALAMAN KELOLA	
GAMBAR 4.3.	PERTANYAAN	102
GAMBAR 4.4.	IMPLEMENTASI HALAMAN MANAJEMEN	
GAMBAR 4.5.	DATASET	103
	IMPLEMENTASI HALAMAN IMPORT DATASET	103
GAMBAR 4.6.	IMPLEMENTASI HALAMAN PREPROCESSING	
GAMBAR 4.7.	DATA	104
	IMPLEMENTASI HALAMAN TRAINING MODEL	105
GAMBAR 4.8.	IMPLEMENTASI HALAMAN EVALUASI MODEL	105
GAMBAR 4.9.	IMPLEMENTASI HALAMAN MANAJEMEN MODEL	
GAMBAR 4.10.		
GAMBAR 4.11.		
GAMBAR 4.12.		
GAMBAR 4.13.		
GAMBAR 4.14.		
GAMBAR 4.15.		
GAMBAR 4.16.		
GAMBAR 4.17.		

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Kesiapan lulusan perguruan tinggi dalam menghadapi dunia kerja masih menjadi persoalan penting yang perlu mendapat perhatian. Perguruan tinggi tidak hanya berperan dalam menghasilkan lulusan yang memiliki kemampuan akademik, tetapi juga diharapkan mampu membentuk lulusan yang siap beradaptasi dengan kebutuhan dunia kerja. Dalam kenyataannya, peningkatan kualitas pendidikan belum sepenuhnya menjamin bahwa mahasiswa memiliki kesiapan yang memadai untuk memasuki lingkungan kerja yang semakin kompetitif. Kondisi ini menunjukkan bahwa kesiapan mahasiswa sebagai calon lulusan perlu dianalisis secara lebih sistematis agar dapat diketahui sejauh mana mereka mampu menghadapi tuntutan dunia kerja.

Perubahan dunia kerja saat ini tidak dapat dipisahkan dari perkembangan teknologi dan transformasi digital yang berlangsung semakin pesat. Perubahan tersebut tidak hanya memengaruhi cara kerja secara teknis, tetapi juga berdampak pada pola hubungan kerja, struktur organisasi, serta kebutuhan kompetensi tenaga kerja. Dunia kerja mulai menuntut individu yang tidak hanya mampu menyelesaikan pekerjaan sesuai bidangnya, tetapi juga mampu beradaptasi terhadap perubahan teknologi dan dinamika lingkungan kerja. Transformasi digital telah membawa perubahan terhadap pola kerja, relasi kerja, serta sistem ketenagakerjaan (Amel et al., 2025).

Kondisi tersebut membuat persaingan dalam dunia kerja semakin ketat. Tenaga kerja tidak lagi hanya dinilai dari kemampuan akademik, tetapi juga dari keterampilan, pengalaman, kesiapan mental, dan kemampuan beradaptasi dengan kebutuhan industri. Mahasiswa sebagai calon lulusan perguruan tinggi perlu memiliki kesiapan yang baik agar mampu bersaing setelah menyelesaikan pendidikan. Dunia kerja membutuhkan tenaga kerja yang memiliki keahlian serta keterampilan yang relevan dengan kebutuhan industri (Setiarini et al., 2022).

Mahasiswa yang akan memasuki dunia kerja perlu mempersiapkan diri sejak masa perkuliahan. Persiapan tersebut dapat dilakukan melalui penguasaan

pengetahuan, peningkatan keterampilan, pengalaman organisasi, pengalaman magang, serta kemampuan menyesuaikan diri dengan lingkungan baru. Kesiapan tersebut menjadi penting karena dunia kerja memiliki tuntutan yang berbeda dengan lingkungan akademik. Dalam menghadapi persaingan kerja, mahasiswa perlu memiliki keahlian dan pengalaman yang mendukung agar mampu memenuhi kualifikasi yang dibutuhkan oleh dunia kerja (Suyanti et al., 2023).

Namun demikian, kondisi di lapangan menunjukkan bahwa tidak semua mahasiswa memiliki kesiapan kerja yang sesuai dengan kebutuhan pasar kerja. Sebagian mahasiswa masih menghadapi kendala dalam memahami tuntutan dunia kerja, menentukan arah karier, mengembangkan keterampilan, serta menyesuaikan diri dengan kebutuhan industri. Ketidaksiapan tersebut dapat menimbulkan kesenjangan antara kompetensi lulusan dengan kebutuhan dunia profesional. Mayoritas mahasiswa belum memiliki kesiapan kerja yang sepenuhnya sesuai dengan kebutuhan pasar kerja (Azky & Mulyana, 2024).

Permasalahan kesiapan kerja lulusan juga dapat dilihat dari kondisi ketenagakerjaan nasional. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik melalui Survei Angkatan Kerja Nasional, jumlah penduduk usia kerja meningkat dari 215,37 juta orang pada Agustus 2024 menjadi 218,17 juta orang pada Agustus 2025. Pada periode yang sama, jumlah angkatan kerja juga meningkat dari 152,11 juta orang menjadi 154,00 juta orang. Meskipun jumlah penduduk yang bekerja mengalami peningkatan, penurunan jumlah pengangguran belum menunjukkan perubahan yang signifikan. Kondisi ini menunjukkan bahwa pertumbuhan kesempatan kerja belum sepenuhnya mampu mengimbangi pertambahan jumlah angkatan kerja.

Fenomena tersebut juga terlihat pada Tingkat Pengangguran Terbuka berdasarkan jenjang pendidikan. Meskipun Tingkat Pengangguran Terbuka secara nasional menurun dari 4,91 persen pada Agustus 2024 menjadi 4,85 persen pada Agustus 2025, pengangguran pada lulusan pendidikan tinggi justru mengalami peningkatan. Tingkat Pengangguran Terbuka lulusan Diploma IV sampai S3 meningkat dari 5,25 persen menjadi 5,39 persen. Peningkatan ini menunjukkan bahwa pendidikan tinggi belum sepenuhnya menjamin lulusan memiliki kesiapan yang cukup untuk terserap dalam dunia kerja.

Berdasarkan kondisi tersebut, diperlukan suatu pendekatan yang mampu mengidentifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa secara lebih objektif dan sistematis. Kesiapan kerja mahasiswa tidak hanya berkaitan dengan kemampuan akademik, tetapi juga mencakup kesiapan pribadi, pemahaman terhadap organisasi, kompetensi kerja, serta kemampuan sosial. Kesiapan kerja mencakup kesiapan individu secara fisik, mental, serta penguasaan kompetensi yang relevan dengan kebutuhan dunia kerja (Setiarini et al., 2022).

Pengukuran kesiapan kerja dapat dilakukan melalui instrumen yang disusun berdasarkan dimensi-dimensi kesiapan kerja. Data yang diperoleh dari instrumen tersebut kemudian dapat diolah untuk menghasilkan informasi mengenai kategori tingkat kesiapan mahasiswa. Dengan adanya proses pengolahan data yang tepat, hasil pengukuran tidak hanya menjadi data mentah, tetapi dapat digunakan sebagai dasar untuk mengelompokkan mahasiswa ke dalam kategori tertentu, seperti siap kerja dan belum siap kerja.

Dalam proses pengolahan data, *data mining* dapat digunakan untuk menemukan pola dan informasi yang bermanfaat dari sekumpulan data. *Data mining* memungkinkan data yang telah dikumpulkan diolah menjadi pengetahuan yang dapat mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan. *Data mining* merupakan proses yang memanfaatkan statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi informasi dari data dalam jumlah besar (Yuda et al., 2022).

Salah satu teknik dalam *data mining* yang relevan dengan penelitian ini adalah klasifikasi. Klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kelas atau kategori tertentu berdasarkan pola yang diperoleh dari data sebelumnya. Dalam penelitian ini, klasifikasi digunakan untuk menentukan kategori tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan data kuesioner yang telah dikumpulkan. Klasifikasi mampu mengelompokkan objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan pola yang telah dipelajari dari data sebelumnya (Nurkhaliza & Wijayanto, 2022).

Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Random Forest*. *Random Forest* merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan, kemudian menggabungkan hasil prediksi dari setiap

pohon untuk menghasilkan keputusan akhir. Algoritma ini dinilai sesuai digunakan karena mampu menangani data dengan banyak atribut dan menghasilkan model yang lebih stabil dibandingkan dengan satu pohon keputusan tunggal. *Random Forest* bekerja dengan membangun beberapa pohon keputusan dan menggabungkan hasil prediksinya untuk memperoleh keputusan akhir (Nurkhaliza & Wijayanto, 2022).

Selain itu, *Random Forest* memiliki keunggulan dalam mengurangi risiko *overfitting* dan mampu menangani data berdimensi tinggi. Keunggulan tersebut sesuai dengan karakteristik penelitian ini yang menggunakan sejumlah item kuesioner sebagai atribut dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, *Random Forest* diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang cukup baik dalam menentukan tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja. *Random Forest* mampu menangani data berdimensi tinggi serta mengurangi risiko *overfitting* dibandingkan metode pohon keputusan tunggal (Ubaidilah et al., 2025).

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan metode klasifikasi untuk menganalisis kesiapan kerja mahasiswa, sebagian besar penelitian masih terbatas pada penggunaan algoritma tertentu dan belum mengintegrasikan model klasifikasi yang dihasilkan ke dalam sistem berbasis *web* yang dapat dimanfaatkan secara langsung oleh mahasiswa. Selain itu, pendekatan *ensemble learning* seperti *Random Forest* belum banyak digunakan secara komprehensif dalam konteks klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan melalui penerapan algoritma *Random Forest* untuk mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan instrumen multidimensi, serta mengintegrasikan hasil model klasifikasi ke dalam sistem berbasis *web*. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi pada aspek metodologis melalui penerapan algoritma klasifikasi yang lebih stabil, tetapi juga pada aspek implementatif melalui pengembangan sistem yang aplikatif dan dapat digunakan sebagai alat bantu evaluasi kesiapan kerja mahasiswa secara mandiri.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa?
2. Bagaimana kinerja model klasifikasi *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan metrik evaluasi?
3. Bagaimana merancang dan mengimplementasikan sistem berbasis *web* yang mampu mengintegrasikan proses pengolahan data, pemodelan klasifikasi, serta penyajian hasil tingkat kesiapan kerja mahasiswa secara sistematis?

1.3. Batasan Masalah

Agar penelitian ini terarah dan tidak menyimpang dari tujuan yang telah ditetapkan, maka ruang lingkup penelitian dibatasi pada beberapa aspek sebagai berikut:

1. Penelitian ini dilakukan pada mahasiswa aktif semester 5 ke atas yang berasal dari perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara.
2. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada konsep kesiapan kerja berdasarkan empat dimensi, yaitu *personal characteristics*, *organisational acumen*, *work competence*, dan *social intelligence*.
3. Instrumen penelitian yang digunakan berupa kuesioner dengan total 25 item pernyataan yang dimodifikasi dari konsep kesiapan kerja multidimensi.
4. Kategori tingkat kesiapan kerja dalam penelitian ini dibatasi menjadi dua kelas, yaitu *Siap Kerja* dan *Belum Siap Kerja*, yang ditentukan berdasarkan nilai rata-rata skor responden.
5. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada algoritma *Random Forest* tanpa melakukan perbandingan dengan algoritma *machine learning* lainnya.
6. Proses pengolahan data dilakukan melalui tahapan *Knowledge Discovery in Databases (KDD)* yang meliputi seleksi data, prapemrosesan, transformasi data, *data mining*, dan evaluasi model.

7. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.
8. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini berbasis *web* dan berfungsi untuk melakukan klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa, tanpa membahas aspek keamanan jaringan, optimasi *server*, maupun pengembangan aplikasi *mobile*.

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dikemukakan, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa.
2. Menganalisis kinerja model klasifikasi *Random Forest* berdasarkan metrik evaluasi.
3. Merancang dan mengimplementasikan sistem berbasis *web* yang mampu mengintegrasikan proses pengolahan data, pemodelan klasifikasi, serta penyajian hasil tingkat kesiapan kerja mahasiswa secara sistematis dan terstruktur.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Melalui penerapan algoritma *Random Forest* dapat mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa ke dalam kategori Siap Kerja dan Belum Siap Kerja.
2. Memberikan informasi mengenai kinerja model klasifikasi *Random Forest* berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.
3. Sistem berbasis *web* mampu mengintegrasikan proses pengolahan data, pemodelan klasifikasi, serta penyajian hasil tingkat kesiapan kerja mahasiswa secara sistematis dan terstruktur.
4. Memberikan gambaran tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan hasil klasifikasi yang diperoleh sebagai informasi awal bagi perguruan tinggi.
5. Membantu mahasiswa mengetahui kategori tingkat kesiapan kerja yang dimiliki secara objektif melalui sistem klasifikasi berbasis *web*.

6. Menambah pengalaman peneliti dalam mengimplementasikan konsep *data mining* dan *machine learning* ke dalam sistem berbasis *web*.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Kesiapan Kerja (*Work Readiness*)

Mahasiswa tingkat akhir merupakan individu yang berada pada fase transisi dari lingkungan akademik menuju dunia kerja. Pada tahap ini, mahasiswa mulai mempersiapkan diri untuk memasuki pasar kerja sesuai dengan bidang keilmuan yang telah dipelajari selama masa perkuliahan. Oleh karena itu, kesiapan kerja menjadi aspek penting yang perlu dimiliki sebelum menyelesaikan pendidikan di perguruan tinggi.

Kesiapan kerja merupakan suatu kondisi lanjutan yang terbentuk ketika individu telah memiliki pengetahuan, sikap, dan keterampilan yang dibutuhkan dalam dunia kerja. Kesiapan kerja tidak hanya berkaitan dengan aspek kognitif, tetapi juga mencakup aspek afektif dan psikomotorik yang mendukung performa individu dalam lingkungan profesional. Selain itu, kesiapan dapat diartikan sebagai keinginan dan kecakapan individu dalam mengupayakan suatu kegiatan, sehingga kesiapan kerja tidak hanya berkaitan dengan kemampuan teknis, tetapi juga melibatkan kemauan internal untuk terlibat dan beradaptasi dalam aktivitas pekerjaan (Wiharja MS et al., 2020).

Selanjutnya, Kesiapan dapat dipahami sebagai kondisi individu yang memungkinkan seseorang menjalankan suatu pekerjaan tanpa mengalami hambatan atau kendala yang berarti (Esys et al., 2022). Definisi ini menunjukkan bahwa kesiapan kerja berhubungan dengan tingkat kesiapan mental dan kompetensi yang memadai sehingga individu mampu menghadapi tuntutan pekerjaan secara optimal.

Mahasiswa yang memiliki kesiapan kerja umumnya ditandai dengan kematangan psikologis, kondisi mental dan fisik yang stabil, serta pengalaman yang relevan dengan bidang pekerjaan yang akan dihadapi (Nurbaiti & Devita Putri, 2024). Karakteristik tersebut menjadi indikator penting dalam menilai sejauh mana mahasiswa telah siap memasuki dunia kerja.

Selain itu, dunia kerja menuntut individu untuk memiliki kombinasi kemampuan berupa *hard skill* dan *soft skill* sebagai prasyarat utama kesiapan

kerja (Deswarta et al., 2023). *Hard skill* berkaitan dengan kemampuan teknis sesuai bidang keahlian, sedangkan *soft skill* mencakup kemampuan interpersonal, komunikasi, kerja sama, dan manajemen diri.

Rendahnya kesiapan kerja mahasiswa sering kali disebabkan oleh keterbatasan pengetahuan, keterampilan, dan sikap yang diperlukan untuk menghadapi perubahan serta tantangan lingkungan kerja yang dinamis (Fataron & Sijabat, 2019). Kondisi ini menunjukkan pentingnya evaluasi dan pengukuran kesiapan kerja secara sistematis agar dapat diketahui tingkat kesiapan masing-masing mahasiswa.

Lebih lanjut, kesiapan kerja yang kuat diyakini mampu meningkatkan kualitas sumber daya manusia, khususnya dalam menghadapi tantangan globalisasi dan pesatnya perkembangan teknologi informasi (Pasamba et al., 2024). Oleh karena itu, pengukuran dan klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa menjadi langkah strategis dalam mendukung perencanaan pengembangan kompetensi yang lebih tepat sasaran.

2.2. Konsep Kesiapan Kerja

Kesiapan kerja dapat dipandang sebagai sejauh mana mahasiswa memiliki sikap, atribut, dan karakteristik yang mendukung keberhasilan mereka dalam lingkungan kerja (Aninditha et al., 2022). Definisi ini menunjukkan bahwa kesiapan kerja bukan sekadar penguasaan kemampuan teknis, melainkan mencakup kesiapan personal yang memungkinkan individu mampu beradaptasi, menjalankan peran profesional, serta memenuhi tuntutan pekerjaan secara efektif.

Kesiapan kerja yang tinggi dipengaruhi oleh berbagai faktor yang dapat bersumber dari aspek internal maupun eksternal individu. Untuk mengidentifikasi atribut-atribut tersebut secara sistematis, Caballero et al. (2011) mengembangkan suatu alat ukur yang dikenal sebagai *Work Readiness Scale*. Penelitiannya bertujuan untuk mengidentifikasi atribut serta karakteristik yang membentuk kesiapan kerja dan mengembangkan instrumen yang mampu mengukur tingkat kesiapan kerja individu secara terstruktur dan terstandar.

Caballero et al. (2011) menjelaskan bahwa kesiapan kerja terdiri atas empat faktor utama, yaitu:

1. *Personal Characteristics*, yang berkaitan dengan ketahanan individu, kemampuan beradaptasi, serta pengembangan diri dalam menghadapi tuntutan pekerjaan.
2. *Organisational Acumen*, yang mencakup motivasi, kematangan, kesadaran terhadap struktur dan budaya organisasi, serta sikap terhadap pekerjaan.
3. *Work Competence*, yang berfokus pada kemampuan teknis, motivasi dalam bekerja, serta keterampilan pemecahan masalah yang relevan dengan bidang pekerjaan.
4. *Social Intelligence*, yang berkaitan dengan kemampuan interpersonal, orientasi sosial, serta kemampuan individu dalam beradaptasi dan menjalin interaksi dalam lingkungan kerja.

Keempat faktor tersebut menunjukkan bahwa kesiapan kerja merupakan konsep multidimensional yang tersusun atas variabel-variabel laten yang saling berkaitan dan secara bersama-sama membentuk konstruk kesiapan kerja secara utuh. Dengan demikian, kesiapan kerja tidak dapat dipahami sebagai satu dimensi tunggal, melainkan sebagai integrasi dari berbagai aspek personal, kompetensi, dan sosial.

Dalam konteks Indonesia, penelitian yang dilakukan oleh Sagita et al. (2020) mengadopsi konsep kesiapan kerja yang dikembangkan oleh Caballero et al. untuk mengembangkan alat ukur kesiapan kerja mahasiswa di Indonesia. Penelitian tersebut bertujuan untuk menghasilkan instrumen yang dapat mengukur tingkat kesiapan kerja mahasiswa secara empiris sebagai upaya mendukung kesiapan mereka dalam menghadapi dunia kerja. Selain itu, instrumen yang dikembangkan juga dapat menjadi referensi bagi lulusan baru dalam mempersiapkan diri memasuki lingkungan kerja secara lebih terarah.

Dalam penelitiannya, Sagita et al. (2020) menerapkan empat faktor kesiapan kerja sebagaimana dikemukakan oleh Caballero et al., yaitu karakteristik pribadi, kecakapan organisasi, kompetensi kerja, dan kecerdasan sosial. Karakteristik pribadi berkaitan dengan persepsi individu terhadap dirinya dalam menghadapi situasi kerja. Kecakapan organisasi mengacu pada pemahaman individu terhadap struktur, protokol, serta praktik yang berlaku dalam lingkungan organisasi. Kompetensi kerja berfokus pada kemampuan dan kekuatan individu yang relevan

dengan bidang pekerjaan. Sementara itu, kecerdasan sosial berkaitan dengan kemampuan individu dalam berinteraksi, beradaptasi, serta membangun hubungan sosial dalam konteks profesional.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa keempat faktor tersebut relevan dan sesuai dengan konteks kesiapan kerja lulusan baru di Indonesia. Temuan tersebut membuktikan bahwa karakteristik pribadi, kecakapan organisasi, kompetensi kerja, dan kecerdasan sosial secara empiris mampu merepresentasikan konstruk kesiapan kerja dalam konteks nasional.

Berdasarkan uraian tersebut, konsep kesiapan kerja yang dikembangkan oleh Caballero et al. serta telah diadaptasi dalam konteks Indonesia oleh Sagita et al. (2020) dinilai memiliki landasan teoretis dan empiris yang kuat. Oleh karena itu, model ini digunakan sebagai dasar konseptual dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi serta menganalisis tingkat kesiapan kerja mahasiswa. Keempat faktor tersebut diposisikan sebagai komponen pembentuk variabel kesiapan kerja yang selanjutnya akan dioperasionalisasikan dalam bentuk indikator dan instrumen pengukuran penelitian.

2.3. Kuesioner

Dalam penelitian kuantitatif, pengukuran merupakan tahap penting untuk memperoleh data yang merepresentasikan karakteristik variabel yang diteliti. Pengukuran dilakukan untuk menentukan kualitas karakteristik tertentu dari subjek penelitian atau variabel yang diteliti, sehingga hasilnya dapat digunakan sebagai dasar dalam proses analisis dan pengambilan keputusan penelitian (Kurnia Dewi & Sudaryanto, 2020). Dengan demikian, proses pengukuran harus dilakukan secara sistematis agar data yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi dan relevansi yang tinggi.

Salah satu instrumen yang umum digunakan dalam proses pengukuran adalah kuesioner. Kuesioner merupakan alat ukur yang digunakan oleh peneliti untuk mengumpulkan data secara sistematis dari responden terkait variabel yang diteliti (Kurnia Dewi & Sudaryanto, 2020). Melalui kuesioner, peneliti dapat memperoleh data yang bersifat terstruktur dan sesuai dengan indikator yang telah ditetapkan sebelumnya.

Dalam penelitian ini, kuesioner digunakan sebagai instrumen pengumpulan data untuk memperoleh informasi terkait variabel kesiapan kerja mahasiswa. Penyusunan instrumen mengacu pada dimensi kesiapan kerja yang telah dijelaskan pada subbab sebelumnya.

2.4. Data Mining

Perkembangan teknologi informasi telah menghasilkan volume data yang semakin besar dan kompleks. Dalam konteks tersebut, data memiliki pengaruh yang luas terhadap berbagai proses strategis, sehingga pengelolaan dan pemanfaatan data secara tepat menjadi kebutuhan penting dalam menghadapi kompleksitas permasalahan yang terus meningkat (Nau et al., 2025). Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan analitis yang mampu mengolah data menjadi informasi yang bermakna.

Data mining merupakan proses pengolahan data yang bertujuan untuk menggali informasi penting serta menemukan pola tertentu yang tidak dapat terlihat secara langsung dari data mentah (Nau et al., 2025). Proses ini memungkinkan data yang awalnya bersifat tidak terstruktur atau sulit dipahami menjadi sumber pengetahuan yang dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan.

Tujuan utama dari *data mining* adalah untuk mengidentifikasi pola, hubungan, atau informasi yang tidak terlihat secara langsung pada data mentah, sehingga menghasilkan pengetahuan yang lebih mendalam dan valid (Jefri & Fatah, 2025). Dengan demikian, data mining tidak hanya berfokus pada pengolahan data, tetapi juga pada proses ekstraksi pengetahuan (*knowledge discovery*) yang bernilai.

Data mining mampu menghasilkan informasi yang bernilai strategis dan dibutuhkan dalam menghadapi tantangan kompetitif serta kompleksitas operasional (Saputri, 2025). Hal ini menunjukkan bahwa penerapan *data mining* memiliki peran penting dalam berbagai bidang, termasuk pendidikan, bisnis, dan manajemen sumber daya manusia.

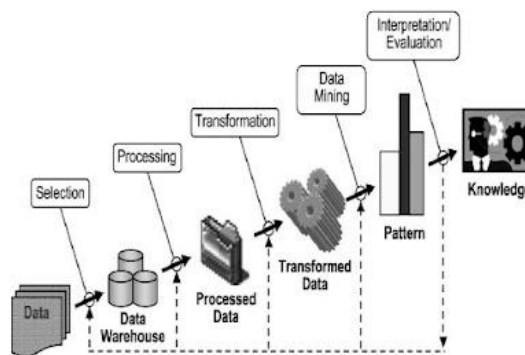
Data mining sebagai pendekatan analitis memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola serta membangun model prediktif berdasarkan data yang tersedia. Kemampuan tersebut menjadikan *data mining* sebagai metode yang

relevan untuk digunakan dalam penelitian yang memerlukan proses klasifikasi atau prediksi berbasis data.

2.5. *Knowledge Discovery In Database (KDD)*

Knowledge Discovery in Databases (KDD) merupakan proses sistematis yang bertujuan untuk memperoleh pengetahuan dari basis data melalui serangkaian tahapan yang terstruktur (Maulani et al., 2024). Proses ini tidak hanya berfokus pada penerapan algoritma *data mining*, tetapi juga mencakup tahap persiapan dan evaluasi data sehingga pengetahuan yang dihasilkan bersifat valid serta dapat dimanfaatkan dalam proses pengambilan keputusan.

KDD terdiri atas beberapa tahapan yang saling berkaitan, yaitu seleksi, prapemrosesan (*preprocessing*), transformasi, *data mining*, serta interpretasi atau evaluasi. Setiap tahapan memiliki peran penting dalam memastikan kualitas dan keakuratan hasil analisis yang diperoleh (Maulani et al., 2024).



Gambar 2.1 Tahapan KDD

Sumber : <https://www.kajianpustaka.com/2017/09/data-mining.html>

Adapun tahapan KDD adalah sebagai berikut:

1. Tahap Seleksi

Pada tahap ini, data yang relevan dipilih dari sekumpulan data yang tersedia sesuai dengan tujuan analisis. Data hasil seleksi kemudian disimpan dan digunakan sebagai target pada tahap penambahan data selanjutnya.

2. Tahap Prapemrosesan (*Preprocessing*)

Tahap ini merupakan proses persiapan data yang mencakup pemeriksaan terhadap data yang tidak konsisten, perbaikan kesalahan data, penghapusan data duplikat, serta proses memperkaya data. Tahap ini bertujuan untuk

memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan layak untuk dianalisis lebih lanjut.

3. Tahap Transformasi Data

Tahap ini bertujuan untuk mengubah bentuk data dari kondisi awal yang belum memiliki struktur atau entitas yang jelas menjadi format data yang valid dan sesuai untuk proses penambangan data. Transformasi dilakukan agar data siap diproses menggunakan metode atau algoritma *data mining* yang dipilih.

4. Tahap *Data Mining*

Tahap ini merupakan inti dari proses KDD, yaitu penerapan algoritma dan metode tertentu untuk menemukan pola atau pengetahuan tersembunyi di dalam data sesuai dengan tujuan analisis yang telah ditetapkan.

5. Tahap Interpretasi atau Evaluasi

Pada tahap ini, hasil penambangan data diinterpretasikan dan dievaluasi untuk menghasilkan *output* yang dapat dipahami oleh pengguna. *Output* tersebut berupa informasi atau pengetahuan yang dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan.

Secara keseluruhan, tahapan KDD menunjukkan bahwa proses penemuan pengetahuan dari data dilakukan secara sistematis dan bertahap, sehingga hasil yang diperoleh tidak hanya bersifat teknis, tetapi juga memiliki makna serta relevansi dalam konteks analisis yang dilakukan.

2.6. ***Machine Learning***

Machine learning merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang berfokus pada pengembangan model dan algoritma yang memungkinkan sistem komputer belajar berdasarkan data yang tersedia (Bintoro et al., 2024). Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi pola dan membangun model prediktif tanpa diprogram secara eksplisit untuk setiap aturan yang digunakan.

Machine learning menjadi salah satu teknologi yang berperan penting dalam mengubah informasi menjadi pengetahuan yang dapat dimanfaatkan dalam proses pengambilan keputusan (Amna et al., 2023). Hal ini menunjukkan bahwa *machine*

learning tidak hanya berfungsi sebagai alat komputasi, tetapi juga sebagai pendekatan analitis dalam menghasilkan wawasan berbasis data.

Machine learning memungkinkan komputer mempelajari pola dari data untuk melakukan prediksi, klasifikasi, maupun pengambilan keputusan (Thoyyibah et al., 2024). Proses pembelajaran tersebut dilakukan melalui tahap *training*, yaitu proses melatih model menggunakan data agar mampu memperbarui pengetahuannya dan meningkatkan performa prediksi (Elwirehardja et al., 2023).

Secara umum, machine learning terbagi ke dalam beberapa pendekatan utama, yaitu *supervised learning*, *unsupervised learning*, *semi-supervised learning*, dan *reinforcement learning*.

1. *Supervised Learning*

Supervised learning menggunakan *dataset* yang terdiri dari pasangan input dan output yang telah diketahui, sehingga model dapat mempelajari hubungan antara keduanya. Pendekatan ini memungkinkan sistem membangun fungsi pemetaan yang dapat digunakan untuk memprediksi output dari data baru (Bintoro et al., 2024).

Pendekatan ini sering disebut sebagai *learning by example* karena model belajar berdasarkan contoh yang diberikan selama proses pelatihan (Elwirehardja et al., 2023). Dengan demikian, kualitas model sangat dipengaruhi oleh kualitas dan jumlah data berlabel yang digunakan.

Supervised learning digunakan untuk menghasilkan keluaran berupa kelas (klasifikasi) atau nilai numerik (regresi) yang telah ditentukan sebelumnya. Dalam konteks klasifikasi, beberapa algoritma yang umum digunakan antara lain *Decision Tree*, *Random Forest*, *Support Vector Machine*, dan *K-Nearest Neighbors* (Muzakir et al., 2024).

2. *Unsupervised Learning*

Unsupervised learning menggunakan *dataset* yang hanya terdiri dari data *input* tanpa label *output*. Pada pendekatan ini, model berupaya menemukan pola atau struktur tersembunyi dalam data secara mandiri (Bintoro et al., 2024). Salah satu teknik yang umum digunakan dalam *unsupervised learning* adalah *clustering*,

yaitu proses pengelompokan data berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu sehingga struktur data dapat dipahami dengan lebih baik (Muzakir et al., 2024).

3. Semi Supervised Learning

Semi-supervised learning merupakan pendekatan yang menggabungkan data berlabel dan tidak berlabel dalam proses pembelajaran. Pendekatan ini memungkinkan model memanfaatkan jumlah data tidak berlabel yang lebih besar untuk meningkatkan kinerja pembelajaran, terutama ketika ketersediaan data berlabel terbatas. Dengan menggabungkan kedua jenis data tersebut, *semi-supervised learning* mampu meningkatkan efisiensi serta akurasi model dibandingkan metode yang sepenuhnya bergantung pada data berlabel (Muzakir et al., 2024).

4. Reinforcement Learning

Reinforcement learning tidak bergantung pada pasangan input-output yang eksplisit, melainkan pada pengalaman yang diperoleh melalui interaksi langsung dengan lingkungan. Dalam pendekatan ini, sistem atau agen belajar melalui mekanisme penghargaan (*reward*) dan hukuman (*penalty*) (Muzakir et al., 2024).

Agen dalam *reinforcement learning* dilatih untuk memilih tindakan terbaik berdasarkan konsep *exploration* dan *exploitation*. *Exploration* dilakukan untuk mencoba tindakan baru guna memahami lingkungan, sedangkan *exploitation* dilakukan untuk memaksimalkan *reward* berdasarkan pengetahuan yang telah dimiliki sebelumnya (Elwirehardja et al., 2023).

2.7. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu teknik dalam *data mining* yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas tertentu berdasarkan karakteristik yang dimiliki. Teknik ini bertujuan untuk membangun model yang mampu mengelompokkan data baru ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan sebelumnya (Wororomi et al., 2024). Dengan demikian, klasifikasi berperan dalam menghasilkan prediksi kategori berdasarkan pola yang dipelajari dari data historis.

Metode klasifikasi merupakan salah satu metode yang paling sering digunakan dalam data mining karena kemampuannya dalam memetakan data ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan pola yang dipelajari dari data. Proses ini

melibatkan pembelajaran model menggunakan data berlabel, sehingga sistem dapat mengenali hubungan antara atribut dan kelas target yang telah ditentukan. (Amna et al., 2023)

Berdasarkan jumlah kelas yang digunakan, klasifikasi dapat dibedakan menjadi klasifikasi biner dan klasifikasi multikelas. Klasifikasi biner digunakan ketika data dikelompokkan ke dalam dua kelas, sedangkan klasifikasi multikelas digunakan ketika data dikelompokkan ke dalam lebih dari dua kelas. Perbedaan ini menunjukkan bahwa metode klasifikasi dapat disesuaikan dengan kebutuhan analisis dan karakteristik permasalahan yang diteliti (Permana et al., 2023).

Secara umum, teknik klasifikasi digunakan untuk menghasilkan model prediktif yang mampu mengidentifikasi kategori suatu data secara sistematis dan berbasis pola. Oleh karena itu, metode klasifikasi menjadi pendekatan yang relevan dalam penelitian yang bertujuan untuk mengelompokkan objek atau subjek ke dalam tingkat atau kategori tertentu berdasarkan data yang tersedia

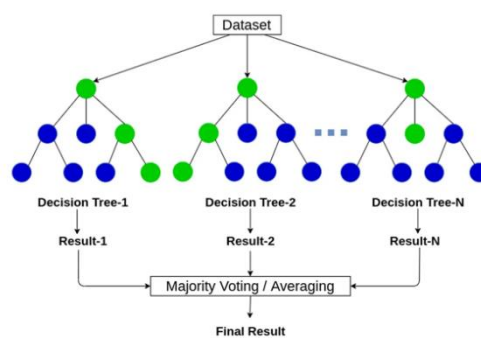
2.8. Random Forest

Random Forest merupakan salah satu algoritma klasifikasi dalam *supervised learning* yang dikembangkan dengan membangun sejumlah pohon keputusan (*decision tree*) dan menggabungkan hasil prediksinya untuk menghasilkan keputusan akhir. *Random Forest* merupakan model klasifikasi yang dikembangkan dengan menumbuhkan banyak pohon keputusan melalui proses seleksi data dan atribut secara acak. Kumpulan pohon keputusan tersebut kemudian membentuk suatu “hutan” (*forest*), di mana setiap pohon memberikan kontribusi terhadap hasil prediksi akhir. (Hasan et al., 2022)

Mekanisme kerja *Random Forest* didasarkan pada prinsip *ensemble learning*, yaitu mengombinasikan beberapa model untuk meningkatkan performa prediksi. *Random Forest* bekerja dengan menggabungkan hasil prediksi dari sejumlah pohon keputusan, sehingga mampu meningkatkan akurasi model sekaligus mengurangi risiko *overfitting* yang sering terjadi pada penggunaan satu pohon keputusan saja (Wororomi et al., 2024). Dengan demikian, pendekatan ini dinilai lebih stabil dan *robust* dibandingkan metode berbasis satu pohon keputusan.

Struktur dasar *Random Forest* berasal dari pohon keputusan (*decision tree*). Pohon keputusan dibangun dengan menentukan *node* akar (*root node*) yang kemudian bercabang menjadi beberapa *node* hingga mencapai *node* daun (*leaf node*), yang merepresentasikan hasil atau keputusan akhir. Proses percabangan ini dilakukan berdasarkan atribut tertentu yang dianggap paling optimal dalam memisahkan data. (Yuda et al., 2022)

Random Forest



Gambar 2.2 Ilustrasi Random Forest

Sumber : <https://medium.com/@abhishekjainindore24/everything-about-random-forest-90c106d63989>

Selain itu, *Random Forest* membantu mengurangi *overfitting* dan seringkali menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model pohon tunggal. Jika dibandingkan dengan *decision tree* tunggal, model ini lebih stabil terhadap variasi data karena setiap pohon dibangun dari subset data dan atribut yang berbeda. *Random Forest* juga mampu menangani hubungan non-linear antar variabel serta interaksi fitur yang kompleks. Selain menghasilkan prediksi, algoritma ini dapat memberikan informasi mengenai tingkat kepentingan (*feature importance*) masing-masing atribut dalam memengaruhi hasil klasifikasi (Basri et al., 2025)

Secara umum, *Random Forest* dikenal sebagai algoritma klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi tinggi, mampu menangani data dalam jumlah besar, serta relatif tahan terhadap *noise* dan *overfitting*. Oleh karena itu, algoritma ini banyak digunakan dalam berbagai penelitian yang memerlukan model klasifikasi yang stabil dan andal.

2.9. Metrik Evaluasi

Evaluasi kinerja model klasifikasi merupakan tahap penting dalam penelitian berbasis *machine learning*. Salah satu metode evaluasi yang umum digunakan adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel kontingensi dua dimensi yang digunakan untuk mengevaluasi performa suatu model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi terhadap nilai aktual. (Yang & Berdine, 2024)

Algoritma klasifikasi bertujuan untuk menentukan apakah suatu kejadian atau kondisi tertentu termasuk ke dalam kategori yang telah ditetapkan. Dalam klasifikasi biner, variabel target memiliki dua kemungkinan nilai, yaitu positif dan negatif. Nilai aktual pada data pengujian kemudian dibandingkan dengan hasil prediksi model untuk mengukur tingkat ketepatan klasifikasi. (Sathyanarayanan, 2024)

Confusion matrix terdiri atas empat komponen utama, yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). *True Positive* (TP) terjadi ketika nilai aktual dan hasil prediksi sama-sama berada pada kelas positif. *False Positive* (FP) terjadi ketika model memprediksi kelas positif, tetapi nilai aktual sebenarnya negatif, yang dikenal sebagai *Type I error*. *True Negative* (TN) terjadi ketika nilai aktual dan hasil prediksi sama-sama berada pada kelas negatif. *False Negative* (FN) terjadi ketika model memprediksi kelas negatif, tetapi nilai aktual sebenarnya positif, yang dikenal sebagai *Type II error*. *True* dan *false* menunjukkan apakah prediksi model sesuai atau tidak dengan kondisi aktual, sedangkan istilah *positive* dan *negative* menunjukkan kategori kelas yang diprediksi oleh model. Kombinasi dari keempat komponen tersebut membentuk dasar evaluasi performa model klasifikasi (Sathyanarayanan, 2024).

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 2.3 Confusion Matrix

Sumber : <https://h2o.ai/wiki/confusion-matrix/>

Berdasarkan nilai TP, TN, FP, dan FN, berbagai metrik evaluasi dapat dihitung untuk menilai kinerja model. *Accuracy* mengukur proporsi keseluruhan prediksi yang benar. *Precision* mengukur tingkat ketepatan prediksi pada kelas positif. *Recall* mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data yang benar-benar termasuk dalam kelas positif. Sementara itu, *F1-score* merupakan rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall* yang digunakan untuk menilai keseimbangan performa model.

Dengan demikian, *confusion matrix* tidak hanya menyajikan perbandingan antara nilai aktual dan prediksi, tetapi juga menjadi dasar dalam perhitungan metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai efektivitas model klasifikasi secara komprehensif.

2.10. Website

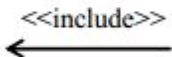
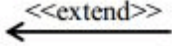
Perkembangan teknologi informasi telah mendorong pemanfaatan *website* sebagai media penyampaian informasi dan layanan berbasis digital. *Website* berfungsi sebagai suatu lokasi di dunia maya yang mampu menyajikan berbagai bentuk informasi, mulai dari teks, gambar, audio, video, hingga elemen interaktif yang mendukung kebutuhan pengguna (Daffa Khasifi Nashrullah, 2024). Melalui *website*, informasi dapat diakses secara luas tanpa batasan ruang dan waktu selama terhubung dengan jaringan internet.

Website dirancang sesuai dengan tujuan penggunaannya, sehingga struktur, konten, dan fitur yang disediakan dapat disesuaikan dengan kebutuhan informasi dan layanan yang ingin disampaikan (Daffa Khasifi Nashrullah, 2024) . Hal ini menunjukkan bahwa *website* tidak hanya berperan sebagai media informasi, tetapi juga sebagai sarana interaksi dan penyedia layanan digital yang dapat dikembangkan sesuai konteks penggunaan.

Informasi yang disajikan pada *website* dapat berupa berbagai format multimedia, seperti teks, suara, animasi, gambar, hingga video, yang diakses melalui perangkat lunak peramban (*browser*) seperti Google Chrome, Mozilla Firefox, dan peramban lainnya (Latifah & Elfiandri, 2021). Kemampuan *website* dalam mengintegrasikan berbagai format informasi tersebut menjadikannya sebagai platform yang fleksibel dan adaptif dalam mendukung kebutuhan pengguna. Secara umum, *website* menjadi salah satu media yang efektif dalam mendistribusikan informasi dan menyediakan layanan berbasis sistem informasi.

2.11. Use Case Diagram

Use case diagram merupakan diagram yang digunakan untuk menggambarkan fungsi-fungsi dalam sistem, hubungan antara aktor dengan sistem, serta batasan layanan yang dapat diakses oleh pengguna sesuai dengan perannya. Diagram ini membantu proses analisis kebutuhan sistem karena interaksi pengguna dan sistem dapat divisualisasikan secara lebih jelas dan terstruktur (Taufan et al., 2022). Adapun simbol-simbol *use case diagram* dapat dilihat pada Gambar 2.4.

Simbol	Keterangan
	Aktor : Mewakili peran orang, sistem yang lain, atau alat ketika berkomunikasi dengan <i>use case</i>
	<i>Use case</i> : Abstraksi dan interaksi antara sistem dan aktor
	<i>Association</i> : Abstraksi dari penghubung antara aktor dengan use case
	<i>Generalisasi</i> : Menunjukkan spesialisasi aktor untuk dapat berpartisipasi dengan use case
	Menunjukkan bahwa suatu use case seluruhnya merupakan fungsionalitas dari use case lainnya
	Menunjukkan bahwa suatu use case merupakan tambahan fungsional dari use case lainnya jika suatu kondisi terpenuhi

Gambar 2.4. Simbol Use case Diagram

Sumber : <https://www.dicoding.com/blog/contoh-use-case-diagram/>

2.12. Wireframe

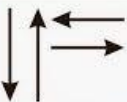
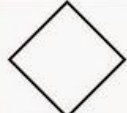
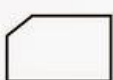
Wireframe merupakan kerangka awal yang digunakan sebelum halaman *web* atau antarmuka aplikasi dirancang secara lebih detail. Tahapan ini menjadi bagian penting dalam proses desain produk karena berfungsi untuk menentukan susunan informasi, tata letak elemen, serta gambaran awal dari tampilan sistem. Dengan adanya *wireframe*, stakeholder dapat memahami dan menyetujui terlebih dahulu penempatan informasi pada aplikasi sebelum desain *user interface* dikembangkan lebih lanjut (Fahrudin & Ilyasa, 2021).

Wireframe juga dapat dipahami sebagai rancangan dasar yang digunakan untuk menyusun elemen-elemen pada halaman aplikasi sebelum masuk ke tahap desain utama. Pembuatan *wireframe* umumnya dapat dilakukan menggunakan alat bantu desain seperti Figma. Secara visual, *wireframe* biasanya ditampilkan dalam bentuk sederhana berupa garis, kotak, dan elemen dasar lainnya yang menggambarkan struktur tata letak halaman aplikasi (Rayhaan Yusri et al., 2024).

2.13. Flowchart

Flowchart merupakan diagram berbentuk grafis yang digunakan untuk menggambarkan urutan proses atau langkah-langkah secara sistematis dalam menjalankan suatu program. *Flowchart* dapat membantu proses analisis, perancangan, dan pengkodean karena mampu menjelaskan alur penyelesaian masalah secara lebih terperinci. Selain itu, *flowchart* juga digunakan untuk mempermudah proses evaluasi terhadap suatu kegiatan atau prosedur yang sedang dijalankan. Diagram ini biasanya menggunakan simbol-simbol tertentu untuk menunjukkan langkah, tindakan, atau alur proses sehingga prosedur program dapat dipahami dengan lebih jelas (Kus Indrani Listyoningrum et al., 2023).

Dalam penyusunan *flowchart*, terdapat beberapa simbol yang digunakan untuk menggambarkan alur proses, keputusan, *input/output*, serta hubungan antar langkah dalam suatu sistem. Penggunaan simbol-simbol tersebut bertujuan agar alur kerja sistem dapat dipahami secara lebih jelas dan terstruktur. Adapun simbol-simbol *flowchart* dapat dilihat pada Gambar 2.5.

	Flow Direction symbol Yaitu simbol yang digunakan untuk menghubungkan antara simbol yang satu dengan simbol yang lain. Simbol ini disebut juga connecting line.		Simbol Manual Input Simbol untuk pemasukan data secara manual on-line keyboard
	Terminator Symbol Yaitu simbol untuk permulaan (start) atau akhir (stop) dari suatu kegiatan		Simbol Preparation Simbol untuk mempersiapkan penyimpanan yang akan digunakan sebagai tempat pengolahan di dalam storage.
	Connector Symbol Yaitu simbol untuk keluar - masuk atau penyambungan proses dalam lembar / halaman yang sama.		Simbol Predefine Proses Simbol untuk pelaksanaan suatu bagian (sub-program)/prosedure
	Connector Symbol Yaitu simbol untuk keluar - masuk atau penyambungan proses pada lembar / halaman yang berbeda.		Simbol Display Simbol yang menyatakan peralatan output yang digunakan yaitu layar, plotter, printer dan sebagainya.
	Processing Symbol Simbol yang menunjukkan pengolahan yang dilakukan oleh komputer		Simbol disk and On-line Storage Simbol yang menyatakan input yang berasal dari disk atau disimpan ke disk.
	Simbol Manual Operation Simbol yang menunjukkan pengolahan yang tidak dilakukan oleh computer		Simbol magnetik tape Unit Simbol yang menyatakan input berasal dari pita magnetik atau output disimpan ke pita magnetik.
	Simbol Decision Simbol pemilihan proses berdasarkan kondisi yang ada.		Simbol Punch Card Simbol yang menyatakan bahwa input berasal dari kartu atau output ditulis ke kartu
	Simbol Input-Output Simbol yang menyatakan proses input dan output tanpa tergantung dengan jenis peralatannya		Simbol Dokumen Simbol yang menyatakan input berasal dari dokumen dalam bentuk kertas atau output dicetak ke kertas.

Gambar 2.5. Simbol Flowchart

Sumber : <https://www.jagoanhosting.com/blog/flowchart-adalah/>

2.14. Entity Relationship Diagram (ERD)

Entity Relationship Diagram (ERD) merupakan diagram yang digunakan dalam proses perancangan basis data. Diagram ini berfungsi untuk menggambarkan entitas atau objek data yang terdapat dalam suatu sistem, atribut yang dimiliki oleh setiap entitas, serta hubungan atau relasi antarentitas tersebut. Dengan adanya ERD, rancangan basis data dapat disusun secara lebih jelas karena setiap data yang dibutuhkan dalam sistem dapat diidentifikasi sebelum diimplementasikan ke dalam database (Syafuruddin Akbar & Haryanti, 2021).

ERD juga dapat dipahami sebagai model konseptual yang menggambarkan hubungan antar data dalam suatu sistem. Model ini digunakan untuk memperlihatkan bagaimana data saling terhubung, baik dalam bentuk entitas, relasi, maupun keterangan pendukung lainnya. Melalui pemodelan ERD, struktur

data dapat divisualisasikan secara lebih sistematis sehingga memudahkan pengembang dalam memahami alur penyimpanan dan keterkaitan data pada sistem (Rahmi Aulia et al., 2025).

2.15. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu menjadi landasan penting dalam memperkuat kerangka konseptual serta menunjukkan posisi dan kontribusi penelitian yang dilakukan. Beberapa penelitian yang relevan dengan topik klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa disajikan pada Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti & Tahun	Judul	Metode	Hasil Dan Evaluasi
1	Cynthia & Qoiriah (2024)	Klasifikasi Tingkat Kesiapan Kerja Mahasiswa Universitas Negeri Surabaya Menggunakan Algoritma C5.0	C5.0, SMOTE, <i>Information Gain</i>	Penelitian ini menghasilkan klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa dengan hasil terbaik pada pembagian data 80:20, yaitu akurasi 93,93%, <i>precision</i> 100%, dan <i>recall</i> 92,85%.
2	Yudana et al. (2023)	Model Klasifikasi untuk Menentukan Kesiapan Kerja Mahasiswa dan Kelulusan Tepat Waktu dengan Metode <i>Machine Learning</i>	<i>Decision Tree, Naive Bayes, KNN</i>	Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma <i>Naive Bayes</i> memperoleh performa terbaik dengan nilai akurasi 0,537, <i>precision</i> 0,509, dan <i>recall</i> 0,499.
3	Salka & Lhaksmana (2022)	<i>Work Readiness Prediction of Telkom</i>	<i>Multinomial Logistic Regression</i>	<i>Multinomial Logistic Regression</i> memperoleh akurasi 53,9%,

		<i>University Students Using Multinomial Logistic Regression and Random Forest Method</i>	dan <i>Random Forest</i>	sedangkan <i>Random Forest</i> memperoleh akurasi 48,5%.
4	Aini et al. (2024)	Implementasi Algoritma <i>Random Forest</i> untuk Klasifikasi Bidang MSIB di Prodi Pendidikan Informatika	<i>Random Forest</i>	Penelitian ini menghasilkan klasifikasi bidang MSIB mahasiswa menggunakan <i>Random Forest</i> dengan <i>accuracy</i> 80%, <i>precision</i> 80%, dan <i>recall</i> 82%.
5	Fitri et al. (2025)	Penggunaan <i>Random Forest</i> dalam Sistem Klasifikasi Kecemasan pada Generasi Z	<i>Random Forest</i> , berbasis <i>web</i>	Model <i>Random Forest</i> memperoleh akurasi 97,71% dan diterapkan dalam sistem klasifikasi berbasis <i>web</i> .

Berdasarkan Tabel 2.1, penelitian yang dilakukan oleh Cynthia & Qoiriah (2024) membahas klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa Universitas Negeri Surabaya menggunakan algoritma C5.0. Penelitian tersebut memperoleh hasil terbaik pada skema pembagian data 80:20 dengan nilai akurasi sebesar 93,93%, *precision* sebesar 100%, dan *recall* sebesar 92,85%. Penelitian ini relevan karena sama-sama membahas klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa, namun berbeda pada algoritma yang digunakan.

Penelitian yang dilakukan oleh Yudana et al. (2023) membahas model klasifikasi untuk menentukan kesiapan kerja mahasiswa dan kelulusan tepat waktu menggunakan beberapa metode *machine learning*, yaitu *Decision Tree*, *Naive Bayes*, dan *K-Nearest Neighbors*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes memperoleh performa tertinggi dengan nilai akurasi

sebesar 0,537, *precision* sebesar 0,509, dan *recall* sebesar 0,499. Penelitian tersebut memiliki keterkaitan dengan penelitian ini karena sama-sama menggunakan pendekatan klasifikasi *machine learning* pada data yang berkaitan dengan kesiapan kerja mahasiswa.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Salka & Lhaksmana (2022) membahas prediksi kesiapan kerja mahasiswa Telkom University menggunakan metode *Multinomial Logistic Regression* dan *Random Forest*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Multinomial Logistic Regression* memperoleh akurasi sebesar 53,9%, sedangkan *Random Forest* memperoleh akurasi sebesar 48,5%. Penelitian ini memiliki kesamaan dengan penelitian yang dilakukan karena sama-sama membahas kesiapan kerja mahasiswa dan melibatkan algoritma *Random Forest* sebagai metode klasifikasi.

Penelitian yang dilakukan oleh Aini et al. (2024) membahas implementasi algoritma *Random Forest* untuk klasifikasi bidang MSIB pada mahasiswa Program Studi Pendidikan Informatika. Penelitian tersebut menggunakan data nilai mata kuliah mahasiswa sebagai atribut prediktor dan bidang MSIB sebagai label klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memperoleh *accuracy* sebesar 80%, *precision* sebesar 80%, dan *recall* sebesar 82%. Penelitian ini relevan karena sama-sama menggunakan algoritma *Random Forest* untuk proses klasifikasi pada data mahasiswa, meskipun objek klasifikasinya berbeda.

Penelitian yang dilakukan oleh Fitri et al. (2025) membahas penggunaan algoritma *Random Forest* dalam sistem klasifikasi kecemasan pada Generasi Z. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Random Forest* memperoleh akurasi sebesar 97,71% dan diterapkan ke dalam sistem berbasis *web*. Penelitian tersebut relevan karena menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* dapat diimplementasikan ke dalam sistem berbasis *web* untuk mendukung proses klasifikasi.

Berdasarkan uraian penelitian terdahulu, dapat diketahui bahwa penelitian mengenai klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa dan penerapan algoritma *machine learning* telah banyak dilakukan. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih

memiliki perbedaan fokus, baik dari segi algoritma yang digunakan, objek klasifikasi, maupun bentuk implementasi sistem.

Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk menerapkan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja serta mengintegrasikannya ke dalam sistem berbasis *web*. Dengan pendekatan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang tidak hanya dapat dianalisis kinerjanya, tetapi juga dapat diterapkan dalam sistem yang membantu mahasiswa mengetahui tingkat kesiapan kerja secara lebih praktis dan terstruktur.

BAB III

ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1. Jenis Dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan komputasional berbasis *data mining*. Pendekatan kuantitatif digunakan karena penelitian ini melibatkan pengumpulan data numerik yang diperoleh melalui instrumen kuesioner untuk mengukur tingkat kesiapan kerja mahasiswa. Data yang diperoleh kemudian dianalisis secara sistematis untuk menghasilkan model klasifikasi yang mampu mengelompokkan tingkat kesiapan mahasiswa.

Pendekatan *data mining* digunakan untuk mengidentifikasi pola dan hubungan antar variabel berdasarkan data yang dikumpulkan. Dalam penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah algoritma *Random Forest*, yang termasuk dalam kategori *supervised learning*. Algoritma ini memanfaatkan data berlabel untuk membangun model prediktif yang mampu mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan atribut yang telah ditentukan.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai efektivitas model klasifikasi yang dihasilkan. Selain itu, hasil model klasifikasi diimplementasikan dalam sistem berbasis *web* untuk memudahkan proses pengolahan data serta penyajian hasil analisis secara terstruktur.

Dengan demikian, penelitian ini mengintegrasikan pendekatan kuantitatif, teknik *data mining*, serta pengembangan sistem berbasis *web* dalam menganalisis dan mengklasifikasikan tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja.

3.2. Populasi Dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah mahasiswa aktif semester 5 ke atas yang terdaftar pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara. Mahasiswa semester 5 ke atas dipilih karena pada tahap tersebut mahasiswa telah memasuki fase perkuliahan lanjutan dan mulai mempersiapkan diri untuk menghadapi dunia kerja, sehingga dinilai relevan untuk mengukur tingkat kesiapan kerja.

Karena penelitian ini tidak dibatasi pada satu institusi tertentu dan mencakup mahasiswa dari berbagai perguruan tinggi di Sumatera Utara, maka

jumlah populasi secara pasti tidak dapat diketahui. Oleh karena itu, populasi dalam penelitian ini dikategorikan sebagai populasi tidak terhingga (*infinite population*). Penentuan jumlah sampel dalam penelitian ini menggunakan rumus *Lemeshow* untuk populasi tidak diketahui sebagai berikut:

$$n = \frac{Z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{d^2} \quad (1)$$

Dengan tingkat kepercayaan 95% ($Z = 1,96$), asumsi proporsi populasi (p) sebesar 0,5, dan *margin of error* (d) sebesar 0,1, maka diperoleh jumlah sampel minimum sebesar 96 responden yang kemudian dibulatkan menjadi 100 responden.

Jumlah tersebut merupakan batas minimal sampel yang harus dipenuhi agar penelitian memiliki dasar statistik yang memadai. Dalam pelaksanaannya, jumlah responden yang diperoleh dapat melebihi jumlah minimum tersebut. Semakin banyak data yang terkumpul, semakin baik kualitas analisis dan kestabilan model klasifikasi yang dihasilkan.

Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *purposive sampling*, yaitu teknik penentuan sampel berdasarkan kriteria tertentu yang sesuai dengan tujuan penelitian. Adapun kriteria responden dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mahasiswa aktif semester 5 ke atas.
2. Terdaftar pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara.
3. Bersedia mengisi kuesioner penelitian secara lengkap.

Data yang diperoleh dari responden selanjutnya digunakan sebagai *dataset* dalam proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) model klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*.

3.3. Variabel Penelitian

Variabel penelitian merupakan segala sesuatu yang menjadi objek pengamatan dalam penelitian dan memiliki variasi nilai. Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan mengacu pada konsep kesiapan kerja yang telah dijelaskan pada Bab II, khususnya model yang dikembangkan oleh Caballero dan Walker yang terdiri atas empat faktor utama pembentuk kesiapan kerja.

Berdasarkan konsep tersebut, penelitian ini menggunakan satu variabel utama, yaitu kesiapan kerja mahasiswa, yang terdiri atas beberapa dimensi pembentuk sebagai berikut:

1. *Personal Characteristics*

Dimensi ini berkaitan dengan karakteristik pribadi mahasiswa dalam menghadapi situasi kerja, seperti ketahanan, kemampuan beradaptasi, dan pengembangan diri.

2. *Organisational Acumen*

Dimensi ini berkaitan dengan pemahaman mahasiswa terhadap lingkungan organisasi, termasuk kesadaran terhadap aturan, struktur kerja, motivasi, serta sikap terhadap pekerjaan.

3. *Work Competence*

Dimensi ini mencerminkan kemampuan teknis dan kompetensi yang dimiliki mahasiswa dalam menyelesaikan tugas atau permasalahan yang berkaitan dengan bidang pekerjaan.

4. *Social Intelligence*

Dimensi ini berkaitan dengan kemampuan interpersonal, komunikasi, kerja sama, serta kemampuan berinteraksi secara efektif dalam lingkungan kerja.

Keempat dimensi tersebut secara konseptual membentuk variabel kesiapan kerja mahasiswa. Dalam penelitian ini, variabel kesiapan kerja diperlakukan sebagai variabel yang dapat diukur dan selanjutnya diklasifikasikan ke dalam kategori tingkat kesiapan kerja tertentu berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan algoritma *Random Forest*.

Dengan demikian, variabel dalam penelitian ini berfungsi sebagai dasar pembentukan *dataset* yang akan digunakan dalam proses klasifikasi untuk menentukan tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja.

3.4. Definisi Operasional Variabel

Definisi operasional variabel digunakan untuk menjelaskan bagaimana suatu variabel diukur secara empiris dalam penelitian. Variabel utama dalam penelitian ini adalah kesiapan kerja mahasiswa yang diukur berdasarkan empat dimensi sebagaimana dikemukakan oleh Caballero dan Walker, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social*

Intelligence. Pengukuran dilakukan menggunakan instrumen kuesioner dengan skala Likert lima poin, yaitu:

Tabel 3.1 Kategori Skala Likert

Skor	Kategori Jawaban
1	Sangat Tidak Setuju (STS)
2	Tidak Setuju (TS)
3	Netral (N)
4	Setuju (S)
5	Sangat Setuju (SS)

Setiap responden memperoleh skor berdasarkan jawaban pada setiap item pernyataan. Skor dari seluruh item kemudian dijumlahkan untuk memperoleh skor total kesiapan kerja. Adapun definisi operasional masing-masing dimensi adalah sebagai berikut:

Tabel 3.2 Definisi Operasional Variabel

Variabel	Dimensi	Jumlah Item	Deskripsi Pengukuran	Skala
Kesiapan Kerja	<i>Personal Characteristics</i>	6 item	Mengukur ketahanan diri, kemampuan adaptasi, kesiapan menghadapi tekanan kerja, dan pengembangan diri	Likert 1–5
	<i>Organisational Acumen</i>	6 item	Mengukur pemahaman terhadap budaya organisasi, kesadaran aturan kerja, motivasi, serta sikap terhadap pekerjaan	Likert 1–5
	<i>Work Competence</i>	7 item	Mengukur kemampuan teknis, penyelesaian tugas,	Likert 1–5

			pemecahan masalah, serta kesiapan profesional	
	<i>Social Intelligence</i>	6 item	Mengukur kemampuan komunikasi, kerja sama tim, empati, dan kemampuan berinteraksi di lingkungan kerja	Likert 1–5
Total Item		25 item		

Skor total yang diperoleh setiap responden selanjutnya digunakan untuk menentukan kategori tingkat kesiapan kerja. Penentuan kategori dilakukan berdasarkan nilai rata-rata (*mean*) dari keseluruhan skor responden, sebagaimana pendekatan yang digunakan dalam penelitian terdahulu. Adapun kriteria pengelompokan adalah sebagai berikut:

1. Responden dengan skor total $\geq$ nilai rata-rata dikategorikan sebagai Siap Kerja.
2. Responden dengan skor total $<$ nilai rata-rata dikategorikan sebagai Belum Siap Kerja.

Kategori tersebut selanjutnya digunakan sebagai variabel target dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. Dengan demikian, definisi operasional variabel dalam penelitian ini memungkinkan konsep kesiapan kerja yang bersifat teoretis diubah menjadi data numerik yang terstruktur dan siap dianalisis menggunakan pendekatan *machine learning*.

3.5. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan instrumen kuesioner yang disusun berdasarkan konsep kesiapan kerja yang terdiri atas empat dimensi utama, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social Intelligence*. Kuesioner digunakan untuk memperoleh data kuantitatif mengenai tingkat kesiapan kerja mahasiswa semester 5 ke atas di wilayah Sumatera Utara.

Instrumen penelitian terdiri atas 25 item pernyataan yang mencerminkan keempat dimensi tersebut. Setiap item diukur menggunakan skala Likert lima poin. Kuesioner disebarikan secara daring melalui media digital untuk memudahkan distribusi kepada responden yang memenuhi kriteria penelitian. Sebelum data digunakan dalam proses analisis, dilakukan pengujian kualitas instrumen melalui uji validitas dan uji reliabilitas. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa instrumen penelitian mampu mengukur variabel kesiapan kerja secara tepat dan konsisten

3.5.1. Uji Validitas

Uji validitas dilakukan untuk mengetahui sejauh mana setiap item pernyataan mampu mengukur variabel yang dimaksud. Pengujian validitas dilakukan menggunakan korelasi *Pearson Product Moment* dengan bantuan perangkat lunak *SPSS*. Rumus korelasi *Pearson Product Moment* adalah sebagai berikut:

$$r = \frac{N\sum XY - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[N\sum X^2 - (\sum X)^2][N\sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \quad (2)$$

Kriteria pengujian adalah sebagai berikut:

1. Jika nilai $r_{hitung} > r_{tabel}$ pada taraf signifikansi 0,05, maka item dinyatakan valid.
2. Jika nilai $r_{hitung} \leq r_{tabel}$, maka item dinyatakan tidak valid.

Nilai r_{tabel} ditentukan berdasarkan derajat kebebasan ($df = N - 2$) dan tingkat signifikansi yang digunakan.

3.5.2. Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan untuk mengetahui tingkat konsistensi instrumen dalam mengukur variabel penelitian. Pengujian reliabilitas dilakukan menggunakan koefisien *Cronbach's Alpha* dengan bantuan perangkat lunak *SPSS*. Rumus *Cronbach's Alpha* adalah sebagai berikut:

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum \sigma_b^2}{\sigma_t^2} \right) \quad (3)$$

Keterangan:

α = koefisien reliabilitas

k = jumlah item

$\sum \sigma_b^2$ = jumlah varians tiap item

σ_t^2 = varians total

Instrumen dinyatakan reliabel apabila nilai *Cronbach's Alpha* $\geq 0,70$. Instrumen yang telah dinyatakan valid dan reliabel selanjutnya digunakan sebagai *dataset* dalam proses analisis klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*.

3.6. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini menggunakan pendekatan data mining dengan tahapan yang mengacu pada proses *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*. Tahapan ini dilakukan secara sistematis untuk mengolah data yang telah dikumpulkan sehingga menghasilkan model klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa menggunakan algoritma *Random Forest*. Adapun tahapan analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

3.6.1. Data Selection

Tahap seleksi data dilakukan dengan memilih data responden yang memenuhi kriteria penelitian serta memastikan bahwa data yang digunakan lengkap dan sesuai dengan kebutuhan analisis. Data yang tidak lengkap atau tidak memenuhi kriteria penelitian akan dieliminasi sebelum proses analisis dilanjutkan.

3.6.2. Data Pre-Processing

Tahap ini penting karena data yang diperoleh dari hasil pengisian kuesioner dapat mengandung ketidaksempurnaan, seperti data tidak lengkap, data duplikat, maupun tidak konsistenan pengisian.

Dalam penelitian ini, data *pre-processing* difokuskan pada proses *data cleaning* untuk memastikan *dataset* bersifat konsisten, akurat, dan siap digunakan dalam pemodelan menggunakan algoritma *Random Forest*. Tahapan yang dilakukan meliputi penanganan *missing value*, penghapusan data duplikat, serta pemeriksaan nilai ekstrem.

a. Penanganan Nilai Kosong

Missing value merupakan kondisi ketika terdapat item kuesioner yang tidak diisi oleh responden. Keberadaan nilai kosong dapat memengaruhi proses pembentukan model karena algoritma klasifikasi memerlukan data yang lengkap pada setiap atribut.

Dalam penelitian ini, penanganan *missing value* dilakukan dengan dua pendekatan:

1. Jika responden tidak mengisi sebagian besar item, maka data responden tersebut dieliminasi.
2. Jika hanya terdapat sedikit nilai kosong, dilakukan imputasi menggunakan nilai rata-rata (*mean*) dari item yang bersangkutan.

Pendekatan ini dipilih untuk menjaga jumlah sampel tetap memadai sekaligus mempertahankan konsistensi distribusi data.

b. Reverse Scoring

Dalam instrumen penelitian ini terdapat beberapa item pernyataan yang bersifat negatif. Untuk menjaga konsistensi arah interpretasi skor, dilakukan proses *reverse scoring* terhadap item-item tersebut. *Reverse scoring* bertujuan agar seluruh item memiliki arah penilaian yang sama, yaitu semakin tinggi skor menunjukkan tingkat kesiapan kerja yang semakin baik.

Proses *reverse scoring* dilakukan dengan membalik nilai pada skala Likert yang digunakan. Pada penelitian ini digunakan skala Likert 1 sampai 5, sehingga transformasi skor dilakukan dengan rumus:

$$X' = (X_{\max} + X_{\min}) - X \quad (4)$$

Keterangan :

X = skor asli

X' = skor hasil reverse

$X_{\max}$ = skor maksimum (5)

$X_{\min}$ = skor minimum (1)

Dengan skala 1–5, maka hasil transformasi adalah sebagai berikut: skor 1 menjadi 5, skor 2 menjadi 4, skor 3 tetap 3, skor 4 menjadi 2, dan skor 5 menjadi 1. Proses ini dilakukan sebelum tahap pelatihan model *Random Forest* agar data yang digunakan telah memiliki arah pengukuran yang seragam dan tidak menimbulkan bias dalam proses klasifikasi.

c. Penanganan Data Duplikat

Data duplikat adalah data responden yang tercatat lebih dari satu kali dengan atribut yang identik. Keberadaan data duplikat dapat menyebabkan bias dalam proses pembelajaran model karena memberikan bobot berlebih pada pola

tertentu. Identifikasi data duplikat dilakukan dengan membandingkan seluruh atribut responden. Entri data yang terdeteksi memiliki kesamaan secara identik akan dihapus sehingga *dataset* mencerminkan kondisi responden secara lebih akurat dan representatif.

d. Pemeriksaan Nilai Ekstrim

Karena data dalam penelitian ini menggunakan skala Likert 1–5, rentang nilai setiap item telah terkontrol secara sistematis. Oleh karena itu, kemungkinan munculnya nilai ekstrem (*outlier*) yang berada di luar rentang skala relatif kecil. Pemeriksaan tetap dilakukan untuk memastikan tidak terdapat kesalahan input di luar rentang nilai yang ditentukan. Jika ditemukan nilai yang berada di luar skala 1–5, maka dilakukan koreksi atau penyesuaian sesuai dengan skala pengukuran. Setelah melalui tahap *data pre-processing*, diperoleh *dataset* yang:

1. Tidak mengandung *missing value*
2. Bebas dari data duplikat
3. Konsisten dengan rentang skala pengukuran
4. Siap digunakan untuk proses transformasi dan pemodelan klasifikasi

Dataset yang telah dibersihkan selanjutnya digunakan pada tahap transformasi data untuk menentukan kategori tingkat kesiapan kerja serta pada tahap pemodelan menggunakan algoritma *Random Forest*. Dengan dilakukannya *data pre-processing* secara sistematis, diharapkan model klasifikasi yang dihasilkan memiliki akurasi yang lebih stabil dan kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

3.6.3. Data Transformation

Data transformation merupakan tahap dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang bertujuan untuk mengubah data hasil *pre-processing* ke dalam bentuk yang sesuai untuk proses analisis dan pemodelan klasifikasi. Transformasi dilakukan agar data memiliki struktur numerik yang konsisten dan siap digunakan dalam algoritma *Random Forest*.

Data yang ditransformasikan merupakan data hasil kuesioner yang telah melalui tahap pembersihan (*data cleaning*), penanganan *missing value*, serta

penghapusan data duplikat. Data tersebut terdiri atas empat dimensi pembentuk kesiapan kerja, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social Intelligence*.

Adapun tahapan transformasi dalam penelitian ini meliputi beberapa langkah berikut.

a. Pengkodean Skala Likert

Seluruh jawaban responden pada kuesioner telah menggunakan skala Likert lima poin dan secara langsung direpresentasikan dalam bentuk numerik sebagai berikut:

1 = Sangat Tidak Setuju

2 = Tidak Setuju

3 = Netral

4 = Setuju

5 = Sangat Setuju

Karena skala telah berbentuk numerik, maka tidak diperlukan proses *encoding* tambahan.

b. Perhitungan Skor Kesiapan Kerja

Setiap responden memiliki 25 item pernyataan yang tersebar dalam empat dimensi. Untuk memperoleh nilai representatif tingkat kesiapan kerja, dilakukan perhitungan skor total dengan menjumlahkan seluruh skor item pada masing-masing responden. Skor total ini selanjutnya digunakan sebagai dasar pembentukan kategori tingkat kesiapan kerja.

c. Pembentukan Variabel Target

Tahap ini merupakan langkah penting dalam pendekatan klasifikasi. Variabel target berupa tingkat kesiapan kerja mahasiswa dibentuk berdasarkan nilai rata-rata (*mean*) skor total seluruh responden. Nilai rata-rata dihitung dengan rumus:

$$\bar{X} = \frac{\sum X}{N} \quad (5)$$

Keterangan :

$\bar{X}$ = Nilai rata - rata

$\sum X$ = Jumlah skor total

N = Jumlah Data

Berdasarkan nilai rata-rata tersebut, kategori kelas ditentukan sebagai berikut:

- a. Skor total $\geq$ Nilai Rata – Rata $\rightarrow$ Siap Kerja
- b. Skor total $<$ Nilai Rata – Rata $\rightarrow$ Belum Siap Kerja

Dengan adanya label ini, *dataset* berubah menjadi *dataset supervised learning*, sehingga algoritma *Random Forest* dapat mempelajari pola hubungan antara atribut kesiapan kerja dan kategori tingkat kesiapan mahasiswa.

3.6.4. Data Mining

Tahap *data mining* merupakan inti dari proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), karena pada tahap ini dilakukan pembentukan model klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. *Dataset* yang telah melalui tahap seleksi, *pre-processing*, dan transformasi selanjutnya digunakan untuk membangun model *supervised learning* yang bertujuan mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan 25 atribut kuesioner yang telah ditetapkan.

a. Pembagian Data

Proses pemodelan diawali dengan pembagian dataset menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur performa model terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Dalam penelitian ini digunakan dua skenario pembagian data, yaitu:

1. 70% data latih dan 30% data uji (70:30)
2. 80% data latih dan 20% data uji (80:20)

Penggunaan dua skenario ini bertujuan untuk menguji konsistensi performa model serta memastikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

b. Penerapan Algoritma Random Forest

Algoritma *Random Forest* bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan (*decision tree*) menggunakan teknik *bootstrap sampling* dan pemilihan atribut secara acak pada setiap percabangan. Hasil prediksi dari setiap pohon

kemudian digabungkan menggunakan mekanisme *majority voting* untuk menentukan kelas akhir.

Dalam penelitian ini dilakukan pengujian beberapa parameter (*hyperparameter tuning*) untuk memperoleh konfigurasi model yang optimal. Parameter yang diuji meliputi:

1. *n_estimators* (jumlah pohon keputusan)
2. *max_depth* (kedalaman maksimum pohon)
3. *min_samples_leaf* (jumlah minimum sampel pada node daun)
4. *bootstrap* (teknik pengambilan sampel acak, ditetapkan bernilai *True*)
5. *random_state* (kontrol replikasi hasil)

Parameter *bootstrap* ditetapkan bernilai *True* untuk memastikan setiap pohon dibangun dari sampel acak yang berbeda, sesuai dengan karakteristik metode *ensemble*.

c. Pengujian Parameter

Pengujian dilakukan menggunakan beberapa kombinasi parameter pada masing-masing skenario pembagian data. Variasi jumlah pohon (*n_estimators*) digunakan untuk mengamati pengaruh stabilitas model terhadap jumlah pohon yang dibangun. Semakin banyak pohon, model cenderung lebih stabil namun membutuhkan komputasi yang lebih besar.

Parameter *max_depth* diuji untuk mengontrol kompleksitas pohon agar tidak terlalu dangkal (*underfitting*) maupun terlalu dalam (*overfitting*). Sementara itu, variasi *min_samples_leaf* digunakan untuk mencegah pembentukan *node* yang terlalu spesifik terhadap data latih. Konfigurasi terbaik ditentukan berdasarkan performa model pada data uji, terutama nilai akurasi serta konsistensi metrik evaluasi lainnya.

Tabel 3.3 Skenario Uji Parameter

70:30 & 80:20	Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4	Uji 5	Uji 6
<i>n_estimators</i>	50	70	80	90	100	120
<i>max_depth</i>	5	7	9	12	14	16
<i>Min_samples_leaf</i>	2	1	5	3	4	6
<i>Bootstrap</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>
<i>Random_state</i>	32	32	42	12	32	42

3.6.5. Evaluasi Model

Tahap interpretasi dan evaluasi merupakan tahapan akhir dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang bertujuan untuk menilai kinerja model klasifikasi yang telah dibangun. Pada tahap ini dilakukan pengukuran performa algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan data uji (*testing data*).

Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yang membandingkan antara kelas aktual dan kelas hasil prediksi model. Berdasarkan nilai yang diperoleh dari *confusion matrix*, dilakukan perhitungan beberapa metrik evaluasi untuk mengukur kualitas model secara kuantitatif. Adapun metrik yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Accuracy

Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model secara keseluruhan dalam mengklasifikasikan data. Nilai *accuracy* menunjukkan proporsi data yang berhasil diprediksi dengan benar dibandingkan dengan seluruh data uji. Rumus *accuracy* adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (6)$$

b. Precision

Precision digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi positif yang dihasilkan oleh model. Metrik ini menunjukkan seberapa besar proporsi data yang benar-benar positif dari seluruh data yang diprediksi positif oleh model. Rumus *precision* adalah sebagai berikut:

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

c. Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data positif yang sebenarnya. Metrik ini menunjukkan seberapa besar proporsi data positif yang berhasil dikenali oleh model dari keseluruhan data positif yang ada. Rumus *recall* adalah sebagai berikut:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (8)$$

d. F1 – Score

F1-score merupakan nilai rata-rata harmonis antara precision dan recall. Metrik ini digunakan untuk memberikan keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan prediksi, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan distribusi kelas. Rumus *F1-score* adalah sebagai berikut:

$$F1-Score = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (9)$$

3.7. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan tahapan penting dalam pengembangan sistem informasi yang bertujuan untuk menggambarkan struktur, komponen, serta alur kerja sistem klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa berbasis *web*. Tahap ini dilakukan untuk memberikan gambaran konseptual mengenai bagaimana sistem bekerja secara menyeluruh sebelum proses implementasi dilakukan.

Sistem yang dirancang dalam penelitian ini mengintegrasikan metode klasifikasi *Random Forest* ke dalam *platform web*, sehingga proses penginputan data, pemodelan, serta penyajian hasil klasifikasi dapat dilakukan secara terstruktur dan sistematis.

3.7.1. Use Case Diagram

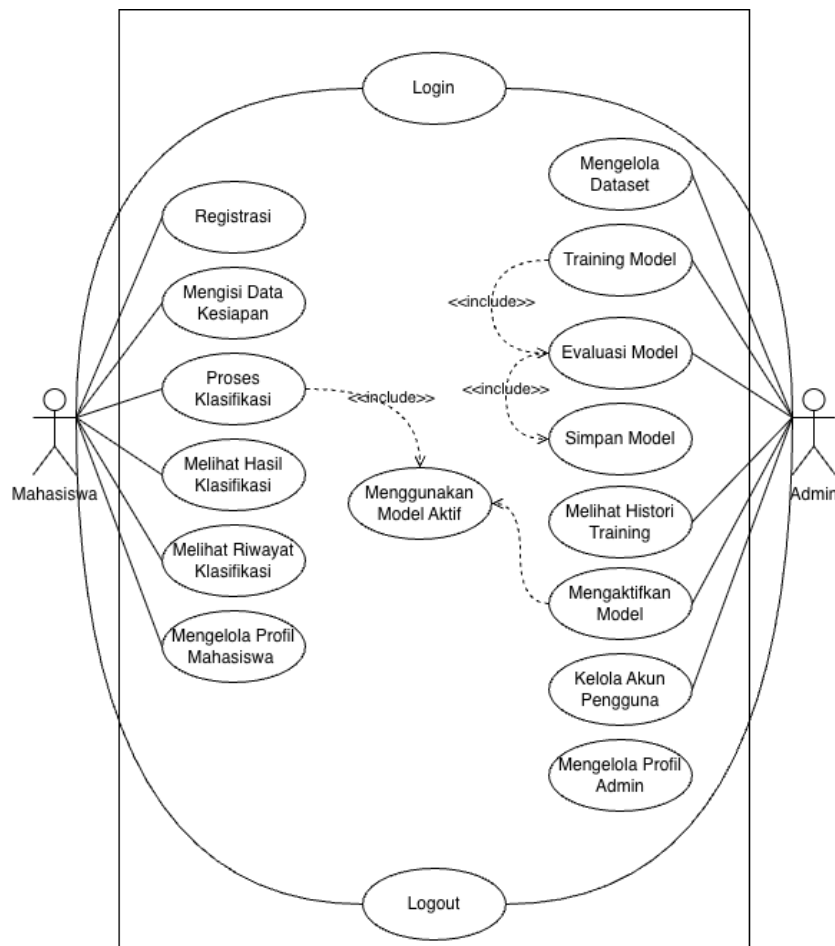
Use case diagram digunakan untuk menggambarkan hubungan antara aktor dengan fungsi-fungsi yang terdapat pada sistem klasifikasi tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja berbasis *web*. Diagram ini menjelaskan hak akses dan aktivitas utama yang dapat dilakukan oleh masing-masing aktor di dalam sistem. Pada sistem ini terdapat dua aktor utama, yaitu mahasiswa dan admin.

Mahasiswa merupakan aktor yang menggunakan sistem untuk melakukan proses klasifikasi tingkat kesiapan kerja. Mahasiswa dapat melakukan registrasi apabila belum memiliki akun, kemudian melakukan *login* untuk masuk ke dalam sistem. Setelah berhasil *login*, mahasiswa dapat mengisi data kesiapan melalui *form* yang telah disediakan. Data tersebut kemudian diproses oleh sistem melalui proses klasifikasi dengan menggunakan model aktif. Setelah proses klasifikasi selesai, mahasiswa dapat melihat hasil klasifikasi, melihat riwayat klasifikasi, mengelola profil mahasiswa, serta keluar dari sistem melalui fitur *logout*.

Admin merupakan aktor yang memiliki hak akses untuk mengelola data dan model klasifikasi pada sistem. Admin dapat melakukan *login*, mengelola *dataset*,

melakukan *training* model, mengevaluasi model, menyimpan model, melihat histori *training*, serta mengaktifkan model yang akan digunakan pada proses klasifikasi.

Selain itu, admin juga dapat mengelola akun pengguna dan mengelola profil admin. Keterkaitan antara mahasiswa dan admin terletak pada penggunaan model aktif. Admin bertugas menyiapkan model melalui proses pengelolaan *dataset*, *training*, evaluasi, penyimpanan, dan aktivasi model. Model yang telah diaktifkan oleh admin selanjutnya digunakan oleh sistem ketika mahasiswa melakukan proses klasifikasi. Dengan demikian, *use case* diagram ini menunjukkan bahwa mahasiswa dan admin memiliki peran yang berbeda, tetapi tetap saling terhubung melalui model aktif yang digunakan dalam proses klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa.



Gambar 3.1 Use Case Diagram Sistem

3.7.2. Flowchart System

Flowchart system digunakan untuk menggambarkan alur kerja sistem klasifikasi tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja berbasis *web*. Flowchart ini menjelaskan tahapan proses yang terjadi di dalam sistem, mulai dari pengguna mengakses halaman awal, melakukan *login* atau registrasi, hingga sistem mengarahkan pengguna sesuai dengan hak akses yang dimiliki.

Pada penelitian ini, *flowchart system* dibagi menjadi beberapa bagian agar alur proses lebih mudah dipahami. Pembagian *flowchart* dilakukan karena sistem memiliki dua hak akses utama, yaitu mahasiswa dan admin. Mahasiswa menggunakan sistem untuk melakukan klasifikasi kesiapan kerja, sedangkan admin mengelola *dataset*, proses *pre-processing*, *training* model, evaluasi model, serta model aktif yang digunakan dalam proses klasifikasi.

Dalam *flowchart system* ini digunakan beberapa *connector* sebagai penghubung antarbagian *flowchart*. *Connector* digunakan agar alur tidak terlalu panjang dalam satu diagram dan setiap proses dapat dijelaskan secara terpisah. Adapun *connector* yang digunakan dalam *flowchart system* berjumlah 7 *connector*, yaitu *connector* A, B, C, D, E, F, dan G.

Tabel 3.4 Keterangan Connector Flowchart

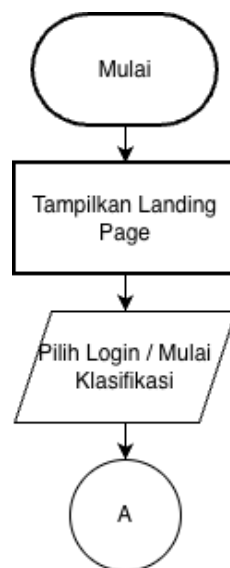
Connector	Keterangan
A	<i>Connector</i> A digunakan untuk menghubungkan alur dari landing page menuju proses login dan registrasi.
B	<i>Connector</i> B digunakan ketika pengguna berhasil login dan sistem mengidentifikasi pengguna sebagai admin.
C	<i>Connector</i> C digunakan ketika pengguna berhasil login sebagai mahasiswa.
D	<i>Connector</i> D digunakan setelah mahasiswa mengisi data kesiapan dan jawaban dinyatakan lengkap.
E	<i>Connector</i> E digunakan setelah sistem selesai melakukan proses klasifikasi atau ketika model aktif belum tersedia.
F	<i>Connector</i> F digunakan ketika dataset telah siap untuk diproses ke tahap <i>pre-processing</i> dan <i>training</i> model.
G	<i>Connector</i> G digunakan setelah proses <i>pre-processing</i> , <i>training</i> model, evaluasi model, dan penyimpanan model

	selesai dilakukan.
--	--------------------

Connector A, B, dan C digunakan untuk mengatur alur akses pengguna berdasarkan proses login dan role pengguna. *Connector* D dan E digunakan pada alur klasifikasi mahasiswa, mulai dari pengisian data kesiapan hingga menampilkan hasil klasifikasi. Sementara itu, *connector* F dan G digunakan pada alur admin, khususnya dalam proses pengelolaan *dataset*, *pre-processing*, *training* model, evaluasi model, dan aktivasi model.

a. Flowchart Fitur Utama

Flowchart fitur utama menggambarkan alur awal ketika pengguna mengakses sistem. Proses dimulai dari simbol Mulai, kemudian sistem menampilkan Landing Page sebagai halaman awal. Setelah landing page ditampilkan, pengguna dapat memilih Login atau Mulai Klasifikasi. Pilihan tersebut kemudian diarahkan ke *connector* A sebagai penghubung menuju proses berikutnya. *Connector* A menunjukkan bahwa alur dari flowchart fitur utama akan dilanjutkan ke flowchart *login* dan registrasi.



Gambar 3.2 Flowchart Fitur Utama

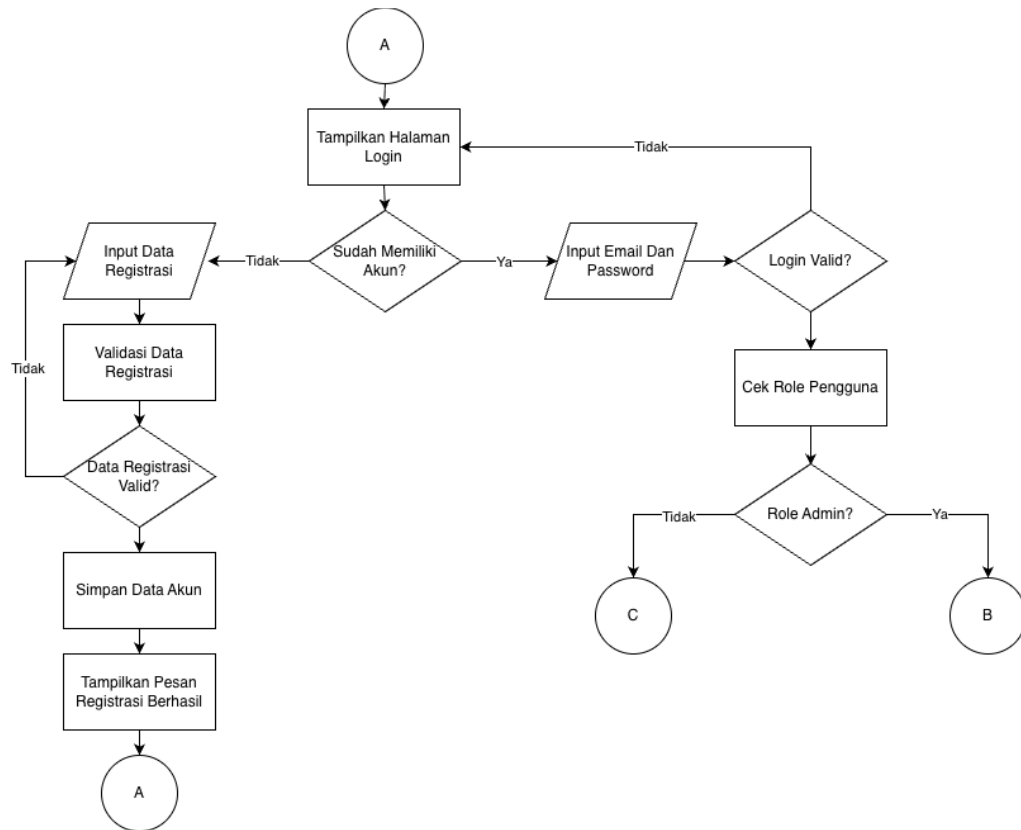
b. Flowchart Login Dan Registrasi

Flowchart login dan registrasi menggambarkan alur proses autentikasi pengguna sebelum masuk ke dalam sistem. Alur dimulai dari *connector* A, kemudian sistem menampilkan Halaman Login sebagai halaman awal bagi pengguna untuk masuk ke sistem.

Pada halaman *login*, sistem memberikan pilihan apakah pengguna sudah memiliki akun atau belum. Jika pengguna belum memiliki akun, maka pengguna diarahkan untuk melakukan *input* data registrasi. Data registrasi yang telah diisi kemudian melalui proses validasi data registrasi. Apabila data registrasi tidak valid, pengguna akan diminta untuk memperbaiki atau mengisi ulang data registrasi. Jika data registrasi dinyatakan valid, sistem akan menyimpan data akun, kemudian menampilkan pesan bahwa registrasi berhasil. Setelah proses registrasi selesai, alur kembali ke *connector A* agar pengguna dapat melakukan login menggunakan akun yang telah dibuat.

Jika pengguna sudah memiliki akun, maka pengguna diminta untuk mengisi *email* dan *password*. Data *login* tersebut kemudian diperiksa pada proses *login* valid. Apabila *email* atau *password* tidak sesuai, pengguna akan diarahkan kembali untuk mengisi *email* dan *password* dengan benar. Jika *login* dinyatakan valid, sistem akan melanjutkan proses ke tahap cek *role* pengguna.

Pada tahap cek *role* pengguna, sistem memeriksa apakah akun yang digunakan memiliki *role* sebagai admin atau bukan. Jika pengguna memiliki *role* admin, maka alur diarahkan ke *connector B* untuk masuk ke proses admin. Jika pengguna bukan admin, maka alur diarahkan ke *connector C* untuk masuk ke proses mahasiswa.



Gambar 3.3 Flowchart Login Dan Registrasi

c. Flowchart Proses Mahasiswa

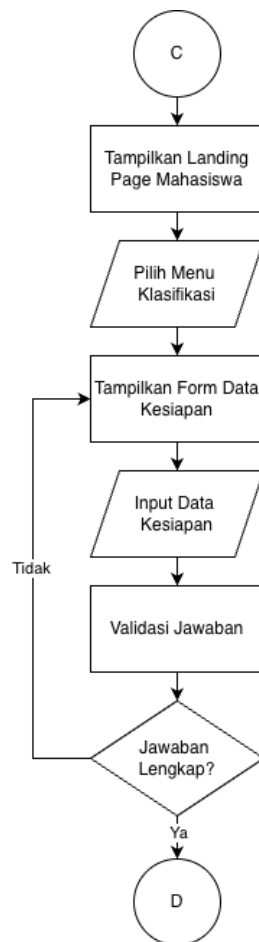
Flowchart proses mahasiswa menggambarkan alur penggunaan sistem setelah pengguna berhasil *login* sebagai mahasiswa. Alur dimulai dari *connector* C, kemudian sistem menampilkan *Landing Page* Mahasiswa sebagai halaman utama mahasiswa.

Setelah *landing page* mahasiswa ditampilkan, mahasiswa memilih Menu Klasifikasi untuk memulai proses pengisian data kesiapan kerja. Sistem kemudian menampilkan *Form* Data Kesiapan yang berisi item pernyataan yang harus diisi oleh mahasiswa.

Mahasiswa selanjutnya melakukan *Input* Data Kesiapan sesuai dengan pilihan jawaban yang tersedia pada *form*. Setelah data diinputkan, sistem melakukan proses Validasi Jawaban untuk memeriksa kelengkapan data yang telah diisi.

Apabila jawaban belum lengkap, mahasiswa akan diarahkan kembali untuk melengkapi data yang masih kosong. Jika jawaban sudah lengkap, alur dilanjutkan

ke *connector* D. *Connector* D menunjukkan bahwa proses berikutnya akan masuk ke *flowchart* proses klasifikasi.



Gambar 3.4 Flowchart Proses Mahasiswa

d. Flowchart Proses Klasifikasi

Flowchart proses klasifikasi menggambarkan alur sistem dalam mengolah data jawaban mahasiswa hingga menghasilkan hasil klasifikasi. Alur dimulai dari *connector* D, yaitu lanjutan dari proses mahasiswa setelah jawaban dinyatakan lengkap.

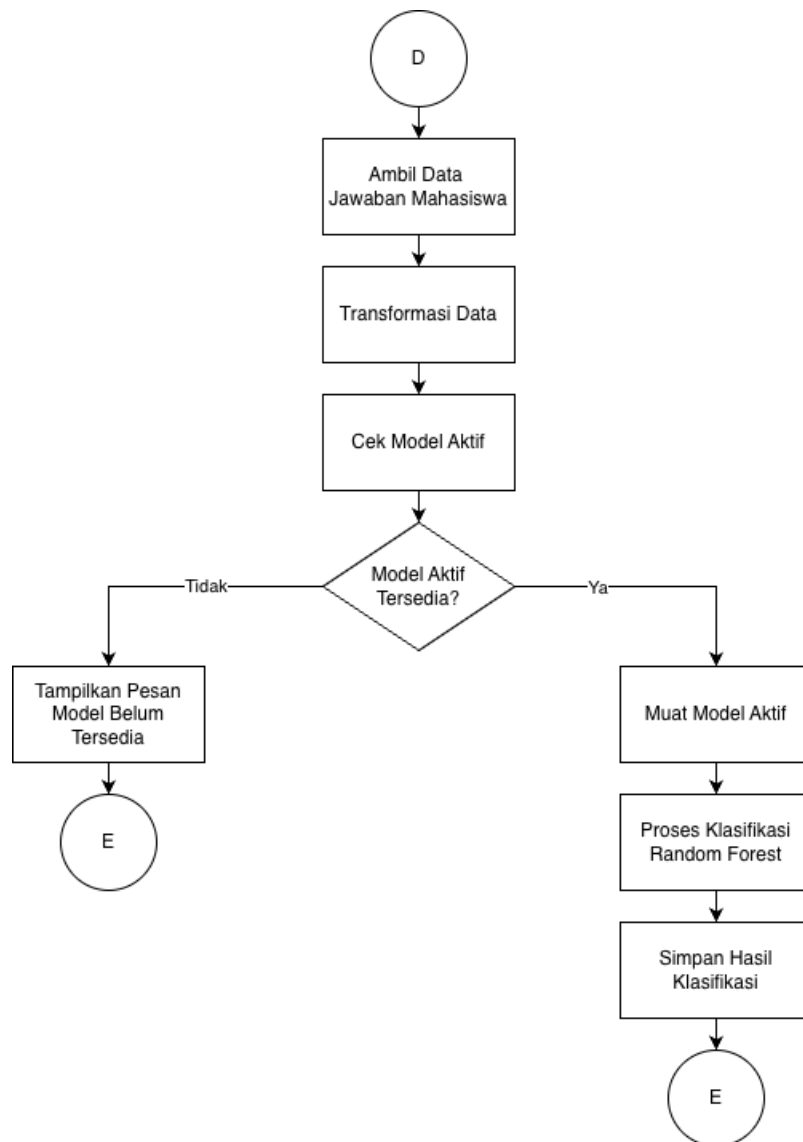
Pada tahap awal, sistem melakukan proses Ambil Data Jawaban Mahasiswa. Data yang diambil merupakan jawaban yang telah diisi oleh mahasiswa pada *form* data kesiapan kerja. Setelah data jawaban diperoleh, sistem melakukan Transformasi Data agar data berada dalam bentuk yang sesuai untuk diproses oleh model klasifikasi.

Selanjutnya, sistem melakukan proses Cek Model Aktif. Proses ini digunakan untuk memastikan apakah terdapat model *Random Forest* aktif yang

dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi. Jika model aktif tidak tersedia, maka sistem akan menampilkan Pesan Model Belum Tersedia. Setelah pesan ditampilkan, alur dilanjutkan ke *connector* E.

Jika model aktif tersedia, sistem akan melakukan proses Muat Model Aktif. Setelah model berhasil dimuat, sistem menjalankan Proses Klasifikasi *Random Forest* untuk menentukan kategori tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan data jawaban yang telah ditransformasikan.

Setelah proses klasifikasi selesai, sistem melakukan Simpan Hasil Klasifikasi. Hasil klasifikasi yang telah disimpan kemudian diarahkan ke *connector* E. *Connector* E menunjukkan bahwa proses berikutnya akan masuk ke *flowchart* hasil dan riwayat klasifikasi.



Gambar 3.5 Flowchart Proses Klasifikasi

e. Flowchart Hasil Dan Riwayat Klasifikasi

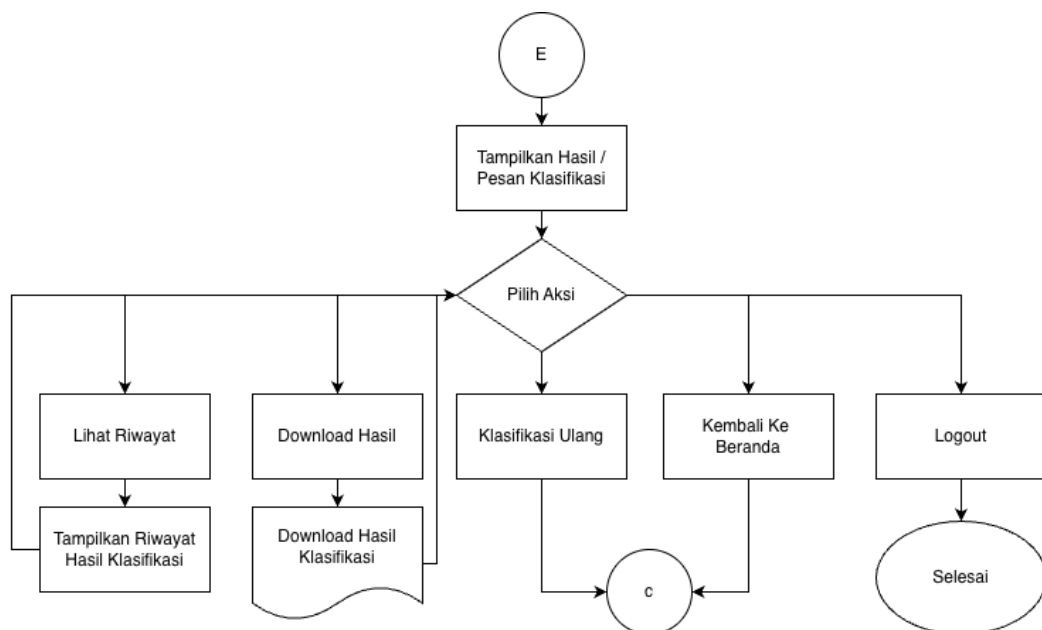
Flowchart hasil dan riwayat klasifikasi menggambarkan alur setelah sistem selesai melakukan proses klasifikasi. Alur dimulai dari *connector* E, kemudian sistem menampilkan hasil klasifikasi atau pesan klasifikasi kepada mahasiswa.

Setelah hasil atau pesan klasifikasi ditampilkan, mahasiswa dapat memilih aksi yang tersedia. Jika mahasiswa memilih Lihat Riwayat, maka sistem akan menampilkan Riwayat Hasil Klasifikasi. Riwayat tersebut berisi daftar hasil klasifikasi yang pernah dilakukan oleh mahasiswa.

Jika mahasiswa memilih *Download* Hasil, maka sistem akan menjalankan proses *Download* Hasil Klasifikasi. Proses ini digunakan untuk mengunduh hasil klasifikasi sebagai dokumen yang dapat disimpan oleh mahasiswa.

Jika mahasiswa memilih Klasifikasi Ulang, maka alur diarahkan kembali ke *connector* C. *Connector* tersebut menunjukkan bahwa mahasiswa akan kembali ke halaman mahasiswa untuk melakukan proses klasifikasi dari awal.

Jika mahasiswa memilih Kembali ke Beranda, maka alur juga diarahkan ke *connector* C. Alur ini menunjukkan bahwa mahasiswa akan kembali ke *landing page* mahasiswa. Jika mahasiswa memilih *Logout*, maka sistem akan mengakhiri sesi pengguna dan alur berakhir pada simbol Selesai.



Gambar 3.6 Flowchart Hasil Dan Riwayat Klasifikasi

f. Flowchart Proses Admin

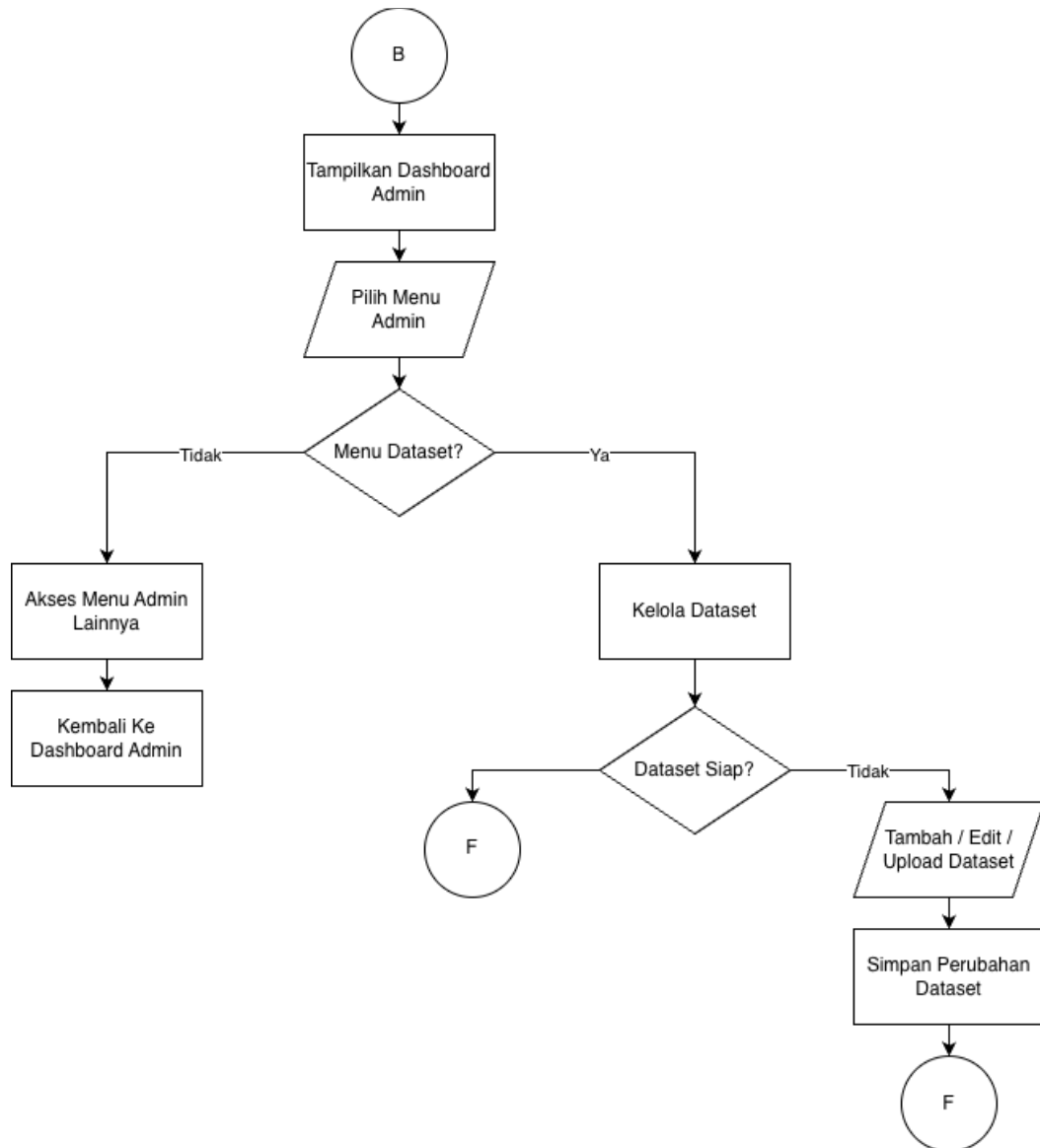
Flowchart proses admin menggambarkan alur kerja admin setelah berhasil masuk ke dalam sistem. Alur dimulai dari *connector* B, kemudian sistem menampilkan *dashboard* admin sebagai halaman utama admin.

Setelah *dashboard* admin ditampilkan, admin dapat memilih menu yang tersedia pada sistem. Pada *flowchart* ini, proses diarahkan pada pemilihan menu *dataset*. Jika admin tidak memilih menu *dataset*, maka admin dapat mengakses menu admin lainnya. Setelah mengakses menu lain, alur dapat kembali ke *dashboard* admin.

Jika admin memilih menu *dataset*, maka sistem menampilkan proses Kelola *dataset*. Pada proses ini, admin dapat mengelola data yang akan digunakan dalam sistem, seperti menambah, mengubah, atau mengunggah *dataset*.

Setelah proses kelola *dataset* dilakukan, sistem memeriksa apakah dataset siap atau belum. Jika dataset belum siap, admin dapat melakukan proses tambah/edit/upload *dataset*. Setelah perubahan dataset dilakukan, sistem akan menyimpan perubahan tersebut melalui proses simpan perubahan *dataset*.

Jika dataset sudah siap, maka alur dilanjutkan ke *connector* F. *Connector* F menunjukkan bahwa proses berikutnya akan masuk ke *flowchart pre-processing* dan *training* model.



Gambar 3.7 Flowchart Proses Admin

g. Flowchart Pre-Processing Dan Training Model

Flowchart pre-processing dan training model menggambarkan alur pengolahan *dataset* setelah admin menyatakan data siap digunakan. Alur dimulai dari *connector F*, kemudian sistem melakukan proses ambil *dataset* untuk mengambil data yang telah tersedia pada sistem.

Setelah *dataset* diambil, sistem melakukan seleksi data untuk memilih data yang diperlukan dalam proses pengolahan. Selanjutnya, sistem memeriksa apakah terdapat nilai kosong pada *dataset*. Jika terdapat nilai kosong, maka sistem akan melakukan proses tangani nilai kosong, kemudian menangani nilai tersebut

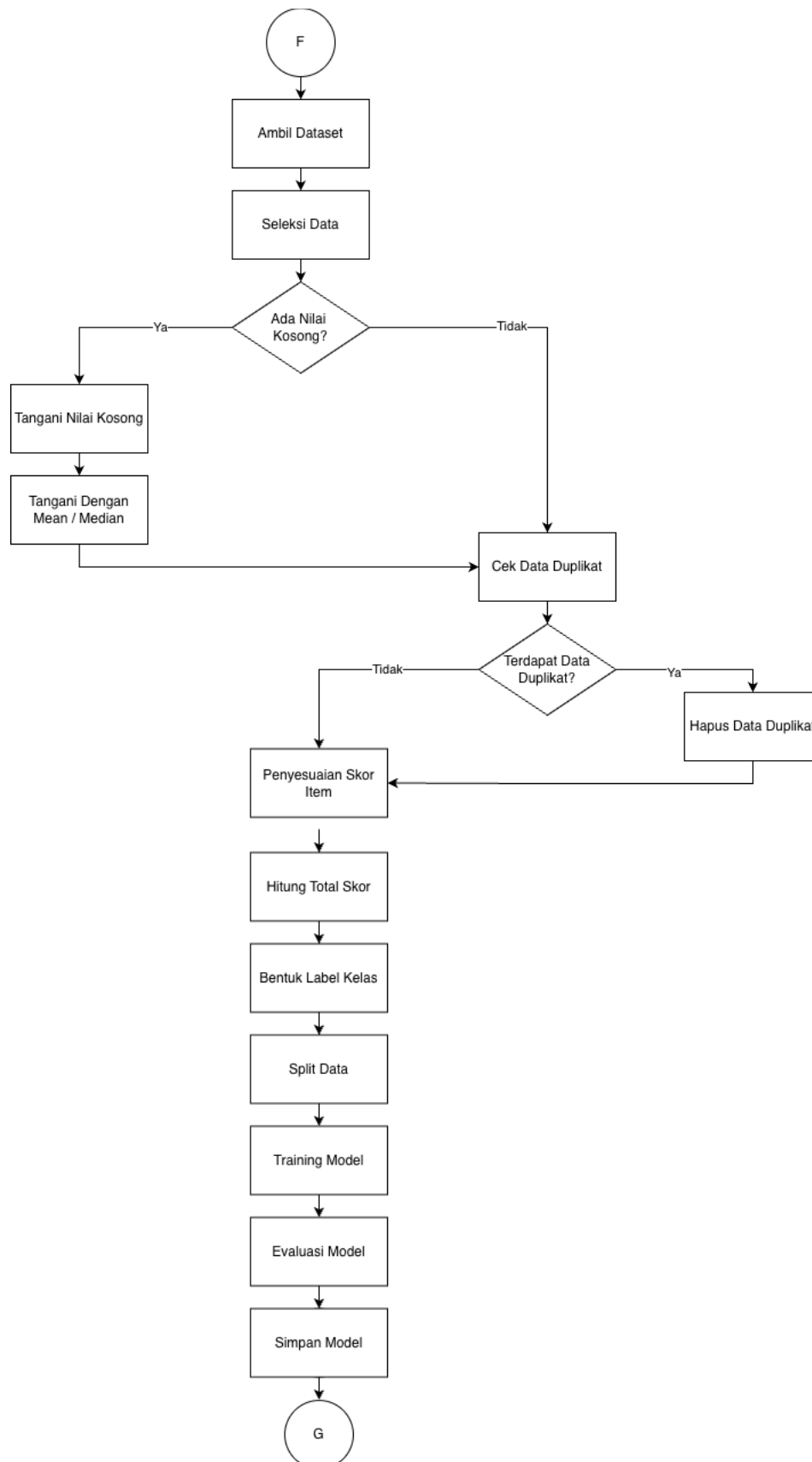
menggunakan metode *mean* atau *median*. Setelah nilai kosong ditangani, alur dilanjutkan ke proses pemeriksaan data duplikat.

Jika tidak terdapat nilai kosong, sistem langsung melanjutkan ke proses cek data duplikat. Pada tahap ini, sistem memeriksa apakah terdapat data yang sama atau berulang. Jika terdapat data duplikat, maka sistem akan melakukan proses hapus data duplikat. Jika tidak terdapat data duplikat, alur dilanjutkan ke proses berikutnya.

Setelah data dinyatakan bersih, sistem melakukan penyesuaian skor item. Proses ini digunakan untuk menyesuaikan skor pada item tertentu sesuai dengan ketentuan pengolahan data. Selanjutnya, sistem melakukan hitung total skor untuk memperoleh nilai keseluruhan dari data yang telah diproses.

Hasil perhitungan skor kemudian digunakan pada proses bentuk label kelas. Pada tahap ini, sistem membentuk kategori kelas yang akan digunakan sebagai target klasifikasi. Setelah label kelas terbentuk, sistem melakukan split data untuk membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing*.

Tahap berikutnya adalah *training model*, yaitu proses pelatihan model klasifikasi menggunakan *data training*. Setelah model selesai dilatih, sistem melakukan evaluasi model untuk mengetahui performa model berdasarkan data *testing*. Model yang telah dievaluasi kemudian disimpan melalui proses Simpan Model. Setelah model berhasil disimpan, alur dilanjutkan ke *connector G*. *Connector G* menunjukkan bahwa proses berikutnya akan masuk ke *flowchart* evaluasi dan aktivasi model.



Gambar 3.8 Flowchart Pre-Processing Dan Training Model

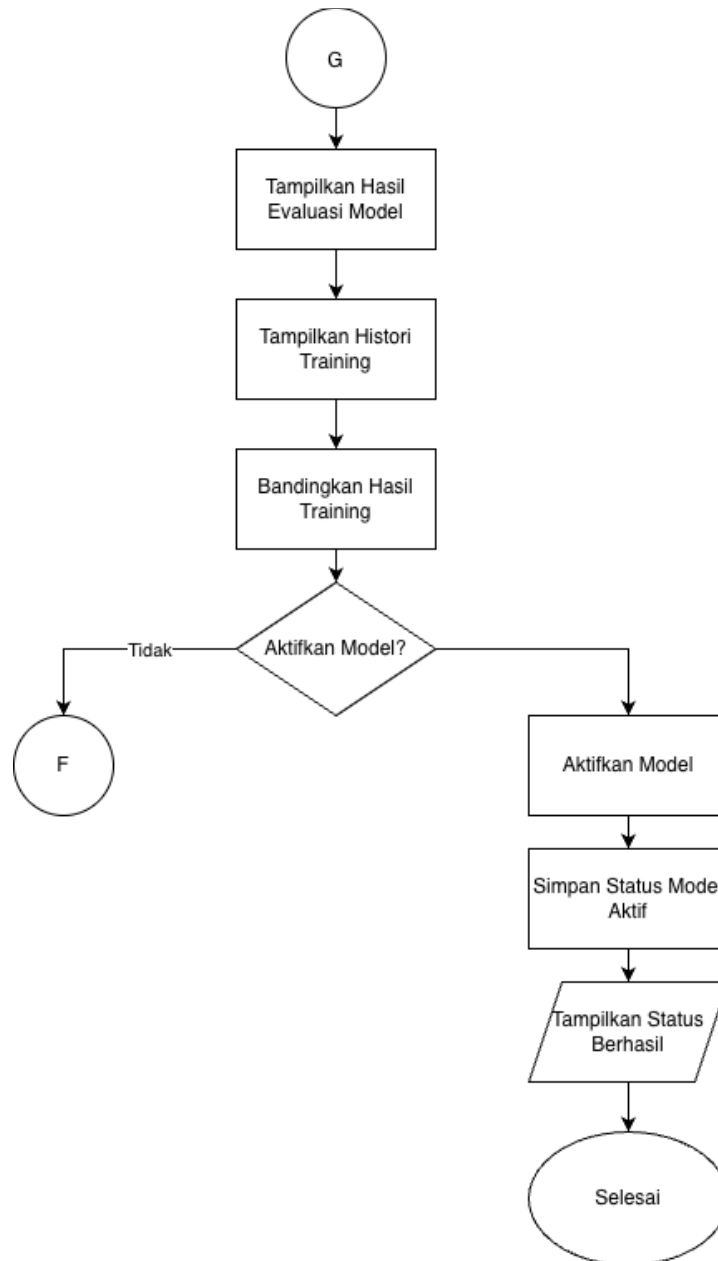
h. Flowchart Evaluasi Dan Aktivasi Model

Flowchart evaluasi dan aktivasi model menggambarkan alur lanjutan setelah proses *training* model selesai dilakukan. Alur dimulai dari *connector* G, kemudian sistem menampilkan hasil evaluasi model yang telah diperoleh dari proses *training* sebelumnya.

Setelah hasil evaluasi model ditampilkan, sistem menampilkan histori training. Histori training digunakan untuk melihat daftar model yang pernah dilatih beserta hasil evaluasinya. Selanjutnya, admin dapat melakukan proses bandingkan hasil *training* untuk melihat perbedaan performa dari model yang telah dibuat.

Setelah hasil *training* dibandingkan, admin menentukan apakah model akan diaktifkan atau tidak. Jika model tidak diaktifkan, maka alur diarahkan kembali ke *connector* F untuk melakukan proses *training* ulang. Hal ini menunjukkan bahwa admin dapat kembali ke tahap pengolahan data dan pelatihan model apabila hasil model belum sesuai.

Jika model diaktifkan, maka sistem menjalankan proses Aktifkan Model. Setelah itu, sistem menyimpan status model sebagai model aktif. Model yang telah aktif akan digunakan pada proses klasifikasi mahasiswa. Setelah status model aktif berhasil disimpan, sistem menampilkan status berhasil. Alur kemudian berakhir pada simbol selesai.



Gambar 3.9 Flowchart Evaluasi Dan Aktivasi Model

3.7.3. Entity Relationship Diagram

Entity Relationship Diagram digunakan untuk menggambarkan rancangan struktur basis data pada sistem klasifikasi tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja berbasis *web*. ERD ini menjelaskan entitas yang digunakan dalam sistem, atribut pada setiap entitas, serta hubungan antarentitas yang mendukung proses pengelolaan data, klasifikasi, *training* model, evaluasi model, dan pencatatan aktivitas pengguna.

berhubungan dengan beberapa entitas lain, yaitu mahasiswa, jawaban, hasil_klasifikasi, dan *activity_log*.

Entitas mahasiswa digunakan untuk menyimpan data akademik mahasiswa yang melakukan registrasi pada sistem. Data tersebut meliputi universitas, program studi, dan semester. Entitas ini memiliki relasi dengan entitas *users*, di mana satu akun pengguna dengan role mahasiswa memiliki satu data mahasiswa. Relasi ini menunjukkan bahwa informasi akademik mahasiswa disimpan secara terpisah dari data akun pengguna.

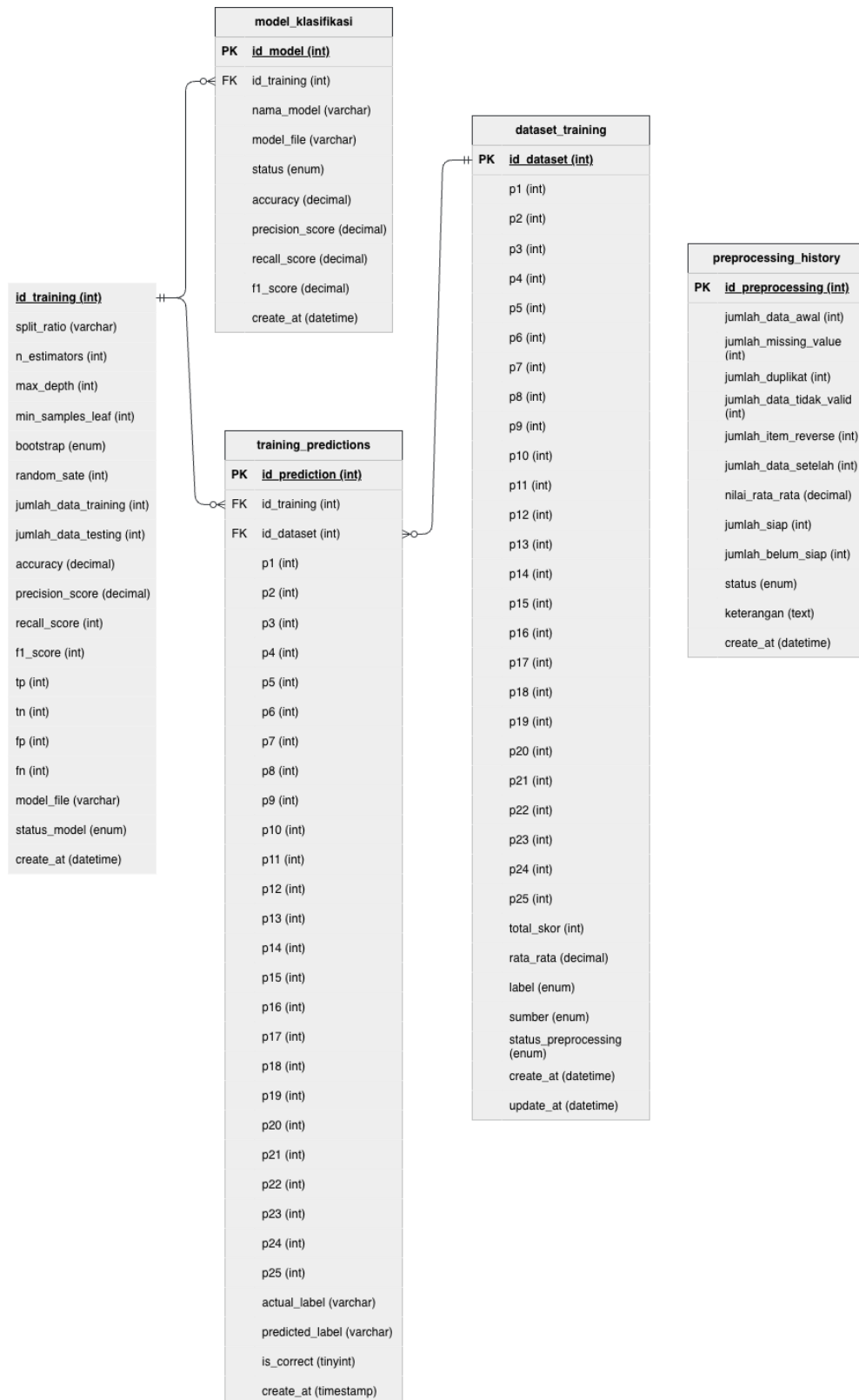
Entitas pertanyaan digunakan untuk menyimpan daftar item pertanyaan yang digunakan pada *form* kesiapan kerja mahasiswa. Atribut pada entitas ini meliputi kode pertanyaan, dimensi, teks pertanyaan, status pertanyaan, serta penanda item *reverse*. Entitas pertanyaan berelasi dengan entitas jawaban, karena setiap jawaban mahasiswa mengacu pada satu pertanyaan tertentu.

Entitas jawaban digunakan untuk menyimpan data jawaban mahasiswa terhadap pertanyaan yang tersedia pada sistem. Setiap jawaban memiliki relasi dengan entitas *users*, pertanyaan, dan hasil_klasifikasi. Relasi dengan *users* menunjukkan bahwa jawaban berasal dari mahasiswa tertentu. Relasi dengan pertanyaan menunjukkan bahwa setiap jawaban mengacu pada item pertanyaan tertentu. Sementara itu, relasi dengan hasil_klasifikasi menunjukkan bahwa sekumpulan jawaban digunakan sebagai detail dari satu proses klasifikasi.

Entitas hasil_klasifikasi digunakan untuk menyimpan hasil klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa. Data yang disimpan meliputi total skor, skor berdasarkan dimensi, hasil klasifikasi, interpretasi, rekomendasi, model yang digunakan, file PDF hasil klasifikasi, serta waktu klasifikasi. Entitas ini memiliki relasi dengan entitas *users*, karena satu mahasiswa dapat memiliki lebih dari satu hasil klasifikasi. Selain itu, entitas ini juga berhubungan dengan jawaban, karena satu hasil klasifikasi terdiri dari beberapa jawaban mahasiswa.

Entitas *activity_log* digunakan untuk menyimpan catatan aktivitas pengguna di dalam sistem. Data yang disimpan meliputi id pengguna, *role* pengguna, aktivitas yang dilakukan, keterangan aktivitas, serta waktu aktivitas. Entitas ini berelasi dengan *users*, karena setiap aktivitas yang tercatat berasal dari pengguna

tertentu. Dengan adanya entitas ini, sistem dapat menyimpan riwayat aktivitas admin maupun mahasiswa.



Gambar 3.11 Entity Relationship Diagram Dataset Dan Model Klasifikasi

Entitas *dataset_training* digunakan untuk menyimpan data training yang digunakan dalam proses pembentukan model klasifikasi. Entitas ini memuat atribut P1 sampai P25, total skor, rata-rata, label kelas, sumber data, status *preprocessing*, serta waktu pembuatan dan pembaruan data. Data pada entitas ini digunakan sebagai dasar dalam proses training model *Random Forest*.

Entitas *preprocessing_history* digunakan untuk menyimpan riwayat proses *preprocessing dataset*. Data yang disimpan meliputi jumlah data awal, jumlah *missing value*, jumlah duplikat, jumlah data tidak valid, jumlah item *reverse*, jumlah data setelah *preprocessing*, nilai rata-rata, jumlah data siap kerja, jumlah data belum siap kerja, status proses, keterangan, serta waktu proses dilakukan. Entitas ini berfungsi sebagai dokumentasi proses pembersihan dan pengolahan awal *dataset* sebelum digunakan dalam *training* model.

Entitas *training_history* digunakan untuk menyimpan riwayat proses *training* model. Atribut pada entitas ini meliputi rasio pembagian data, parameter *Random Forest*, jumlah data *training*, jumlah data *testing*, nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *confusion matrix*, *file model*, status model, serta waktu *training*. Entitas ini menjadi pusat pencatatan proses pelatihan model yang pernah dilakukan oleh admin.

Entitas *training_predictions* digunakan untuk menyimpan hasil prediksi pada proses *training* model. Entitas ini memiliki relasi dengan *training_history* dan *dataset_training*. Relasi dengan *training_history* menunjukkan bahwa data prediksi berasal dari proses *training* tertentu, sedangkan relasi dengan *dataset_training* menunjukkan bahwa prediksi dilakukan terhadap data yang berasal dari *dataset training*. Data yang disimpan meliputi atribut P1 sampai P25, label aktual, label prediksi, status kebenaran prediksi, dan waktu pencatatan.

Entitas *model_klasifikasi* digunakan untuk menyimpan informasi model klasifikasi yang dihasilkan dari proses training. Data yang disimpan meliputi nama model, *file model*, status model, nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta waktu pembuatan model. Entitas ini berelasi dengan *training_history*, karena model klasifikasi dihasilkan dari proses *training* tertentu. Model yang berstatus aktif digunakan oleh sistem untuk melakukan proses klasifikasi terhadap data jawaban mahasiswa.

3.7.4. Wireframe System

Wireframe sistem digunakan sebagai rancangan awal antarmuka sebelum sistem dikembangkan ke tahap implementasi. Rancangan ini berfungsi untuk menggambarkan susunan halaman, posisi komponen utama, alur navigasi, serta fungsi tombol yang akan digunakan oleh pengguna. *Wireframe* dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu halaman umum, halaman mahasiswa, dan halaman admin.

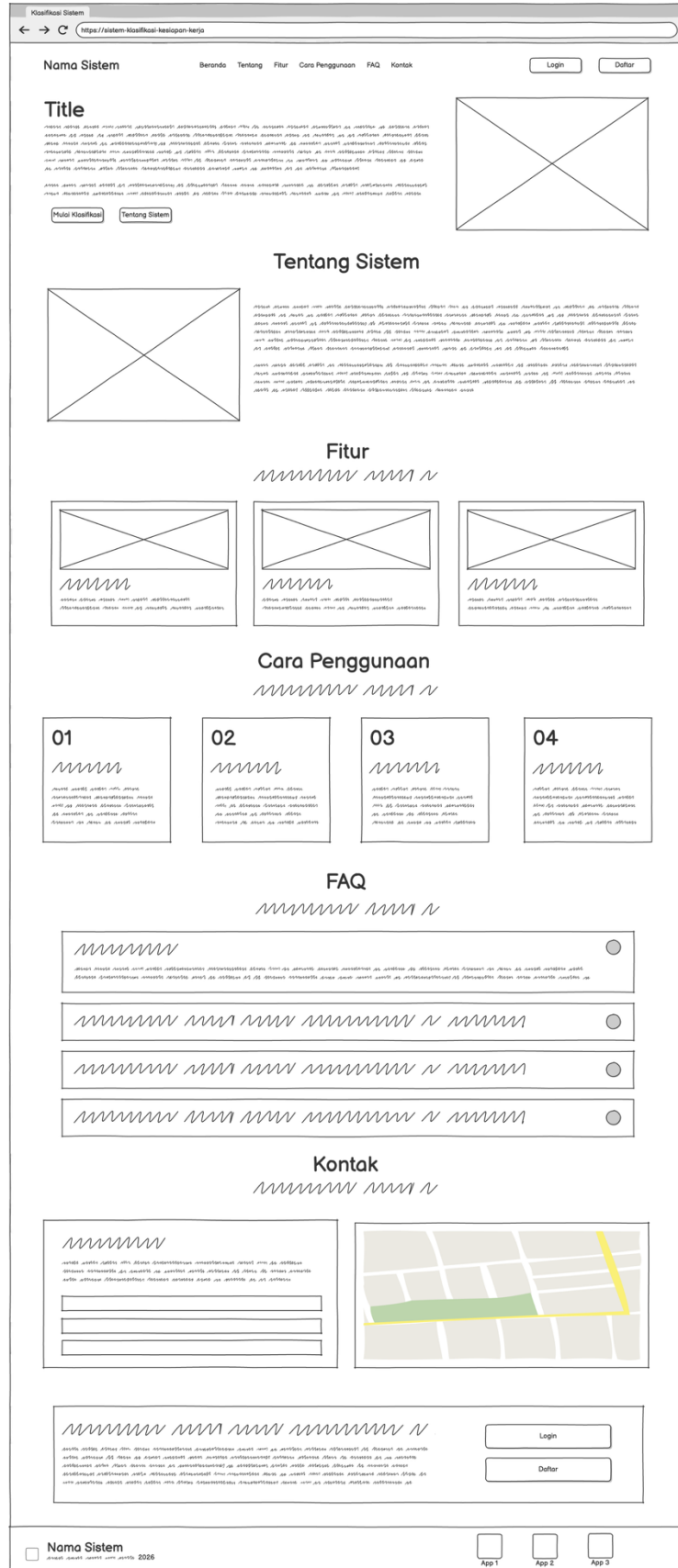
a. Wireframe Halaman Umum

Halaman umum merupakan bagian sistem yang dapat diakses sebelum pengguna melakukan *login*. Bagian ini terdiri atas *landing page*, halaman *login*, dan halaman registrasi.

1) Wireframe Landing Page

Landing page dirancang sebagai halaman awal yang menampilkan informasi utama mengenai sistem klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa. Halaman ini memuat bagian beranda, informasi tentang sistem, fitur utama, cara penggunaan, *FAQ*, kontak, dan *footer*. Struktur tersebut disusun agar pengguna memperoleh gambaran umum mengenai fungsi sistem sebelum masuk ke halaman autentikasi.

Pada halaman ini terdapat tombol *Login* dan Daftar. Tombol *Login* digunakan untuk mengarahkan pengguna ke halaman masuk akun, sedangkan tombol Daftar digunakan untuk menuju halaman registrasi mahasiswa. Selain itu, menu navigasi seperti Beranda, Tentang, Fitur, Cara Penggunaan, *FAQ*, dan Kontak digunakan untuk memindahkan pengguna ke bagian informasi yang tersedia pada halaman *landing page*.

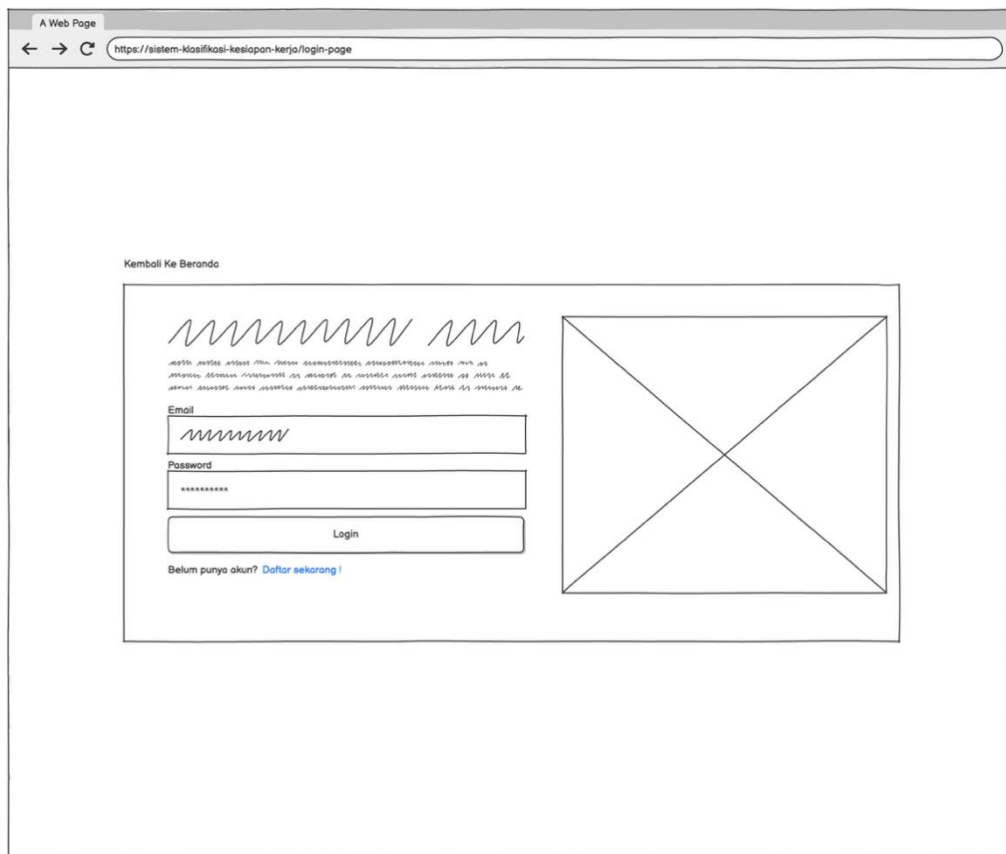


Gambar 3.12 Wireframe Landing Page

2) Wireframe Login

Halaman *login* digunakan sebagai akses masuk bagi admin dan mahasiswa. Pengguna diminta memasukkan *email* dan *password* yang telah terdaftar pada sistem. Data tersebut kemudian divalidasi untuk menentukan hak akses pengguna.

Tombol Login berfungsi untuk mengirimkan data akun ke sistem. Jika data sesuai, sistem mengarahkan pengguna ke halaman berdasarkan *role* akun. Admin diarahkan ke *dashboard* admin, sedangkan mahasiswa diarahkan ke halaman utama mahasiswa. Tautan Kembali ke Beranda digunakan untuk kembali ke *landing page*, sedangkan tautan Daftar sekarang digunakan oleh pengguna yang belum memiliki akun untuk menuju halaman registrasi.



Gambar 3.13 Wireframe Login

3) Wireframe Registrasi

Halaman registrasi digunakan oleh mahasiswa untuk membuat akun baru sebelum dapat menggunakan fitur klasifikasi. *Form* registrasi terdiri atas nama lengkap, email, universitas, program studi, semester, *password*, dan konfirmasi

password. Data tersebut digunakan sebagai identitas awal pengguna dan disimpan ke *database* setelah melalui proses validasi.

Tombol Daftar Akun digunakan untuk mengirimkan data registrasi. Sistem akan memeriksa kelengkapan data, kesesuaian format *email*, dan kecocokan *password*. Jika data valid, akun mahasiswa dibuat dan dapat digunakan untuk *login*. Tautan Kembali ke Beranda digunakan untuk kembali ke *landing page*, sedangkan tautan *Login* sekarang digunakan apabila pengguna sudah memiliki akun.

Gambar 3.14 Wireframe Register

b. Wireframe Halaman Mahasiswa

Halaman mahasiswa merupakan bagian sistem yang dapat diakses setelah pengguna berhasil login sebagai mahasiswa. Bagian ini dirancang untuk mendukung proses pengisian instrumen, klasifikasi kesiapan kerja, tampilan hasil, dan riwayat klasifikasi.

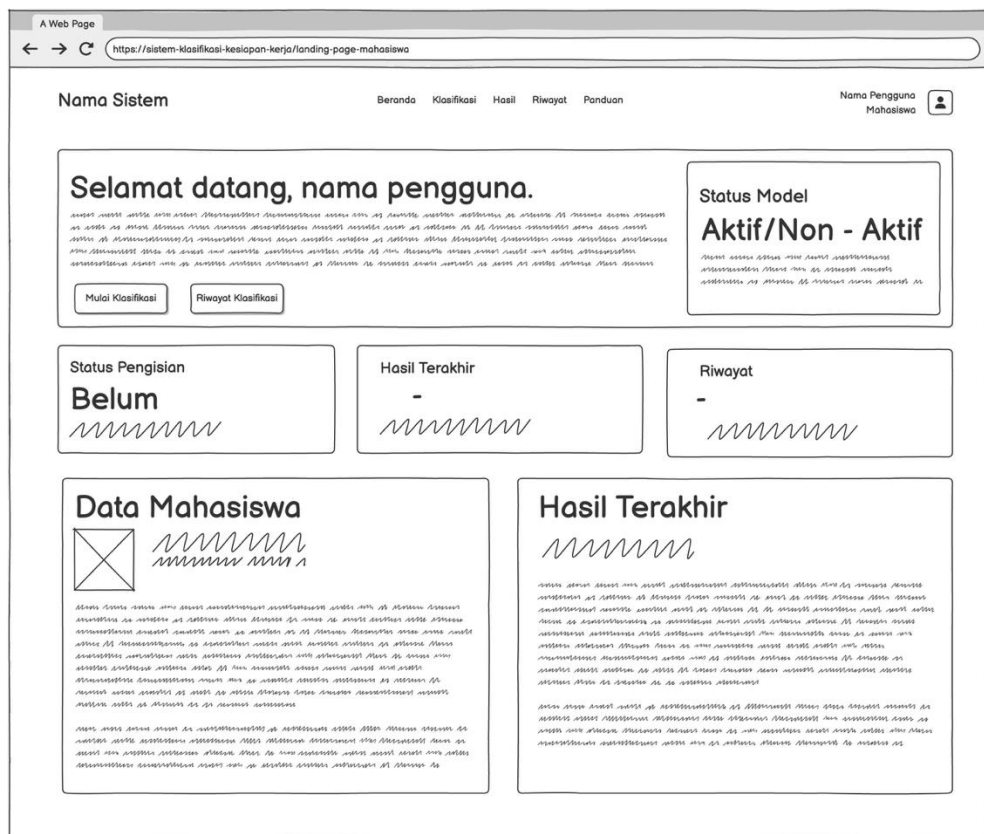
1) Wireframe Landing Page Mahasiswa

Halaman utama mahasiswa berfungsi sebagai pusat awal penggunaan sistem setelah *login*. Halaman ini memuat navigasi ke fitur utama, informasi status

model, status pengisian, hasil terakhir, riwayat klasifikasi, dan informasi akun mahasiswa.

Menu Beranda digunakan untuk kembali ke halaman utama mahasiswa. Menu Klasifikasi mengarahkan mahasiswa ke halaman pengisian instrumen. Menu Hasil digunakan untuk melihat hasil klasifikasi terakhir. Menu Riwayat digunakan untuk membuka daftar hasil klasifikasi yang pernah dilakukan. Menu Panduan disediakan untuk membantu mahasiswa memahami tahapan penggunaan sistem.

Tombol Mulai Klasifikasi digunakan untuk memulai pengisian instrumen, sedangkan tombol Riwayat Klasifikasi digunakan untuk melihat data klasifikasi yang tersimpan.



Gambar 3.15 Wireframe Landing Page Mahasiswa

2) Wireframe Klasifikasi Mahasiswa

Halaman klasifikasi mahasiswa digunakan untuk mengisi instrumen kesiapan kerja. Mahasiswa menjawab setiap item pernyataan menggunakan pilihan skala Likert yang tersedia. Setiap jawaban menjadi input yang akan diproses oleh sistem menggunakan model *Random Forest* aktif.

Tombol Mulai Mengisi digunakan untuk memulai proses pengisian item pernyataan. Tombol Lihat Panduan digunakan untuk membuka petunjuk pengisian apabila mahasiswa membutuhkan arahan sebelum mengisi instrumen. Pada bagian akhir *form* terdapat tombol Kirim Data yang berfungsi untuk mengirimkan jawaban ke sistem. Sebelum data diproses, sistem akan memeriksa kelengkapan jawaban. Jika masih terdapat item yang belum diisi, sistem meminta mahasiswa melengkapi jawaban terlebih dahulu.

Gambar 3.16 Wireframe Klasifikasi Mahasiswa

3) Wireframe Hasil Klasifikasi

Halaman hasil klasifikasi digunakan untuk menampilkan kategori kesiapan kerja mahasiswa setelah proses prediksi selesai. Hasil yang ditampilkan berupa kategori Siap Kerja atau Belum Siap Kerja berdasarkan hasil klasifikasi model Random Forest.

Tombol Lihat Riwayat digunakan untuk membuka daftar hasil klasifikasi yang pernah dilakukan. Tombol Unduh Hasil digunakan untuk mengunduh

laporan hasil klasifikasi sebagai dokumen pribadi mahasiswa. Halaman ini dirancang agar mahasiswa dapat memahami hasil klasifikasi secara langsung tanpa perlu melihat proses perhitungan teknis.

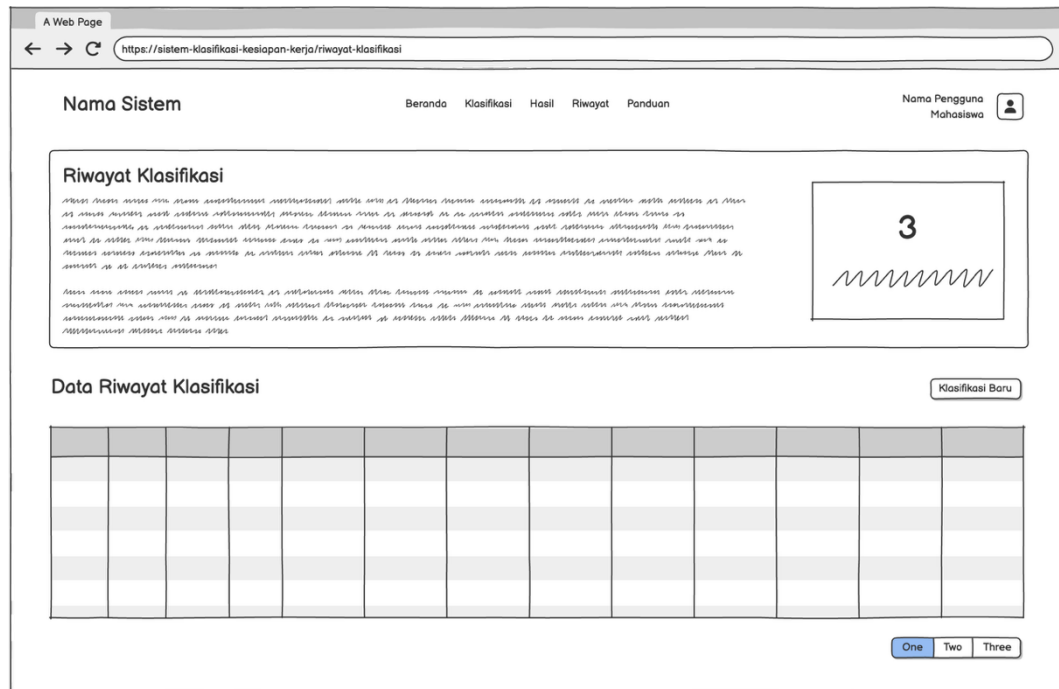


Gambar 3.17 Wireframe Hasil Klasifikasi

4) Wireframe Riwayat Klasifikasi

Halaman riwayat klasifikasi digunakan untuk menampilkan daftar hasil klasifikasi yang tersimpan pada akun mahasiswa. Data yang ditampilkan meliputi tanggal klasifikasi, hasil klasifikasi, status kesiapan kerja, dan aksi yang dapat dilakukan.

Tombol Klasifikasi Baru digunakan untuk kembali ke halaman pengisian instrumen apabila mahasiswa ingin melakukan klasifikasi kembali. Tombol Detail digunakan untuk melihat informasi hasil klasifikasi secara lebih lengkap, termasuk jawaban yang telah diberikan. Tombol Unduh Laporan digunakan untuk menyimpan hasil klasifikasi dalam bentuk dokumen. Fitur *pagination* digunakan untuk membagi daftar riwayat ke beberapa halaman agar data tetap mudah dibaca.



Gambar 3.18 Wireframe Riwayat Klasifikasi

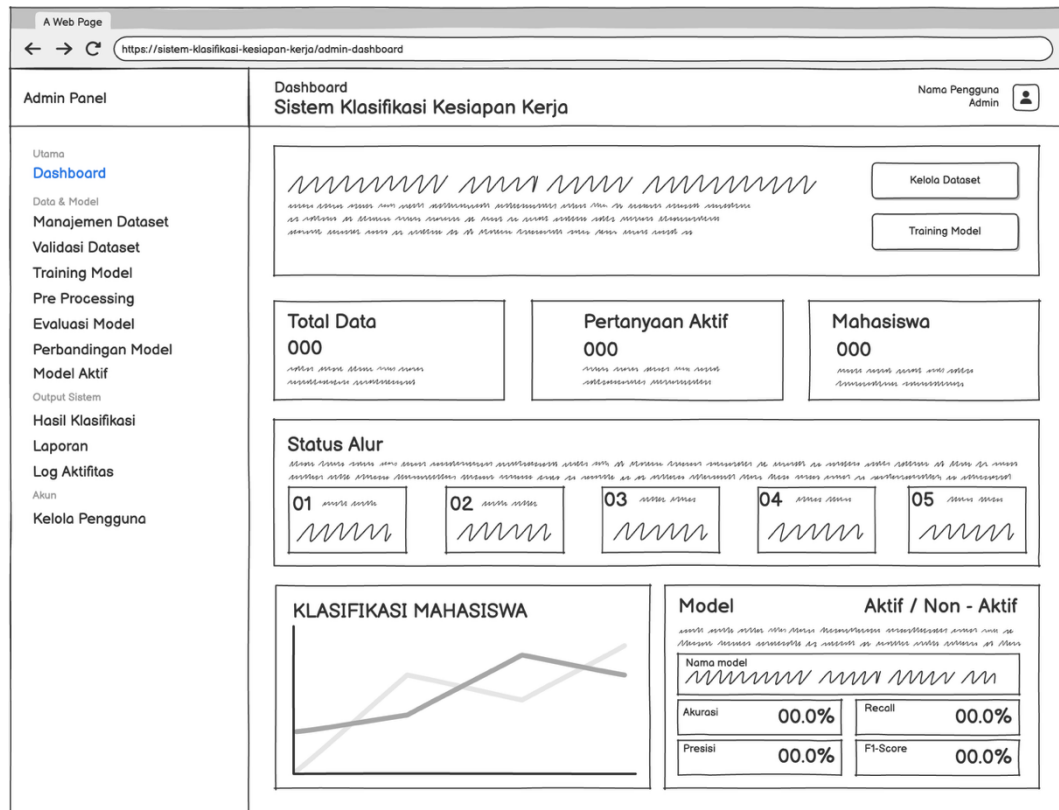
c. Wireframe Halaman Admin

Halaman admin digunakan untuk mengelola data, proses pemodelan, hasil evaluasi, model aktif, dan data pengguna. Bagian ini hanya dapat diakses oleh pengguna dengan *role* admin.

1) Wireframe Dashboard Admin

Dashboard admin berfungsi sebagai pusat pemantauan sistem. Halaman ini memuat ringkasan jumlah dataset, pertanyaan aktif, mahasiswa, status alur pengolahan data, statistik hasil klasifikasi, dan informasi model aktif.

Sidebar digunakan untuk berpindah ke halaman pengelolaan sistem, seperti *dashboard*, *dataset*, *preprocessing*, *training model*, evaluasi model, model aktif, hasil klasifikasi, laporan, *log* aktivitas, dan kelola pengguna. Tombol *Kelola Dataset* digunakan untuk membuka halaman manajemen dataset, sedangkan tombol *Training Model* digunakan untuk menuju halaman pelatihan model *Random Forest*. Informasi status alur membantu admin mengetahui tahapan yang sudah tersedia sebelum sistem digunakan untuk klasifikasi mahasiswa.

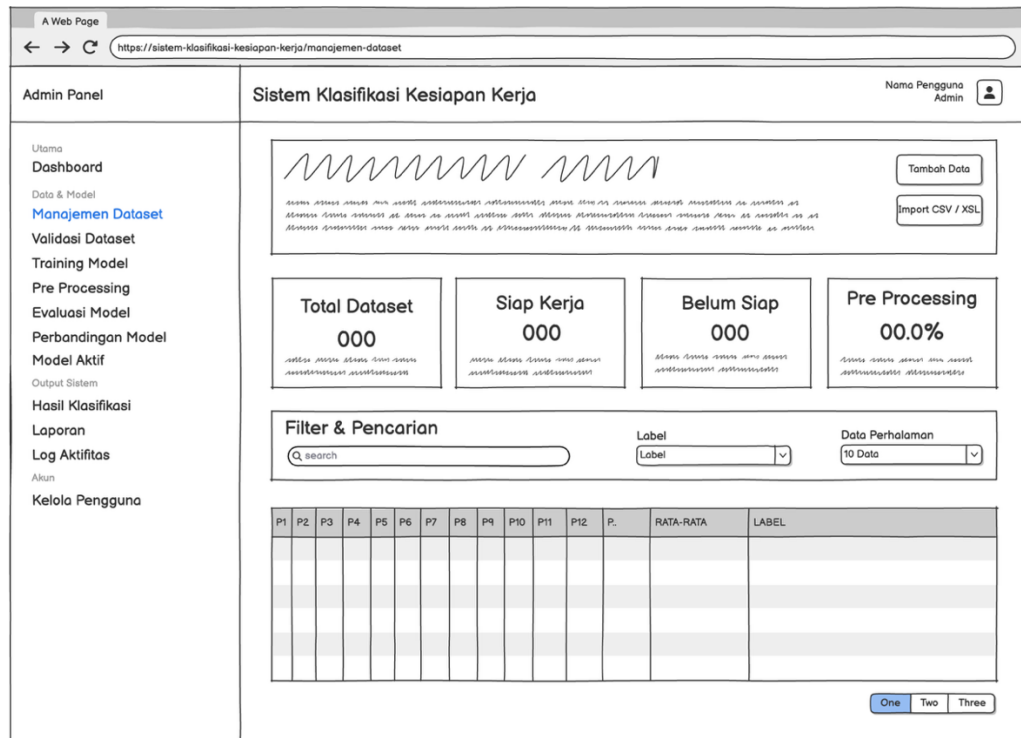


Gambar 3.19 Wireframe Dashboard Admin

2) Wireframe Manajemen Dataset

Halaman manajemen *dataset* digunakan untuk mengelola data *training*. Admin dapat menambahkan data secara manual, mengimpor *dataset*, mencari data, memfilter data berdasarkan label, dan mengatur jumlah data yang ditampilkan.

Tombol Tambah Data digunakan untuk memasukkan data training melalui form input. Tombol Import CSV/XLS digunakan untuk mengunggah *dataset* dalam format *file* sehingga admin tidak perlu memasukkan data satu per satu. Kolom pencarian digunakan untuk menemukan data tertentu, sedangkan filter label digunakan untuk menampilkan data berdasarkan kategori Siap Kerja atau Belum Siap Kerja. Tombol aksi pada tabel digunakan untuk melihat detail, mengubah, atau menghapus data.

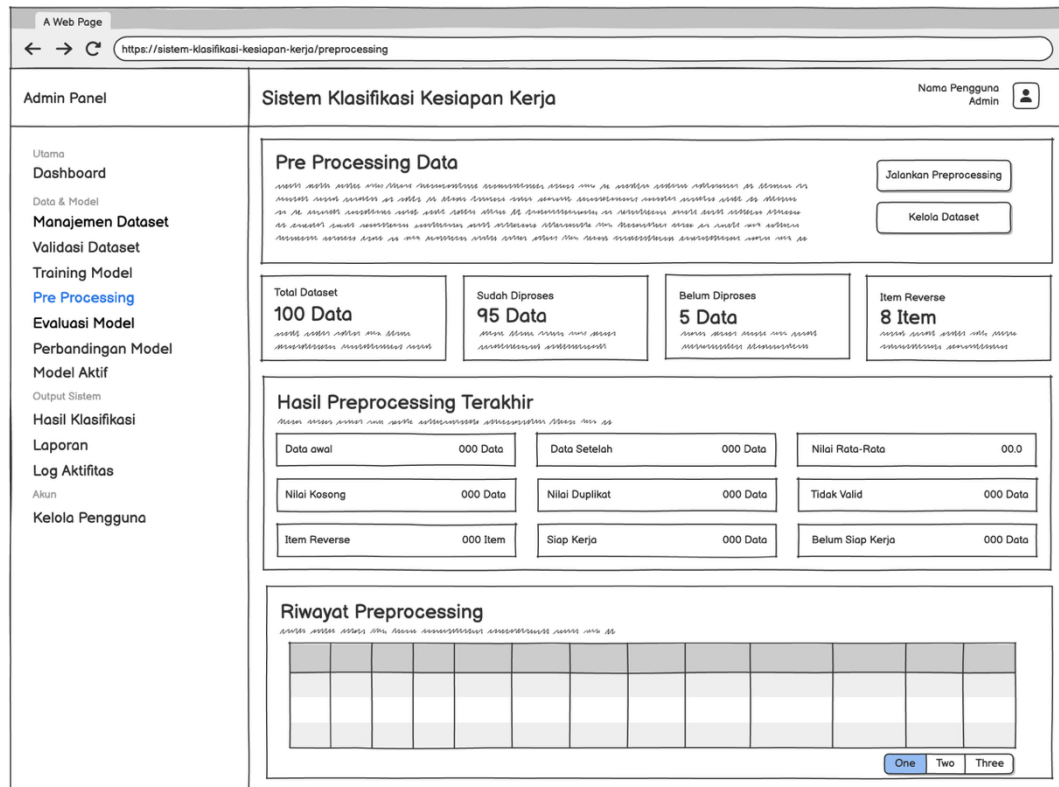


Gambar 3.20 Wireframe Manajemen Dataset

3) Wireframe Preprocessing

Halaman *preprocessing* digunakan untuk menjalankan proses pengolahan awal sebelum *dataset* digunakan pada tahap *training* model. Proses ini mencakup pemeriksaan kelengkapan data, pemeriksaan nilai, penghapusan data duplikat, *reverse scoring*, perhitungan nilai rata-rata, dan pembentukan label kelas.

Tombol Jalankan *Preprocessing* digunakan untuk memulai proses pengolahan data. Tombol Kelola *Dataset* digunakan untuk kembali ke halaman *dataset* apabila admin perlu memperbaiki atau menambah data sebelum *preprocessing* dijalankan. Bagian hasil *preprocessing* menampilkan ringkasan jumlah data awal, data setelah diproses, nilai rata-rata, jumlah data duplikat, item *reverse*, serta distribusi label kelas. Riwayat *preprocessing* digunakan sebagai dokumentasi proses pengolahan data yang pernah dilakukan.



Gambar 3.21 Wireframe Preprocessing

4) Wireframe Training Model

Halaman *training* model digunakan untuk menjalankan proses pelatihan model *Random Forest*. Admin dapat menentukan rasio pembagian data, memilih skenario parameter, melihat konfigurasi parameter, dan menjalankan proses training.

Pilihan *Split Data* digunakan untuk menentukan perbandingan data *training* dan data *testing*, yaitu 70:30 atau 80:20. Pilihan Uji Parameter digunakan untuk memilih kombinasi parameter *Random Forest* yang telah disediakan. Bagian preview parameter menampilkan nilai *n_estimators*, *max_depth*, *min_samples_leaf*, *bootstrap*, dan *random_state* sebelum *training* dijalankan. Tombol *Jalankan Training Model* digunakan untuk memulai proses pelatihan model. Tombol *Lihat Evaluasi* digunakan untuk membuka halaman evaluasi setelah proses *training* selesai.

A Web Page

https://sistem-klasifikasi-kesiapan-kerja/training-model

Admin Panel

Sistem Klasifikasi Kesiapan Kerja

Nama Pengguna Admin

Utama

Dashboard

Data & Model

Manajemen Dataset

Validasi Dataset

Training Model

Pre Processing

Evaluasi Model

Perbandingan Model

Model Aktif

Output Sistem

Hasil Klasifikasi

Laporan

Log Aktivitas

Akun

Kelola Pengguna

TRAINING MODEL

Dataset siap training

000 Data

Total Training

000 Training

Akurasi Terakhir

00.0%

F1 - Score Terakhir

00.0%

KONFIGURASI

Split Data

70:30

Jumlah Split Data akan dibuat

80:20

Jumlah Split Data akan dibuat

Uji Parameter

Uji 00

Jumlah Uji akan dilakukan

Uji 00

Jumlah Uji akan dilakukan

Uji 00

Jumlah Uji akan dilakukan

Uji 00

Jumlah Uji akan dilakukan

Uji 00

Jumlah Uji akan dilakukan

Uji 00

Jumlah Uji akan dilakukan

Preview Parameter

n_estimators

000

max_depth

000

max_depth

000

bootstrap

True

random_state

000

Jalankan Training Model

Lihat Evaluasi

HISTORY TRAINING MODEL

One

Two

Three

Gambar 3.22 Wireframe Training Model

5) Wireframe Evaluasi

Halaman evaluasi model digunakan untuk menampilkan hasil pengujian model *Random Forest*. Informasi yang tersedia meliputi metrik evaluasi, konfigurasi parameter, *confusion matrix*, dan daftar hasil evaluasi *training*.

Tombol *Training* Model digunakan untuk kembali ke halaman pelatihan apabila admin ingin melakukan *training* ulang. Tombol *Kelola Model Aktif* digunakan untuk membuka halaman pengelolaan model yang akan digunakan dalam proses klasifikasi mahasiswa. Bagian metrik evaluasi menampilkan nilai

accuracy, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Confusion matrix* digunakan untuk melihat perbandingan antara kelas aktual dan hasil prediksi model. Daftar evaluasi training membantu admin membandingkan performa model sebelum menentukan model yang akan diaktifkan.

A Web Page

← → ↺

https://sistem-klasifikasi-kesiapan-kerja/evaluasi-model

Admin Panel

Utama

Dashboard

Data & Model

Manajemen Dataset

Validasi Dataset

Training Model

Evaluasi Model

Perbandingan Model

Model Aktif

Output Sistem

Hasil Klasifikasi

Laporan

Log Aktivitas

Akun

Kelola Pengguna

Sistem Klasifikasi Kesiapan Kerja

Nama Pengguna Admin

EVALUASI MODEL

Training Model

Kelola Model Aktif

Total Evaluasi

000

Akurasi Terbaik

00.0%

F1-Score Terbaik

00.0%

Status Model

Aktif/Non-aktif

MODEL AKTIF

Accuracy

00.0%

Precision

00.0%

Recall

00.0%

F1-Score

00.0%

Konfigurasi Parameter

000

000

000

000

000

Confusion Matrix

Siap Kerja

Belum Siap Kerja

Siap Kerja

00

00

Belum Siap Kerja

00

00

TP

TN

FP

FN

RIWAYAT EVALUASI

One

Two

Three

Gambar 3.23 Wireframe Evaluasi Model

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1. Hasil Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui penyebaran kuesioner secara daring kepada mahasiswa aktif semester 5 ke atas pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara. Kuesioner digunakan untuk memperoleh data kuantitatif mengenai tingkat kesiapan kerja mahasiswa berdasarkan empat dimensi, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social Intelligence*.

Instrumen penelitian terdiri atas 25 item pernyataan yang disusun menggunakan skala Likert lima tingkat, dengan rentang skor 1 sampai 5. Skala tersebut digunakan untuk mengukur tingkat persetujuan responden terhadap setiap pernyataan yang berkaitan dengan kesiapan kerja.

Berdasarkan hasil penyebaran kuesioner, diperoleh sebanyak 310 data responden. Seluruh data tersebut kemudian diperiksa berdasarkan kriteria penelitian, yaitu responden merupakan mahasiswa aktif pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara dan berada pada semester 5 ke atas. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa terdapat 1 data responden yang tidak memenuhi kriteria karena tidak menyatakan diri sebagai mahasiswa aktif pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara. Dengan demikian, jumlah data responden yang memenuhi kriteria penelitian adalah sebanyak 309 data.

Jumlah tersebut telah melebihi batas minimum sampel yang ditetapkan dalam rancangan penelitian, yaitu sebanyak 100 responden. Oleh karena itu, data yang diperoleh dinilai telah memadai untuk digunakan sebagai dasar dalam tahapan penelitian selanjutnya.

4.2. Atribut Awal Dataset

Data awal yang diperoleh dari hasil kuesioner terdiri atas dua kelompok atribut, yaitu atribut identitas responden dan atribut jawaban kuesioner. Atribut identitas responden digunakan untuk mendukung proses pemeriksaan kesesuaian data dengan kriteria penelitian, sedangkan atribut jawaban kuesioner menjadi dasar dalam pembentukan dataset klasifikasi kesiapan kerja.

Atribut identitas responden meliputi cap waktu pengisian, status mahasiswa aktif pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara, jenis kelamin, semester, dan nama universitas. Atribut tersebut berfungsi sebagai data pendukung untuk memastikan bahwa responden sesuai dengan ruang lingkup penelitian. Sementara itu, atribut utama dalam dataset adalah jawaban kuesioner yang terdiri atas 25 item pernyataan, yaitu P1 sampai P25.

Tabel 4.1 Atribut Dataset Awal

Atribut	Tipe Data	Keterangan
Cap waktu	Tanggal	Waktu pengisian kuesioner oleh responden
Status aktif mahasiswa	Kategori	Digunakan untuk memastikan responden termasuk dalam kriteria penelitian
Jenis kelamin	Kategori	Data demografis responden
Semester	Kategori	Digunakan untuk memastikan responden berada pada semester 5 ke atas
Nama universitas	Teks	Data asal perguruan tinggi responden
P1–P25	Numerik	Jawaban responden terhadap 25 item pernyataan kesiapan kerja

Atribut P1 sampai P25 merupakan item pernyataan yang disusun berdasarkan empat dimensi kesiapan kerja, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social Intelligence*. Setiap dimensi memiliki jumlah item yang berbeda sesuai dengan instrumen penelitian yang digunakan. Pembagian atribut berdasarkan dimensi ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Atribut Dimensi Item Kuesioner

Dimensi	Kode Item	Jumlah Item
<i>Personal Characteristics</i>	P1 – P6	6 Item
<i>Organisational Acumen</i>	P7 – P12	6 Item
<i>Work Competence</i>	P13 – P19	7 Item
<i>Social Intelligence</i>	P20 – P25	6 Item

4.3. Hasil Pengujian Instrumen

Pengujian instrumen dilakukan untuk mengetahui kelayakan item pernyataan dalam mengukur kesiapan kerja mahasiswa. Pengujian ini menggunakan 32 data responden dengan bantuan perangkat lunak SPSS. Instrumen yang diuji terdiri atas 25 item pernyataan yang mewakili empat dimensi kesiapan kerja, yaitu *Personal Characteristics*, *Organisational Acumen*, *Work Competence*, dan *Social Intelligence*.

Sebelum dilakukan pengujian, item pernyataan yang bersifat negatif terlebih dahulu disesuaikan melalui proses *reverse scoring*. Proses ini bertujuan agar seluruh item memiliki arah penilaian yang sama, yaitu semakin tinggi skor menunjukkan tingkat kesiapan kerja yang semakin baik. Setelah penyesuaian tersebut, instrumen diuji melalui uji validitas dan uji reliabilitas.

4.3.1. Hasil Uji Validitas

Uji validitas dilakukan untuk mengetahui kemampuan setiap item pernyataan dalam mengukur variabel kesiapan kerja mahasiswa. Pengujian dilakukan menggunakan korelasi *Pearson Product Moment* dengan membandingkan nilai *r* hitung setiap item terhadap nilai *r* tabel.

Jumlah responden yang digunakan dalam pengujian instrumen adalah 32 responden. Pada taraf signifikansi 5%, nilai *r* tabel untuk $N = 32$ adalah 0,349. Dengan demikian, item pernyataan dinyatakan valid apabila nilai *r* hitung lebih besar dari 0,349.

Tabel 4.3 Hasil Uji Validitas Instrumen

Item	R Hitung	R Tabel	Keterangan
P1	0,634	0,349	Valid
P2	0,669	0,349	Valid
P3	0,558	0,349	Valid
P4	0,582	0,349	Valid
P5	0,467	0,349	Valid
P6	0,638	0,349	Valid
P7	0,667	0,349	Valid
P8	0,616	0,349	Valid

P9	0,659	0,349	Valid
P10	0,588	0,349	Valid
P11	0,582	0,349	Valid
P12	0,594	0,349	Valid
P13	0,713	0,349	Valid
P14	0,692	0,349	Valid
P15	0,617	0,349	Valid
P16	0,627	0,349	Valid
P17	0,590	0,349	Valid
P18	0,499	0,349	Valid
P19	0,576	0,349	Valid
P20	0,623	0,349	Valid
P21	0,757	0,349	Valid
P22	0,682	0,349	Valid
P23	0,739	0,349	Valid
P24	0,652	0,349	Valid
P25	0,608	0,349	Valid

Berdasarkan hasil pengujian, seluruh item pernyataan memiliki nilai r hitung lebih besar dari r tabel 0,349. Nilai r hitung terendah terdapat pada item P5 sebesar 0,467, sedangkan nilai tertinggi terdapat pada item P21 sebesar 0,757. Hasil tersebut menunjukkan bahwa seluruh item P1 sampai P25 dinyatakan valid, sehingga dapat digunakan sebagai instrumen pengumpulan data penelitian.

4.3.2. Hasil Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan untuk mengetahui tingkat konsistensi instrumen dalam mengukur kesiapan kerja mahasiswa. Pengujian dilakukan menggunakan metode *Cronbach's Alpha* dengan bantuan SPSS. Instrumen dinyatakan reliabel apabila nilai *Cronbach's Alpha* lebih besar atau sama dengan 0,70.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *Cronbach's Alpha* yang diperoleh adalah 0,929. Nilai tersebut lebih besar dari batas minimum 0,70, sehingga instrumen penelitian dinyatakan reliabel. Dengan demikian, instrumen kuesioner memiliki tingkat konsistensi yang sangat baik dalam mengukur kesiapan kerja mahasiswa.

Berdasarkan hasil uji validitas dan reliabilitas, seluruh item pernyataan pada instrumen penelitian dinyatakan valid dan reliabel. Oleh karena itu, instrumen kuesioner layak digunakan untuk memperoleh data penelitian pada tahap selanjutnya.

4.4. Hasil Dan Proses Pengolahan Data

Pengolahan data merupakan tahapan lanjutan setelah data hasil kuesioner terkumpul dan dinyatakan layak digunakan. Tahapan ini dilakukan untuk menyusun data mentah menjadi dataset klasifikasi yang terstruktur, bersih, dan memiliki label kelas. Proses pengolahan data dalam penelitian ini mengacu pada tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), khususnya pada tahap pemilihan data, pembersihan data, dan transformasi data.

Data yang digunakan dalam proses pengolahan berasal dari hasil seleksi responden. Data tersebut kemudian diperiksa kelengkapannya, disesuaikan pada item yang bersifat negatif, dihitung skor totalnya, dan diberikan label kelas berdasarkan nilai rata-rata skor responden.

Tabel 4.4 Proses Pengolahan Data

Tahapan	Hasil Penerapan
<i>Data Selection</i>	Memilih data responden yang sesuai dengan kriteria penelitian dan atribut jawaban kuesioner P1 sampai P25.
<i>Data Preprocessing</i>	Memeriksa kelengkapan data, menghapus data yang tidak memenuhi kriteria, memeriksa duplikasi, dan melakukan <i>reverse scoring</i> pada item negatif.
<i>Data Transformation</i>	Mengubah data hasil <i>preprocessing</i> menjadi dataset klasifikasi melalui perhitungan skor total, nilai rata-rata, dan pembentukan label kelas.
<i>Data Mining</i>	Membangun model klasifikasi menggunakan algoritma <i>Random Forest</i> dengan skenario pembagian

	data 70:30 dan 80:20.
Interpretation/Evaluation	Mengevaluasi kinerja model menggunakan <i>confusion matrix</i> , <i>accuracy</i> , <i>precision</i> , <i>recall</i> , dan <i>F1-score</i> .

4.4.1. Data Selection

Tahap *data selection* dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan sesuai dengan kriteria penelitian. Data awal yang diperoleh berjumlah 310 responden. Setelah dilakukan seleksi, terdapat 1 data yang tidak memenuhi kriteria karena responden tidak menyatakan diri sebagai mahasiswa aktif pada perguruan tinggi di wilayah Sumatera Utara. Dengan demikian, data yang memenuhi kriteria awal berjumlah 309 data.

Pada tahap ini, atribut yang digunakan untuk proses pengolahan adalah atribut jawaban kuesioner P1 sampai P25. Atribut identitas responden, seperti cap waktu, jenis kelamin, semester, dan nama universitas, tidak digunakan sebagai atribut utama karena hanya berfungsi sebagai data pendukung dalam proses seleksi responden. Hasil dari tahap data selection adalah data yang telah sesuai dengan kriteria penelitian dan memiliki atribut utama yang relevan untuk proses klasifikasi.

4.4.2. Pre-Processing Data

Tahap *data preprocessing* dilakukan untuk memastikan bahwa data hasil seleksi memiliki kualitas yang baik sebelum dilanjutkan ke tahap transformasi. Data yang diproses pada tahap ini berjumlah 309 data. Pemeriksaan dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pemeriksaan kelengkapan data, pemeriksaan rentang nilai, pemeriksaan data duplikat, dan proses *reverse scoring*.

4.4.2.1. Pemeriksaan Kelengkapan Data

Pemeriksaan kelengkapan data dilakukan untuk memastikan bahwa setiap responden telah memberikan jawaban pada seluruh atribut P1 sampai P25. Setiap atribut harus memiliki nilai karena data kosong dapat menghambat proses perhitungan skor total dan pembentukan label kelas. Berdasarkan hasil pemeriksaan terhadap 309 data, tidak ditemukan nilai kosong pada atribut P1

sampai P25. Dengan demikian, seluruh data hasil seleksi memiliki jawaban yang lengkap dan dapat dilanjutkan ke tahap pemeriksaan berikutnya.

4.4.2.2. Pemeriksaan Rentang Nilai

Pemeriksaan rentang nilai dilakukan untuk memastikan bahwa setiap jawaban berada pada skala yang sesuai. Dalam penelitian ini, nilai jawaban harus berada pada rentang 1 sampai 5 sesuai dengan skala pengukuran yang digunakan. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa seluruh nilai pada atribut P1 sampai P25 berada dalam rentang 1 sampai 5. Dengan demikian, tidak ditemukan data yang memiliki nilai di luar ketentuan skala.

4.4.2.3. Pemeriksaan Data Duplikat

Pemeriksaan data duplikat dilakukan untuk menghindari adanya data berulang dalam dataset. Data duplikat perlu dihapus karena dapat memengaruhi distribusi data dan menyebabkan pola tertentu memiliki bobot yang lebih besar dalam proses pengolahan. Berdasarkan hasil pemeriksaan terhadap 309 data, ditemukan 1 data duplikat. Data tersebut kemudian dihapus, sehingga jumlah data yang digunakan setelah tahap preprocessing menjadi 308 data.

4.4.2.4. Proses Reverse Scoring

Reverse scoring dilakukan terhadap item pernyataan yang memiliki arah negatif. Proses ini diperlukan agar seluruh item memiliki arah interpretasi yang sama. Setelah proses *reverse scoring*, skor yang lebih tinggi menunjukkan tingkat kesiapan kerja yang lebih baik. Pada penelitian ini, item yang melalui proses *reverse scoring* adalah P5, P6, P11, P12, P18, P19, P24, dan P25.

Tabel 4.5 Ketentuan Reverse Scoring

Skor Asli	Skor <i>Reverse</i>
1	5
2	4
3	3
4	2
5	1

Melalui proses tersebut, skor pada item negatif disesuaikan agar memiliki makna yang searah dengan item lainnya. Setelah seluruh tahap preprocessing

selesai, diperoleh 308 data yang lengkap, tidak duplikat, memiliki nilai sesuai rentang skala, dan telah melalui penyesuaian skor pada item negatif.

4.4.3. Data Transformation

Tahap *data transformation* dilakukan untuk mengubah data hasil preprocessing menjadi dataset klasifikasi yang memiliki struktur lebih siap untuk digunakan pada tahap pemodelan. Pada tahap ini, data yang sebelumnya hanya berupa nilai jawaban pada atribut P1 sampai P25 diolah menjadi informasi baru berupa skor total dan label kelas.

Transformasi data diperlukan karena algoritma klasifikasi membutuhkan variabel target sebagai acuan dalam proses pembelajaran. Oleh karena itu, setiap data responden tidak hanya memuat nilai jawaban, tetapi juga dilengkapi dengan kategori kesiapan kerja yang dibentuk berdasarkan skor total. Proses transformasi dalam penelitian ini terdiri atas perhitungan skor total, penentuan nilai rata-rata, dan pembentukan label kelas.

4.4.3.1. Perhitungan Total Skor

Setelah proses *pre-processing* selesai, nilai pada atribut P1 sampai P25 digunakan untuk memperoleh skor total kesiapan kerja setiap responden. Skor total diperoleh dengan menjumlahkan nilai dari seluruh 25 item pernyataan. Hasil perhitungan skor total selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam menentukan nilai rata-rata yang menjadi acuan pada tahap pembentukan label kelas.

Sebagai representasi hasil pengolahan data, lima data awal dan lima data akhir dari keseluruhan 308 data responden disajikan pada Tabel 4.6. Data yang disajikan mencakup nilai P1 sampai P25 dan skor total yang diperoleh dari penjumlahan seluruh item pernyataan.

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Total Skor

R	P1	P2	P3	P4	P5	...	...	P22	P23	P24	P25	TOTAL
R1	5	5	5	5	5	...	...	4	4	5	5	112
R2	4	4	5	4	4	...	...	4	4	4	5	107
R3	3	3	4	4	1	...	...	4	4	5	3	89
R4	4	4	4	5	1	...	...	5	5	1	1	90
R5	3	3	4	5	2	...	...	4	4	3	4	88
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
R304	3	3	4	3	4	...	...	5	5	3	3	100

R305	4	5	5	5	3	...	...	5	5	3	4	109
R306	5	5	5	5	5	...	...	3	4	3	4	112
R307	4	4	5	5	5	...	...	4	4	3	4	97
R308	5	5	4	4	4	...	...	3	3	4	3	104

Berdasarkan tabel tersebut, setiap responden memiliki skor total yang diperoleh dari penjumlahan nilai P1 sampai P25. Sebagai contoh, pada responden R1, skor total dihitung dengan menjumlahkan seluruh nilai item sebagai berikut:

$$Total\ R1 = P1 + P2 + P3 + \dots + P25$$

$$Total\ R1 = (5 + 5 + 5 + 5 + 5 + 5 + 5 + 5 + 4 + 4 + 4 + 5 + 5 + 5 + 4 + 4 + 3 + 4 + 4 + 4 + 4 + 5 + 4 + 4 + 5 + 5)$$

$$Total\ R1 = 112$$

Dengan demikian, skor total kesiapan kerja yang diperoleh responden R1 adalah 112. Proses perhitungan yang sama diterapkan pada seluruh responden untuk memperoleh skor total masing-masing data.

4.3.3.2. Penentuan Nilai Rata – Rata

Nilai rata-rata diperoleh dari keseluruhan skor total 308 responden. Nilai tersebut digunakan sebagai dasar untuk menentukan batas dalam pembentukan kategori tingkat kesiapan kerja. Perhitungan nilai rata-rata dilakukan dengan membagi jumlah keseluruhan skor total dengan jumlah responden menggunakan persamaan berikut:

$$\bar{X} = \frac{\sum X}{N} \quad (5)$$

Berdasarkan hasil perhitungan skor total, diperoleh jumlah keseluruhan skor sebesar 29.060 dari 308 responden. Dengan demikian, nilai rata-rata dihitung sebagai berikut:

$$\bar{X} = \frac{29.060}{308}$$

$$\bar{X} = 94,351$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, diperoleh nilai rata-rata skor total sebesar 94,351. Nilai tersebut selanjutnya digunakan sebagai batas dalam pembentukan label kelas dengan membandingkan skor total masing-masing responden terhadap nilai tersebut.

4.3.3.3. Pembentukan Label Kelas

Pembentukan label kelas dilakukan dengan membandingkan skor total setiap responden terhadap nilai rata-rata skor total sebesar 94,351. Label kelas diperlukan sebagai variabel target dalam proses klasifikasi. Pada penelitian ini, label kelas dibagi menjadi dua kategori, yaitu Siap Kerja dan Belum Siap Kerja.

Responden dengan skor total lebih besar atau sama dengan 94,351 diberi kategori Siap Kerja, sedangkan responden dengan skor total kurang dari 94,351 diberi kategori Belum Siap Kerja. Selain kategori tersebut, dataset dilengkapi dengan kode numerik, yaitu 1 untuk Siap Kerja dan 0 untuk Belum Siap Kerja. Ketentuan pembentukan label kelas adalah sebagai berikut:

1. Skor total $\geq 94,351$, siap kerja.
2. Skor total $< 94,351$, belum siap kerja.

Penerapan ketentuan tersebut dapat dilihat melalui contoh data responden. Pada responden R1, diperoleh skor total sebesar 112. Perbandingan skor total dengan nilai rata-rata dilakukan sebagai berikut:

$$112 \geq 94,351$$

Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, skor total R1 memenuhi ketentuan kategori Siap Kerja, sehingga R1 diberikan label 1. Sebagai contoh pada kategori lainnya, responden R3 memperoleh skor total sebesar 89. Perbandingan skor total dengan nilai rata-rata adalah sebagai berikut:

$$89 < 94,351$$

Karena skor total R3 lebih kecil dari nilai rata-rata, maka R3 dikategorikan sebagai Belum Siap Kerja dan diberikan label 0.

Berdasarkan ketentuan tersebut, setiap data responden memperoleh satu label kelas sesuai dengan skor total yang dimiliki. Label kelas ini menjadi hasil utama dari tahap transformasi data karena digunakan sebagai variabel target dalam proses klasifikasi. Hasil pembentukan label kelas terhadap 308 data menghasilkan dua kategori. Distribusi label kelas disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.7 Distribusi Label Kelas

Label Kelas	Jumlah Data	Persentase
Siap Kerja	191 Data	62,01%
Belum Siap Kerja	117 Data	37,99%

Total	308 Data	100%
-------	----------	------

Berdasarkan hasil distribusi tersebut, sebanyak 191 data atau 62,01% termasuk dalam kategori Siap Kerja. Sementara itu, sebanyak 117 data atau 37,99% termasuk dalam kategori Belum Siap Kerja. Distribusi label tersebut juga menunjukkan bahwa dataset telah memiliki dua kelas target yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Dengan terbentuknya label kelas, data hasil preprocessing telah berubah menjadi dataset terstruktur yang memiliki atribut masukan dan variabel target.

4.4.4. Dataset Hasil Pengolahan

Setelah seluruh tahapan pengolahan data dilakukan, diperoleh dataset akhir sebanyak 308 data responden. Dataset ini merupakan hasil dari rangkaian proses seleksi, pre-processing, dan transformasi data yang dilakukan terhadap data hasil kuesioner. Data yang semula berupa jawaban responden terhadap instrumen penelitian kemudian diolah menjadi dataset terstruktur yang dapat digunakan pada tahap pemodelan klasifikasi. Dataset akhir terdiri atas atribut P1 sampai P25, total skor, dan label kelas.

Atribut P1 sampai P25 digunakan sebagai atribut utama dalam dataset karena merepresentasikan jawaban responden terhadap 25 item pernyataan kesiapan kerja. Nilai pada atribut tersebut merupakan nilai yang telah melalui proses pengolahan data sehingga dapat digunakan dalam tahap pemodelan. Setiap atribut P1 sampai P25 memiliki tipe data numerik dengan rentang nilai sesuai dengan skala pengukuran yang digunakan dalam instrumen penelitian.

Selain atribut P1 sampai P25, dataset hasil pengolahan memiliki atribut Total Skor. Total skor merupakan hasil penjumlahan nilai pada atribut P1 sampai P25 dan digunakan untuk memperoleh nilai yang merepresentasikan skor keseluruhan kesiapan kerja masing-masing responden. Perhitungan total skor tersebut menjadi bagian dari proses transformasi data yang telah dijelaskan pada tahap sebelumnya.

Dataset juga memiliki atribut Label yang berfungsi sebagai variabel target dalam proses klasifikasi. Label kelas terdiri atas dua kategori, yaitu Siap Kerja dan Belum Siap Kerja. Kategori tersebut direpresentasikan dalam bentuk kode numerik, yaitu 1 untuk Siap Kerja dan 0 untuk Belum Siap Kerja. Pembentukan

label dilakukan berdasarkan perbandingan total skor masing-masing responden dengan nilai rata-rata skor total sebesar 94,351. Rincian proses perhitungan total skor, penentuan nilai rata-rata, dan pembentukan label telah dijelaskan pada tahap Data Transformation.

Tabel 4.8 Struktur Dataset Hasil Pengolahan

Atribut	Tipe Data	Keterangan
P1–P25	Numerik	Jawaban responden terhadap 25 item pernyataan kesiapan kerja setelah preprocessing
Total Skor	Numerik	Hasil penjumlahan skor P1–P25 setelah reverse scoring
Label	Numerik	Kategori Siap Kerja atau Belum Siap Kerja

Pada proses pemodelan, atribut P1 sampai P25 digunakan sebagai variabel input, sedangkan atribut label digunakan sebagai variabel target. Atribut total skor tidak digunakan sebagai variabel input dalam proses pelatihan model karena hanya berfungsi sebagai dasar pembentukan label kelas. Pemisahan ini dilakukan agar model *Random Forest* mempelajari pola dari jawaban setiap item, bukan dari total skor yang secara langsung menjadi dasar penentuan kategori.

Dengan struktur tersebut, dataset akhir telah memenuhi kebutuhan proses klasifikasi karena memiliki dua komponen utama, yaitu atribut input dan variabel target. Atribut input digunakan untuk membentuk pola pembelajaran, sedangkan variabel target digunakan sebagai acuan kelas yang akan dipelajari oleh model.

Sebagian data hasil pengolahan disajikan pada Tabel 4.8. Data tersebut merupakan bagian dari dataset akhir yang telah melalui proses *preprocessing*, *reverse scoring*, perhitungan total skor, dan pembentukan label kelas.

Tabel 4.9 Dataset Hasil Pengolahan

R	P1	P2	P3	P4	P5	...	...	P22	P23	P24	P25	TOTAL	LABEL
R1	5	5	5	5	5	...	...	4	4	5	5	112	1
R2	4	4	5	4	4	...	...	4	4	4	5	107	1
R3	3	3	4	4	1	...	...	4	4	5	3	89	0
R4	4	4	4	5	1	...	...	5	5	1	1	90	0
R5	3	3	4	5	2	...	...	4	4	3	4	88	0

⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
R304	3	3	4	3	4	...	...	5	5	3	3	100	1
R305	4	5	5	5	3	...	...	5	5	3	4	109	1
R306	5	5	5	5	5	...	...	3	4	3	4	112	1
R307	4	4	5	5	5	...	...	4	4	3	4	97	1
R308	5	5	4	4	4	...	...	3	3	4	3	104	1

Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 4.8, setiap baris merepresentasikan satu data responden. Kolom P1 sampai P25 berisi nilai jawaban yang telah melalui proses pengolahan, kolom total skor berisi hasil penjumlahan seluruh atribut jawaban, dan kolom label berisi kategori kesiapan kerja dalam bentuk numerik.

Label 1 diberikan kepada data dengan total skor lebih besar atau sama dengan 94,351, sedangkan label 0 diberikan kepada data dengan total skor di bawah 94,351. Dengan demikian, setiap data dalam dataset akhir telah memiliki kelas target yang jelas dan siap digunakan pada tahap klasifikasi.

Dataset hasil pengolahan ini menjadi data akhir yang digunakan pada tahap pemodelan. Dari 308 data yang tersedia, sebanyak 191 data memiliki label Siap Kerja dan 117 data memiliki label Belum Siap Kerja. Komposisi tersebut menunjukkan bahwa dataset telah memiliki dua kelas target yang diperlukan dalam proses klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa.

4.5. Pemodelan Sistem

Pemodelan *Random Forest* dilakukan setelah dataset hasil pengolahan dinyatakan siap digunakan. Dataset yang digunakan berjumlah 308 data dengan 25 atribut masukan, yaitu P1 sampai P25, serta satu atribut target berupa label kelas. Atribut P1 sampai P25 digunakan sebagai variabel prediktor, sedangkan label kelas digunakan sebagai variabel target dalam proses klasifikasi.

Algoritma *Random Forest* digunakan untuk membangun model klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa. Pemodelan dilakukan dengan membagi dataset menjadi *data training* dan *data testing*. *Data training* digunakan untuk membentuk model, sedangkan data testing digunakan pada tahap evaluasi untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

4.5.1. Pembagian Data Training Dan Testing

Pembagian *data training* dan *testing* dilakukan untuk memisahkan data yang digunakan dalam proses pelatihan dan data yang digunakan untuk pengujian model. Pemisahan ini diperlukan agar model tidak hanya dinilai berdasarkan data yang telah dipelajari, tetapi juga diuji menggunakan data lain yang tidak terlibat dalam proses training.

Pada penelitian ini digunakan dua skenario pembagian data, yaitu 70:30 dan 80:20. Pada skenario 70:30, sebanyak 70% data digunakan sebagai data training dan 30% data digunakan sebagai data testing. Sementara itu, pada skenario 80:20, sebanyak 80% data digunakan sebagai data *training* dan 20% data digunakan sebagai data *testing*.

Tabel 4.9 Pembagian Data Training Dan Testing

Data Split	Data Training	Data Testing
70 : 30	215 Data	93 Data
80 : 20	246 Data	62 Data

Berdasarkan pembagian tersebut, setiap skenario memiliki jumlah *data training* dan *testing* yang berbeda. Skenario 70:30 menggunakan data *testing* yang lebih besar, sedangkan skenario 80:20 menggunakan data training yang lebih besar. Kedua skenario ini digunakan untuk melihat bagaimana perbedaan proporsi data memengaruhi kinerja model pada tahap evaluasi.

4.6. Skenario Pengujian Model

Pemodelan dilakukan dengan beberapa kombinasi parameter untuk memperoleh model yang memiliki performa terbaik. Parameter yang digunakan meliputi *n_estimators*, *max_depth*, *min_samples_leaf*, *bootstrap*, dan *random_state*.

Parameter *n_estimators* digunakan untuk menentukan jumlah pohon keputusan yang dibentuk dalam model *Random Forest*. Parameter *max_depth* digunakan untuk mengatur kedalaman maksimum setiap pohon. Parameter *min_samples_leaf* menentukan jumlah minimum data pada node daun. Parameter *bootstrap* bernilai *True*, yang berarti setiap pohon dibangun menggunakan sampel acak dari data training. Sementara itu, *random_state* digunakan untuk menjaga konsistensi hasil pelatihan agar proses training dapat direproduksi.

Tabel 4.10 Skenario Uji Parameter

<i>Skenario</i>	<i>N_estimators</i>	<i>Max_depth</i>	<i>Min_samples_leaf</i>	<i>Random_state</i>
Uji 1	50	5	2	32
Uji 2	70	7	1	32
Uji 3	80	9	5	42
Uji 4	90	12	3	12
Uji 5	100	14	4	32
Uji 6	120	16	6	42

Setiap kombinasi parameter digunakan pada masing-masing skenario pembagian data. Dengan demikian, terdapat 12 proses training yang dilakukan, yaitu enam proses training pada skenario 70:30 dan enam proses training pada skenario 80:20. Penggunaan beberapa kombinasi parameter bertujuan untuk membandingkan hasil pelatihan model pada konfigurasi yang berbeda.

4.6.1. Proses Training Model

Proses *training* dilakukan dengan menggunakan data training pada setiap skenario pembagian data. Pada tahap ini, algoritma *Random Forest* membentuk sejumlah pohon keputusan sesuai dengan parameter yang telah ditentukan. Setiap pohon mempelajari pola dari data *training*, kemudian hasil dari beberapa pohon digabungkan untuk menghasilkan keputusan klasifikasi.

Pada skenario 70:30, proses training dilakukan menggunakan 215 data training. Sementara itu, pada skenario 80:20, proses training dilakukan menggunakan 246 data training. Setiap skenario pembagian data diuji menggunakan enam kombinasi parameter, sehingga diperoleh beberapa model dengan konfigurasi yang berbeda.

Hasil dari proses training selanjutnya digunakan pada tahap evaluasi model. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya pada data testing. Nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dari setiap skenario dibahas pada subbab evaluasi model.

4.7. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kemampuan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa. Evaluasi

dilakukan menggunakan data testing pada setiap skenario pembagian data dan kombinasi parameter yang telah ditentukan pada tahap pemodelan.

Pada tahap ini, hasil prediksi model dibandingkan dengan label aktual pada data testing. Perbandingan tersebut kemudian dianalisis menggunakan confusion matrix dan dihitung melalui empat metrik evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Dalam penelitian ini, kelas Siap Kerja ditetapkan sebagai kelas positif, sedangkan kelas Belum Siap Kerja ditetapkan sebagai kelas negatif.

4.7.1. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi digunakan untuk menilai performa model dari beberapa aspek. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model secara keseluruhan. *Precision* digunakan untuk melihat ketepatan model ketika memprediksi kelas Siap Kerja. *Recall* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang benar-benar termasuk kelas Siap Kerja. Sementara itu, *F1-score* digunakan untuk melihat keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

Perhitungan metrik evaluasi didasarkan pada komponen *confusion matrix*, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Pada penelitian ini, TP menunjukkan data Siap Kerja yang berhasil diprediksi sebagai Siap Kerja, sedangkan TN menunjukkan data Belum Siap Kerja yang berhasil diprediksi sebagai Belum Siap Kerja. FP menunjukkan data Belum Siap Kerja yang salah diprediksi sebagai Siap Kerja, sedangkan FN menunjukkan data Siap Kerja yang salah diprediksi sebagai Belum Siap Kerja.

4.7.2. Evaluasi Seluruh Skenario

Evaluasi dilakukan terhadap dua skenario pembagian data, yaitu 70:30 dan 80:20. Masing-masing skenario diuji menggunakan enam kombinasi parameter *Random Forest*. Dengan demikian, terdapat 12 hasil evaluasi model yang dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik.

Tabel 4.11 Hasil Evaluasi Model

<i>Split Data</i>	Skenario Uji	<i>Data Training</i>	<i>Data Testing</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1 - Score</i>
70:30	Uji 1	215	93	92,47%	92,47%	90,48%	94,21%
	Uji 2			94,62%	94,62%	100%	95,87%

	Uji 3			93,55%	93,55%	100%	95,08%
	Uji 4			95,70%	95,70%	100%	96,67%
	Uji 5			90,32%	90,32%	96,55%	92,56%
	Uji 6			92,47%	92,47%	100%	93,31%
80:20	Uji 1	246	62	93,55%	90,48%	100%	95,00%
	Uji 2			98,39%	97,44%	100%	98,70%
	Uji 3			93,55%	90,48%	100%	95,00%
	Uji 4			96,77%	95,00%	100%	97,44%
	Uji 5			95,16%	94,87%	93,37%	96,10%
	Uji 6			91,94%	88,37%	100%	93,83%

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 4.11, seluruh skenario pengujian memperoleh nilai *accuracy* di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* mampu membentuk model klasifikasi dengan tingkat ketepatan yang baik pada dataset kesiapan kerja mahasiswa.

Pada skenario pembagian data 70:30, nilai *accuracy* tertinggi diperoleh pada Uji 4 sebesar 95,70%. Skenario ini menggunakan 215 data *training* dan 93 data *testing*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan baik meskipun jumlah data *testing* pada skenario 70:30 lebih besar dibandingkan skenario 80:20.

Pada skenario pembagian data 80:20, nilai *accuracy* tertinggi diperoleh pada Uji 2 sebesar 98,39%. Skenario ini menggunakan 246 data *training* dan 62 data *testing*. Nilai tersebut merupakan hasil terbaik dari seluruh skenario yang diuji. Selain *accuracy* yang tinggi, skenario 80:20 Uji 2 juga memperoleh *precision* sebesar 97,44%, *recall* sebesar 100,00%, dan *F1-score* sebesar 98,70%.

4.7.3. Analisis Hasil Evaluasi Skenario 70:30

Pada skenario 70:30, jumlah data *training* yang digunakan adalah 215 data, sedangkan data *testing* berjumlah 93 data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai *accuracy* berada pada rentang 90,32% sampai 95,70%. Nilai terendah diperoleh pada Uji 5, sedangkan nilai tertinggi diperoleh pada Uji 4.

Uji 4 menjadi skenario terbaik pada pembagian data 70:30 dengan *accuracy* sebesar 95,70%, *precision* sebesar 95,70%, *recall* sebesar 100,00%, dan *F1-score* sebesar 96,67%. Nilai *recall* sebesar 100,00% menunjukkan bahwa seluruh data aktual pada kelas Siap Kerja berhasil dikenali oleh model. Sementara itu, nilai

precision sebesar 95,70% menunjukkan bahwa prediksi model terhadap kelas Siap Kerja memiliki tingkat ketepatan yang tinggi.

Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi parameter pada Uji 4 mampu menghasilkan model yang lebih optimal dibandingkan skenario uji lainnya pada pembagian data 70:30. Meskipun demikian, skenario ini belum menjadi model terbaik secara keseluruhan karena masih terdapat skenario lain pada pembagian data 80:20 yang menghasilkan nilai *accuracy* dan *F1-score* lebih tinggi.

4.7.4. Analisis Hasil Evaluasi Skenario 80:20

Pada skenario 80:20, jumlah data training yang digunakan adalah 246 data, sedangkan data testing berjumlah 62 data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai *accuracy* berada pada rentang 91,94% sampai 98,39%. Nilai terendah diperoleh pada Uji 6, sedangkan nilai tertinggi diperoleh pada Uji 2.

Uji 2 menjadi skenario terbaik pada pembagian data 80:20 dengan *accuracy* sebesar 98,39%, *precision* sebesar 97,44%, *recall* sebesar 100,00%, dan *F1-score* sebesar 98,70%. Nilai *accuracy* sebesar 98,39% menunjukkan bahwa dari 62 data testing, terdapat 61 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dan hanya 1 data yang mengalami kesalahan klasifikasi.

Nilai *precision* sebesar 97,44% menunjukkan bahwa sebagian besar data yang diprediksi sebagai Siap Kerja benar-benar termasuk dalam kelas Siap Kerja. Nilai *recall* sebesar 100,00% menunjukkan bahwa seluruh data aktual Siap Kerja berhasil dikenali oleh model. Sementara itu, *F1-score* sebesar 98,70% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang sangat baik antara ketepatan prediksi dan kemampuan mengenali kelas positif.

4.7.5. Perbandingan Hasil Evaluasi

Perbandingan hasil evaluasi menunjukkan bahwa skenario 80:20 cenderung menghasilkan performa yang lebih tinggi dibandingkan skenario 70:30. Hal ini dapat dilihat dari nilai *accuracy* tertinggi pada skenario 80:20, yaitu 98,39%, sedangkan nilai *accuracy* tertinggi pada skenario 70:30 adalah 95,70%.

Perbedaan tersebut dapat dipengaruhi oleh jumlah data *training* yang digunakan. Pada skenario 80:20, model memperoleh data *training* lebih banyak, yaitu 246 data. Jumlah data *training* yang lebih besar memungkinkan model mempelajari pola jawaban responden dengan lebih baik. Sementara itu, pada

skenario 70:30, data *training* yang digunakan berjumlah 215 data, sehingga informasi yang dipelajari oleh model lebih sedikit dibandingkan skenario 80:20.

Meskipun demikian, kedua skenario tetap menunjukkan hasil yang baik karena seluruh nilai *accuracy* berada di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki kemampuan yang stabil dalam melakukan klasifikasi terhadap dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

4.7.6. Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan hasil evaluasi seluruh skenario, model terbaik diperoleh pada skenario 80:20 Uji 2. Skenario ini menggunakan parameter *n_estimators* sebesar 70, *max_depth* sebesar 7, *min_samples_leaf* sebesar 1, *bootstrap* bernilai *True*, dan *random_state* sebesar 32.

Model tersebut memperoleh *accuracy* sebesar 98,39%, *precision* sebesar 97,44%, *recall* sebesar 100,00%, dan *F1-score* sebesar 98,70%. Nilai tersebut merupakan hasil evaluasi tertinggi dibandingkan skenario lainnya, sehingga skenario 80:20 Uji 2 dipilih sebagai model terbaik dalam penelitian ini. Hasil confusion matrix model terbaik disajikan pada Gambar 4.1

AKTUAL / PREDIKSI	SIAP KERJA		BELUM SIAP KERJA	
	SIAP KERJA		BELUM SIAP KERJA	
Siap Kerja	38 TP		0 FN	
Belum Siap Kerja	1 FP		23 TN	

Gambar 4.1 Confusion Matrix Model Terbaik

Berdasarkan confusion matrix pada Gambar 4.1, diperoleh nilai *True Positive* (TP) sebesar 38, *True Negative* (TN) sebesar 23, *False Positive* (FP) sebesar 1, dan *False Negative* (FN) sebesar 0. Dengan demikian, dari 62 data testing, terdapat 61 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 1 data mengalami kesalahan klasifikasi. Berdasarkan nilai tersebut, perhitungan *accuracy* dilakukan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{38+23}{38+23+1+0} (6)$$

$$Accuracy = \frac{61}{62}$$

$$Accuracy = 0,9839 = 98,39\%$$

Nilai *accuracy* sebesar 98,39% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 61 dari 62 data *testing* dengan benar. Selanjutnya, perhitungan *precision* dilakukan sebagai berikut.

$$Precision = \frac{38}{38+1} (7)$$

$$Precision = 0,9744 = 97,44\%$$

Nilai *precision* sebesar 97,44% menunjukkan bahwa prediksi model terhadap kelas Siap Kerja memiliki tingkat ketepatan yang tinggi. Artinya, dari seluruh data yang diprediksi sebagai Siap Kerja, sebagian besar benar-benar termasuk dalam kelas tersebut. Perhitungan *recall* dilakukan sebagai berikut.

$$Recall = \frac{38}{38+0} (8)$$

$$Recall = 1,0000 = 100\%$$

Nilai *recall* sebesar 100,00% menunjukkan bahwa seluruh data aktual Siap Kerja pada data *testing* berhasil dikenali oleh model. Perhitungan *F1-score* dilakukan sebagai berikut.

$$F1-Score = 2 \times \frac{0,9744 \times 1,0000}{0,9744 + 1,0000} (9)$$

$$F1-Score = 0,9870 = 98,70\%$$

Nilai *F1-score* sebesar 98,70% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall*. Dengan demikian, model tidak hanya memiliki tingkat ketepatan klasifikasi yang tinggi, tetapi juga mampu mengenali seluruh data aktual pada kelas Siap Kerja.

Berdasarkan hasil tersebut, skenario 80:20 Uji 2 dipilih sebagai model terbaik. Model ini memiliki performa paling optimal karena memperoleh nilai *accuracy* tertinggi, *recall* sebesar 100,00%, serta *F1-score* yang menunjukkan keseimbangan evaluasi yang baik. Selain itu, model hanya menghasilkan 1 kesalahan klasifikasi dari 62 data *testing*.

Kinerja model yang tinggi menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu mempelajari pola hubungan antara atribut jawaban kuesioner dan label kesiapan

kerja. Algoritma ini bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan dan menggabungkan hasil prediksi dari setiap pohon, sehingga model yang dihasilkan lebih stabil dibandingkan penggunaan satu pohon keputusan tunggal.

Meskipun hasil evaluasi menunjukkan performa yang sangat baik, interpretasi hasil tetap perlu disesuaikan dengan ruang lingkup penelitian. Model dilatih dan diuji menggunakan dataset hasil kuesioner yang diperoleh dari responden penelitian. Oleh karena itu, performa model menggambarkan kemampuan klasifikasi terhadap karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini. Apabila model diterapkan pada data baru dengan karakteristik berbeda, proses evaluasi ulang atau pelatihan ulang diperlukan agar performanya tetap sesuai.

4.8.Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan untuk menerapkan model klasifikasi *Random Forest* ke dalam aplikasi berbasis *web*. Sistem ini dibangun agar proses pengelolaan dataset, preprocessing data, training model, evaluasi model, aktivasi model terbaik, serta klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa dapat dilakukan secara terstruktur.

Sistem yang dikembangkan memiliki dua jenis pengguna, yaitu admin dan mahasiswa. Admin memiliki hak akses untuk mengelola dataset, menjalankan *preprocessing*, melakukan training model, melihat hasil evaluasi, mengelola model klasifikasi, serta mengaktifkan model yang akan digunakan dalam proses prediksi. Sementara itu, mahasiswa berperan sebagai pengguna yang melakukan registrasi, login, mengisi instrumen kesiapan kerja, melihat hasil klasifikasi, dan mengakses riwayat pengisian.

Secara umum, implementasi sistem terdiri atas tiga bagian utama, yaitu halaman umum, halaman mahasiswa, dan halaman admin. Halaman umum digunakan sebagai akses awal sebelum pengguna masuk ke dalam sistem. Halaman mahasiswa digunakan untuk proses pengisian instrumen dan tampilan hasil klasifikasi. Halaman admin digunakan untuk mengelola data, proses *preprocessing*, *training* model, evaluasi, model aktif, hasil klasifikasi mahasiswa, pengguna, profil admin, dan *log* aktivitas.

4.8.1. Teknologi Pengembangan Sistem

Sistem klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa dikembangkan menggunakan *PHP Native* dengan pola MVC custom. Pola MVC digunakan untuk memisahkan bagian pengelolaan data, logika proses, dan tampilan halaman. Pemisahan ini membuat struktur program lebih teratur karena setiap bagian sistem memiliki peran yang berbeda. Bagian controller digunakan untuk mengatur alur proses, model digunakan untuk berinteraksi dengan database, sedangkan view digunakan untuk menampilkan halaman kepada pengguna.

Pada sisi antarmuka, sistem menggunakan HTML, CSS, dan JavaScript. HTML digunakan untuk membentuk struktur halaman, CSS digunakan untuk mengatur tampilan agar lebih rapi dan konsisten, sedangkan JavaScript digunakan untuk mendukung interaksi pada halaman tertentu, seperti validasi form, konfirmasi aksi, filter data, dan notifikasi. Tampilan sistem dibuat menggunakan CSS custom, sehingga desain halaman tidak bergantung pada framework tampilan seperti Bootstrap atau template admin eksternal.

Database yang digunakan dalam sistem adalah MySQL. Database berfungsi sebagai tempat penyimpanan data pengguna, data mahasiswa, pertanyaan instrumen, dataset training, hasil preprocessing, riwayat training, model klasifikasi, hasil evaluasi, jawaban mahasiswa, hasil klasifikasi, dan log aktivitas. Koneksi antara aplikasi web dan database dilakukan menggunakan PDO agar proses *query* dapat dijalankan secara lebih aman dan terstruktur.

Proses *machine learning* dijalankan menggunakan Python. Python digunakan untuk membaca dataset hasil *preprocessing*, membagi *data training* dan *testing*, membangun model *Random Forest*, menghitung hasil evaluasi, menyimpan model dalam format .pkl, dan melakukan prediksi terhadap jawaban mahasiswa. Library yang digunakan pada bagian Python meliputi pandas, numpy, scikit-learn, joblib, dan mysql-connector-python.

Selain itu, sistem juga menggunakan library tambahan melalui Composer. PhpSpreadsheet digunakan untuk membaca file dataset berformat XLSX ketika admin melakukan import dataset. Dompdf digunakan untuk mendukung pembuatan dokumen PDF, seperti laporan hasil klasifikasi atau detail jawaban

mahasiswa. Dengan penggunaan library tersebut, sistem dapat mengelola data dalam bentuk file dan menghasilkan dokumen keluaran yang dapat diunduh.

4.8.2. Mekanisme Kerja Sistem

Mekanisme kerja sistem dimulai ketika pengguna mengakses aplikasi melalui *web browser*. Pengguna yang belum memiliki akun dapat melakukan registrasi sebagai mahasiswa. Setelah akun dibuat, pengguna dapat login menggunakan email dan password. Sistem akan memeriksa data akun pada database, kemudian mengarahkan pengguna sesuai dengan *role* yang dimiliki. Admin diarahkan ke dashboard admin, sedangkan mahasiswa diarahkan ke halaman utama mahasiswa.

Pada sisi admin, proses utama dimulai dari pengelolaan dataset. Admin dapat menambahkan dataset secara manual atau mengimpor dataset dalam format CSV maupun XLSX. Dataset yang masuk ke sistem disimpan pada tabel *dataset training*. Setelah dataset tersedia, admin dapat menjalankan *preprocessing*. Proses *preprocessing* meliputi pemeriksaan nilai kosong, pemeriksaan rentang nilai, penghapusan data duplikat, *reverse scoring* pada item yang bersifat negatif, perhitungan total skor, nilai rata-rata, serta pembentukan label kelas.

Hasil preprocessing disimpan sebagai dataset yang siap digunakan dalam proses training. Selanjutnya, admin dapat menjalankan training model *Random Forest* dengan memilih split data dan skenario parameter. Sistem akan memanggil file Python untuk menjalankan proses training. Pada proses tersebut, Python mengambil data dari database, membagi data menjadi data training dan data testing, membangun model *Random Forest*, menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta menyimpan hasil prediksi aktual dan prediksi model pada data testing.

Model hasil training disimpan dalam folder Python dengan format .pkl. Setiap hasil training juga dicatat dalam riwayat training dan daftar model klasifikasi. Admin dapat melihat hasil evaluasi setiap model, membandingkan performa antar model, lalu mengaktifkan model terbaik. Model yang diaktifkan akan disalin menjadi file *active_model.pkl*, sehingga file tersebut digunakan sebagai model utama ketika mahasiswa melakukan klasifikasi.

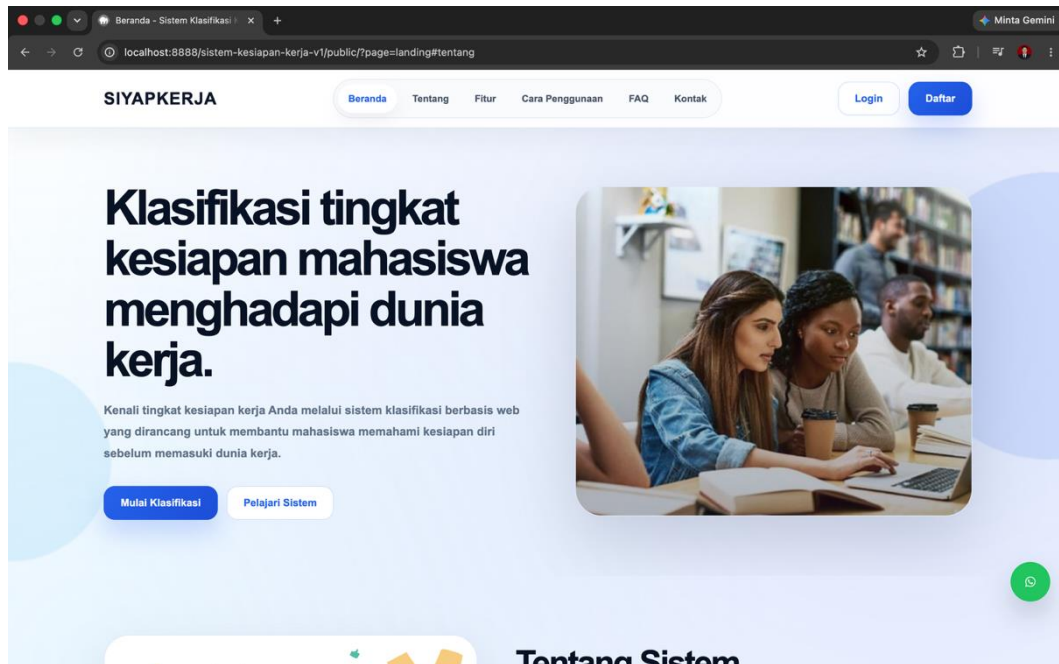
Pada sisi mahasiswa, proses klasifikasi dimulai dari pengisian instrumen kesiapan kerja. Mahasiswa mengisi 25 item pernyataan yang direpresentasikan sebagai atribut P1 sampai P25. Setelah jawaban dikirim, sistem memeriksa kelengkapan dan rentang nilai jawaban. Item yang bersifat negatif disesuaikan melalui reverse scoring, kemudian nilai akhir disusun sebagai input model.

Input tersebut dikirim dari PHP ke script Python untuk diproses menggunakan model Random Forest aktif. Script Python memuat file `active_model.pkl`, melakukan prediksi, lalu mengembalikan hasil klasifikasi ke aplikasi web. Hasil klasifikasi kemudian disimpan ke database dan ditampilkan kepada mahasiswa dalam bentuk kategori kesiapan kerja. Dengan mekanisme ini, aplikasi web berperan sebagai pengelola interaksi pengguna, sedangkan Python berperan sebagai komponen pemrosesan machine learning.

4.8.3. Implementasi Halaman Umum

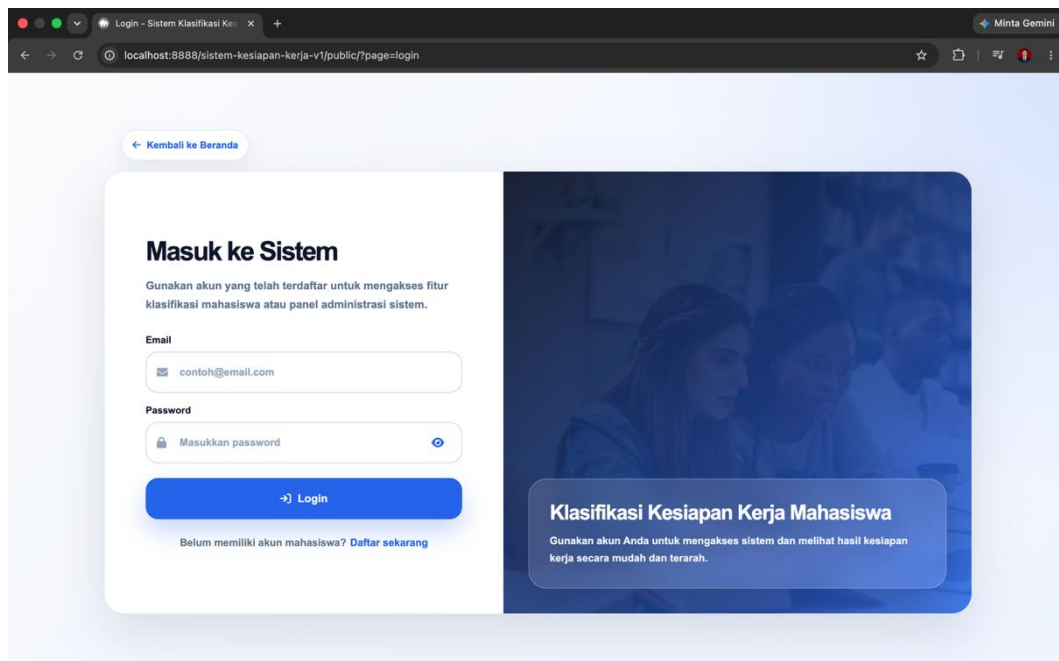
Halaman umum merupakan bagian awal sistem yang dapat diakses sebelum pengguna masuk ke dalam akun. Bagian ini terdiri atas *landing page*, halaman *login*, dan halaman registrasi. Implementasi halaman umum bertujuan untuk memberikan akses awal kepada pengguna, memperkenalkan fungsi sistem, serta menyediakan proses autentikasi sebelum pengguna masuk ke halaman sesuai hak aksesnya.

Landing page menjadi halaman pertama yang diakses oleh pengguna. Halaman ini berisi informasi pengantar mengenai sistem klasifikasi kesiapan kerja mahasiswa, tujuan penggunaan sistem, fitur utama, alur penggunaan, pertanyaan umum, dan informasi kontak. Melalui halaman ini, pengguna dapat memahami fungsi sistem secara ringkas sebelum melakukan *login* atau registrasi. Akses menuju halaman *login* dan registrasi juga disediakan agar pengguna dapat melanjutkan proses sesuai kebutuhan.



Gambar 4.2 Implementasi Landing Page

Halaman login digunakan untuk memverifikasi akun pengguna. Pengguna memasukkan email dan password yang telah terdaftar, kemudian sistem memeriksa kecocokan data akun pada *database*. Jika akun valid, sistem mengarahkan pengguna berdasarkan role yang dimiliki. Admin diarahkan ke dashboard admin, sedangkan mahasiswa diarahkan ke halaman utama mahasiswa. Jika data login tidak sesuai, sistem memberikan pesan kesalahan agar pengguna dapat memperbaiki data yang dimasukkan.



Gambar 4.3 Implementasi Halaman Login

Halaman registrasi digunakan oleh mahasiswa untuk membuat akun baru. Pengguna mengisi data berupa nama lengkap, email, universitas, program studi, semester, *password*, dan konfirmasi *password*. Sistem melakukan validasi terhadap kelengkapan data, format email, angka semester, kesesuaian *password*, serta memastikan email belum pernah digunakan. Setelah data valid, akun mahasiswa disimpan ke database dan dapat digunakan untuk login ke sistem.

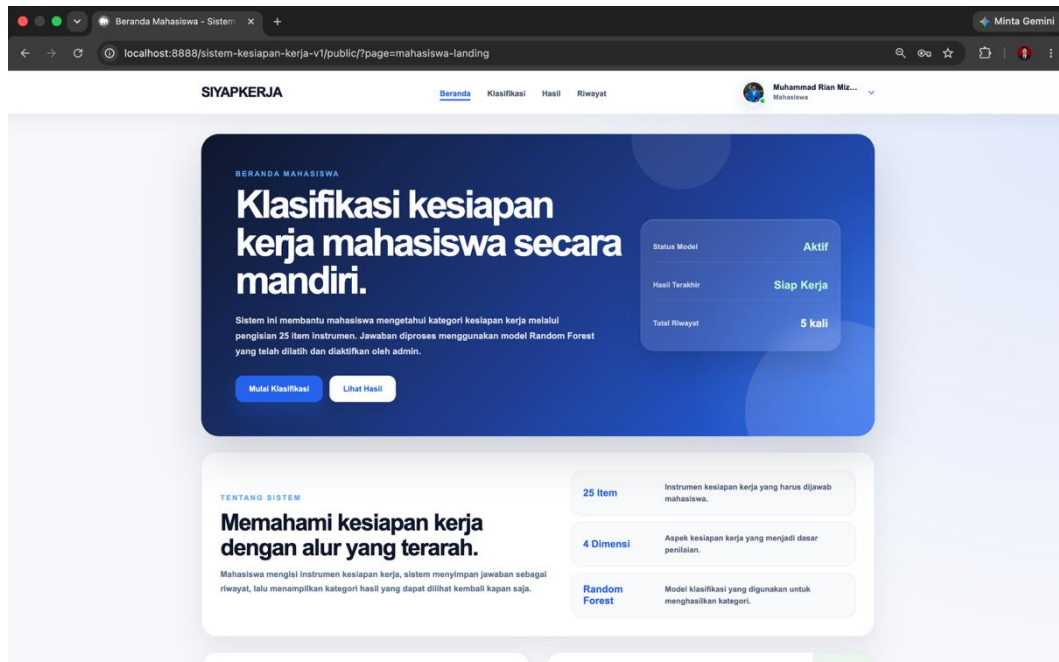
Gambar 4.4 Implementasi Halaman Registrasi

4.8.4. Implementasi Halaman Mahasiswa

Halaman mahasiswa merupakan bagian sistem yang digunakan oleh mahasiswa setelah berhasil *login*. Fitur pada bagian ini berfokus pada proses pengisian instrumen, klasifikasi kesiapan kerja, tampilan hasil, riwayat klasifikasi, detail jawaban, profil, dan panduan penggunaan. Alur mahasiswa dimulai dari Halaman utama, kemudian dilanjutkan ke pengisian instrumen, proses klasifikasi, tampilan hasil, dan penyimpanan riwayat.

Halaman utama mahasiswa berfungsi sebagai tampilan awal setelah proses login berhasil. Pada halaman ini, mahasiswa dapat melihat ringkasan akun, status pengisian, informasi hasil terakhir, serta akses menuju fitur klasifikasi. Jika mahasiswa belum melakukan klasifikasi, sistem menyediakan akses untuk

mengisi instrumen. Jika mahasiswa sudah memiliki hasil klasifikasi, sistem menyediakan akses untuk melihat hasil terakhir dan riwayat pengisian.



Gambar 4.5 Implementasi Halaman Utama Mahasiswa

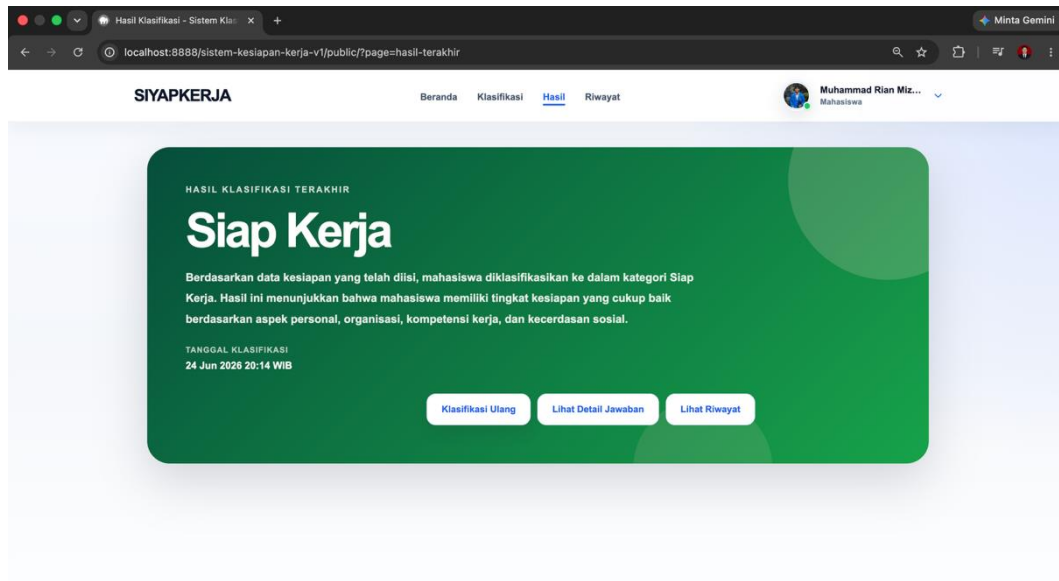
Halaman form klasifikasi digunakan untuk mengisi instrumen kesiapan kerja. Mahasiswa menjawab 25 item pernyataan menggunakan skala penilaian yang telah disediakan. Setiap item wajib diisi karena seluruh jawaban akan digunakan sebagai input model *Random Forest*. Sistem melakukan validasi agar tidak ada item yang kosong dan memastikan nilai jawaban berada pada rentang yang sesuai. Setelah jawaban lengkap, mahasiswa dapat mengirimkan data untuk diproses oleh sistem.

The screenshot displays a web browser window with the URL `localhost:8888/sistem-kesiapan-kerja-v1/public/?page=klasifikasi-form`. The page is titled "Form Klasifikasi - Sistem Kesiapan Kerja" and features a "Minta Gemini" button in the top right corner. The main content area is labeled "DIMENSI 1: Karakteristik Pribadi" and includes a subtitle "Ketahanan diri, adaptasi, kesiapan menghadapi tekanan kerja, dan pengembangan diri." with a "6 item" link. Below this, four items (P1-P4) are listed, each with a five-point Likert scale. The scales are labeled as follows: 1 STS (Sangat Tidak Setuju), 2 TS (Tidak Setuju), 3 N (Netral), 4 S (Setuju), and 5 SS (Sangat Setuju). The items are: P1: "Saya mampu tetap tenang ketika menghadapi tekanan dalam menyelesaikan tugas"; P2: "Saya dapat menyesuaikan diri dengan cepat terhadap perubahan situasi atau lingkungan baru"; P3: "Saya tetap berusaha menyelesaikan tanggung jawab meskipun menghadapi kesulitan"; P4: "Saya memiliki motivasi yang kuat untuk memasuki dunia kerja setelah lulus". At the bottom right, a "PROGRESS JAWABAN" bar shows "0/25 item - 0%" and a message "Masih ada 25 item yang belum dijawab."

Gambar 4.6 Implementasi Halaman Form Klasifikasi

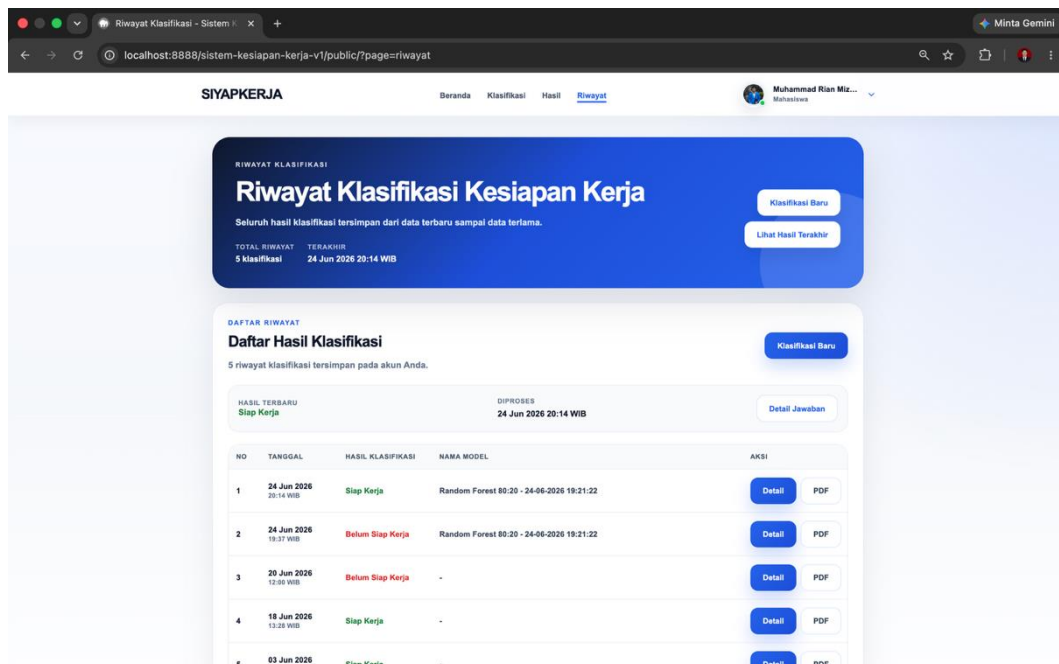
Setelah jawaban dikirim, sistem memproses data melalui beberapa tahapan. Jawaban mahasiswa disimpan sebagai data isian, kemudian item yang bersifat negatif disesuaikan melalui proses *reverse scoring* untuk kebutuhan input model. Data yang telah siap kemudian diproses menggunakan model *Random Forest* aktif. Hasil prediksi yang diperoleh disimpan ke database dan ditampilkan kepada mahasiswa dalam bentuk kategori kesiapan kerja.

Halaman hasil klasifikasi digunakan untuk menampilkan hasil akhir dari proses prediksi. Informasi yang disajikan berfokus pada kategori kesiapan kerja yang diperoleh mahasiswa. Halaman ini tidak menampilkan total skor maupun skor per dimensi agar hasil yang diterima pengguna tetap sederhana dan mudah dipahami. Mahasiswa juga dapat mengakses riwayat klasifikasi atau melihat detail jawaban yang telah diisi.



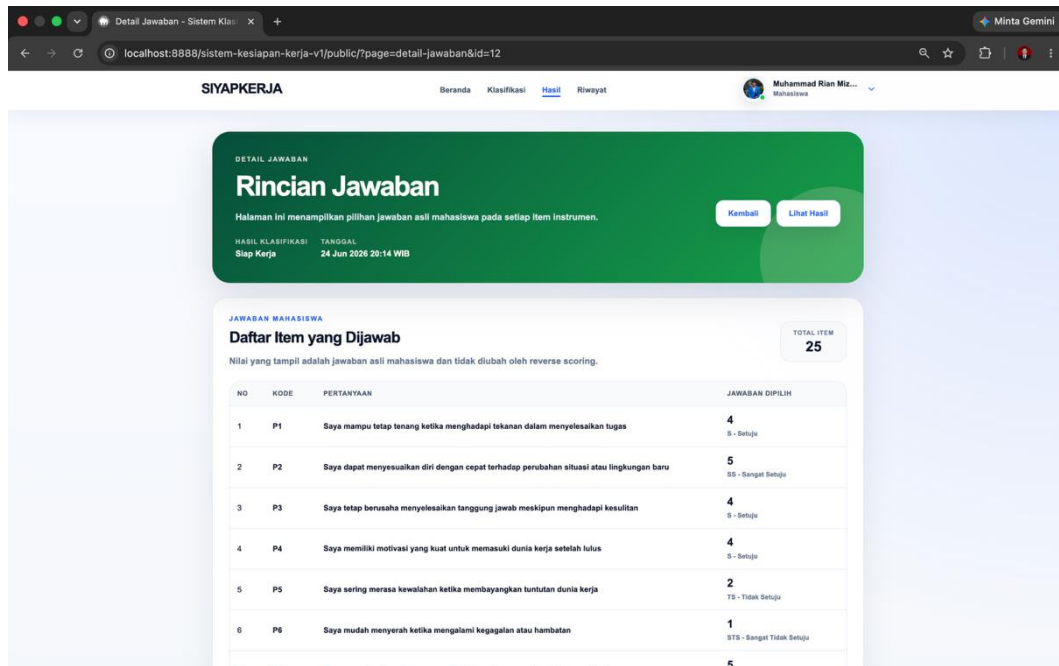
Gambar 4.7 Implementasi Halaman Hasil Klasifikasi Mahasiswa

Halaman riwayat klasifikasi digunakan untuk menampilkan daftar hasil klasifikasi yang tersimpan pada akun mahasiswa. Melalui halaman ini, mahasiswa dapat melihat tanggal pengisian, hasil klasifikasi, serta model yang digunakan dalam proses prediksi. Fitur riwayat membantu mahasiswa meninjau kembali hasil klasifikasi yang telah dilakukan sebelumnya.



Gambar 4.8 Implementasi Halaman Riwayat Klasifikasi Mahasiswa

Halaman detail jawaban digunakan untuk melihat kembali jawaban yang telah diberikan pada setiap item instrumen. Data yang ditampilkan berupa daftar pertanyaan dan jawaban asli mahasiswa pada saat pengisian. Halaman ini tidak menampilkan total skor, skor per dimensi, maupun nilai hasil *reverse scoring* karena fungsinya hanya sebagai rekam isian jawaban mahasiswa.

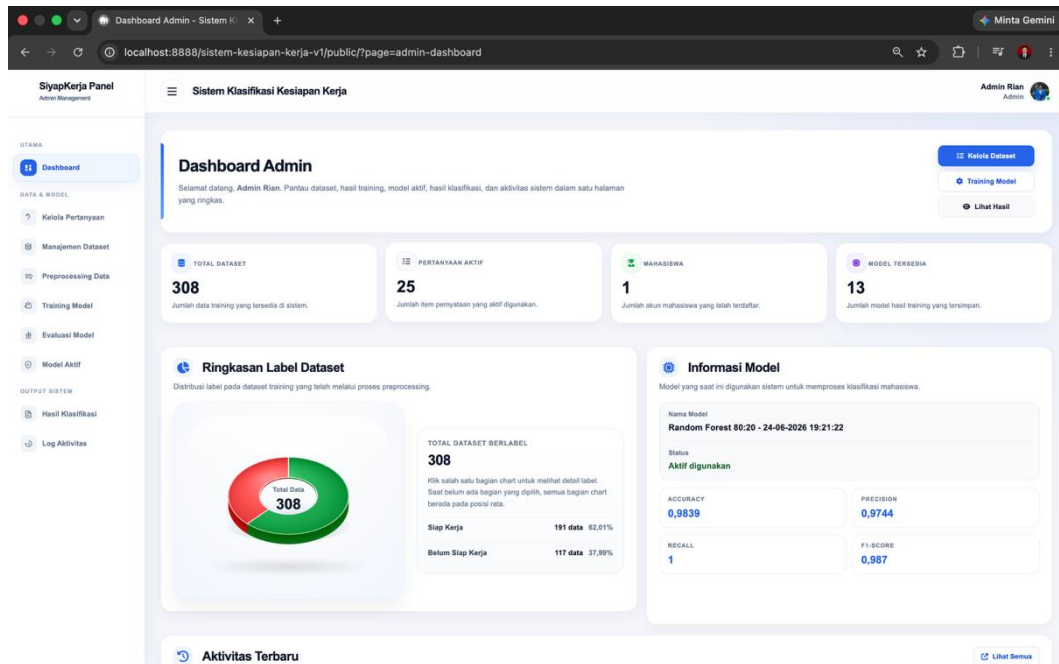


Gambar 4.9 Implementasi Halaman Detail Jawaban

4.8.5. Implementasi Halaman Admin

Halaman admin merupakan bagian sistem yang digunakan untuk mengelola data, instrumen, proses pemodelan, evaluasi, model aktif, hasil klasifikasi mahasiswa, pengguna, dan log aktivitas. Admin memiliki hak akses yang lebih luas karena bertanggung jawab terhadap kesiapan data dan model yang digunakan dalam sistem. Alur kerja admin dimulai dari *dashboard*, pengelolaan pertanyaan, pengelolaan dataset, *preprocessing*, *training* model, evaluasi, aktivasi model, hingga pemantauan hasil klasifikasi.

Dashboard admin berfungsi sebagai pusat informasi sistem. Admin dapat melihat ringkasan jumlah dataset, jumlah pertanyaan aktif, jumlah mahasiswa, jumlah model, distribusi label dataset, informasi model aktif, dan aktivitas terbaru. Informasi tersebut membantu admin memantau kondisi sistem sebelum menjalankan proses pengelolaan data atau model.



Gambar 4.10 Implementasi Halaman Dashboard Admin

Halaman kelola pertanyaan digunakan untuk mengatur item instrumen yang akan digunakan dalam sistem. Admin dapat menambah, mengubah, dan menonaktifkan pertanyaan. Setiap item memiliki kode pertanyaan, dimensi, teks pertanyaan, status *reverse*, dan status aktif. Pengelolaan pertanyaan diperlukan agar instrumen yang muncul pada halaman mahasiswa sesuai dengan item yang digunakan dalam penelitian.

The screenshot shows the 'Kelola Pertanyaan' interface. It includes a search bar, filters for 'DIMENSI' (Semua Dimensi), 'TIPE SKOR' (Semua Tipe), and 'DATA PER HALAMAN' (10 data). Below the filters is a table listing 10 questions (P1 to P10) with columns for NO, KODE, DIMENSI, PERTANYAAN, TIPE SKOR, STATUS, and AKSI. The table shows questions categorized under 'Personal Characteristics' and 'Organisational Acumen'.

NO	KODE	DIMENSI	PERTANYAAN	TIPE SKOR	STATUS	AKSI
1	P1	Personal Characteristics	Saya mampu tetap tenang ketika menghadapi tekanan dalam menyelesaikan tugas	Normal	Aktif	[Edit Teks]
2	P2	Personal Characteristics	Saya dapat menyesuaikan diri dengan cepat terhadap perubahan situasi atau lingkungan baru	Normal	Aktif	[Edit Teks]
3	P3	Personal Characteristics	Saya tetap berusaha menyelesaikan tanggung jawab meskipun menghadapi kesulitan	Normal	Aktif	[Edit Teks]
4	P4	Personal Characteristics	Saya memiliki motivasi yang kuat untuk memasuki dunia kerja setelah lulus	Normal	Aktif	[Edit Teks]
5	P5	Personal Characteristics	Saya sering merasa kewalahan ketika membayangkan tuntutan dunia kerja	Reverse	Aktif	[Edit Teks]
6	P6	Personal Characteristics	Saya mudah menyerah ketika mengalami kegagalan atau hambatan	Reverse	Aktif	[Edit Teks]
7	P7	Organisational Acumen	Saya memahami pentingnya mengikuti aturan dan prosedur dalam organisasi	Normal	Aktif	[Edit Teks]
8	P8	Organisational Acumen	Saya siap menyesuaikan diri dengan budaya organisasi tempat saya bekerja	Normal	Aktif	[Edit Teks]
9	P9	Organisational Acumen	Saya memahami peran dan tanggung jawab saya dalam sebuah tim kerja	Normal	Aktif	[Edit Teks]
10	P10	Organisational Acumen	Saya memiliki motivasi untuk berkontribusi terhadap tujuan organisasi	Normal	Aktif	[Edit Teks]

Gambar 4.11 Implementasi Halaman Kelola Pertanyaan

Halaman dataset digunakan untuk mengelola data training. Admin dapat menambah data secara manual, mengubah data, menghapus data, menghapus beberapa data sekaligus, dan melakukan import dataset dari file CSV atau XLSX. Sistem melakukan validasi terhadap nilai P1 sampai P25 agar data yang masuk tetap berada pada rentang skala yang sesuai. Dataset yang tersimpan pada halaman ini menjadi data awal untuk proses *preprocessing*.

Dataset Training Kesiapan Kerja

Kelola data mentah jawaban P1 sampai P25 beserta sumber data sebelum masuk ke tahap preprocessing.

TOTAL DATASET 308
Jumlah data mentah yang tersedia pada dataset training.

DATA MANUAL 0
Data training yang ditambahkan melalui form manual.

DATA UPLOAD 308
Data training yang berasal dari proses import file.

Daftar Dataset
Menampilkan 1 - 19 dari 308 data. Manual: 0. Upload: 308.

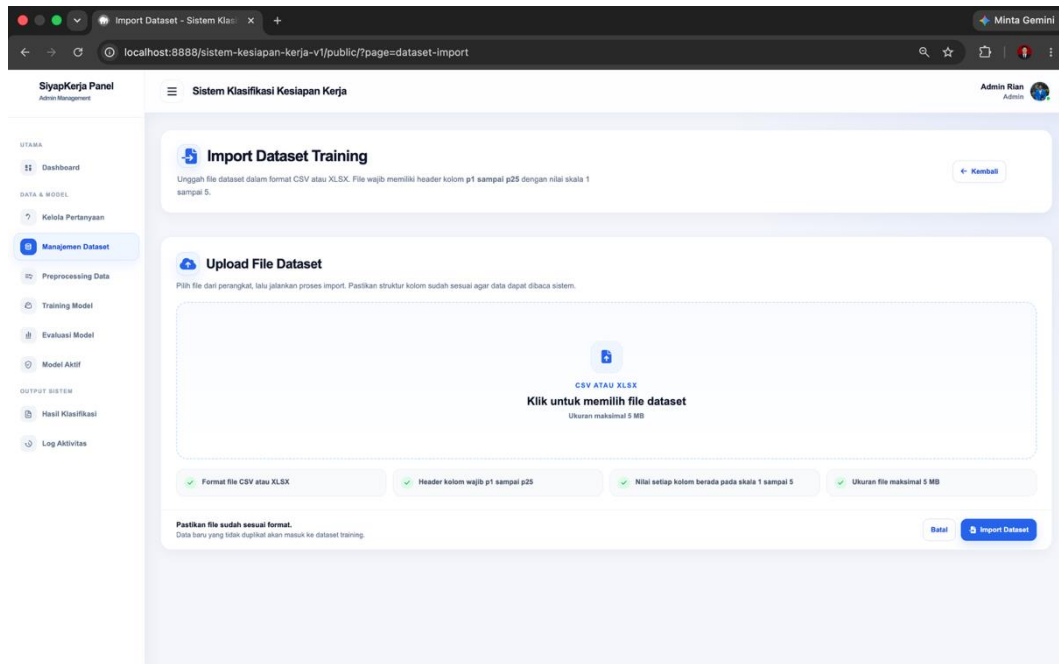
Kata Kunci: Data per Halaman: 10 data

Halaman: 1 dari 31

NO	ID	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	AKSI
1	#2506	5	5	4	4	2	1	4	4	5	5	2	1	4	4	4											Edit Hapus
2	#2505	4	4	5	5	1	1	4	4	3	4	2	1	4	3	4											Edit Hapus
3	#2504	5	5	5	5	1	1	4	4	5	5	2	1	5	5	5											Edit Hapus
4	#2503	4	5	5	5	3	2	5	5	5	5	1	1	5	4	5											Edit Hapus
5	#2502	3	3	4	3	2	1	4	4	4	4	2	2	4	4	5											Edit Hapus
6	#2501	5	5	5	5	1	1	5	4	4	4	2	2	5	5	5											Edit Hapus

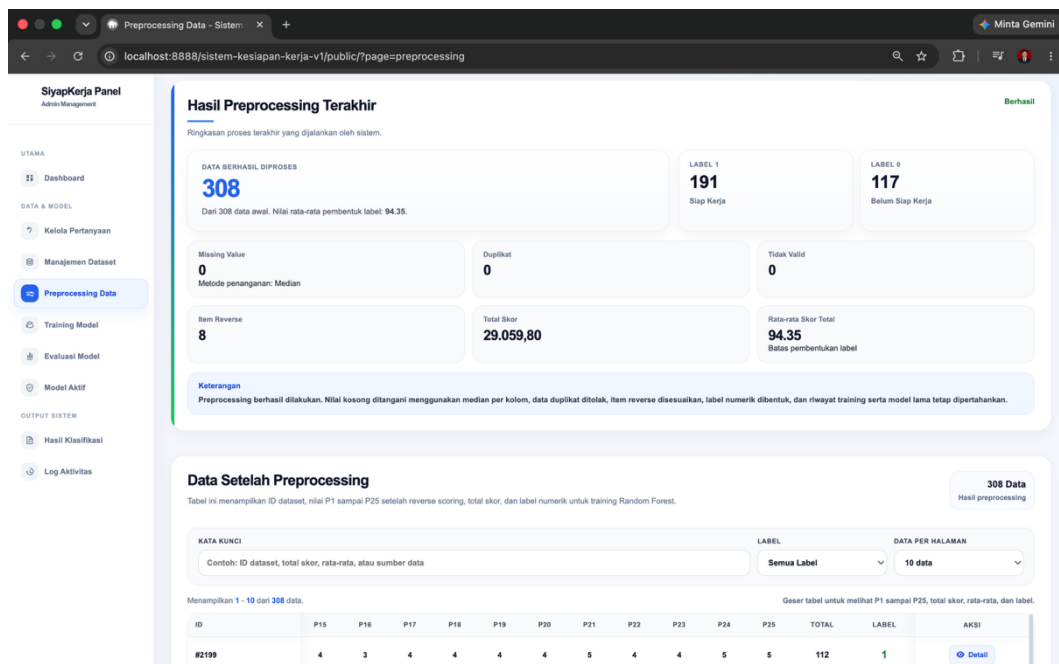
Gambar 4.12 Implementasi Halaman Manajemen Dataset

Halaman import dataset digunakan ketika admin ingin memasukkan data dalam jumlah banyak melalui file. File yang diunggah akan dibaca oleh sistem, kemudian nilai pada setiap atribut diperiksa sebelum disimpan ke database. Fitur ini memudahkan admin dalam memasukkan dataset tanpa harus menambah data satu per satu.



Gambar 4.13 Implemtasi Halaman Import Dataset

Halaman detail *preprocessing* digunakan untuk melihat hasil pengolahan data secara lebih rinci. Admin dapat memeriksa jumlah data awal, jumlah data yang diproses, jumlah data duplikat, nilai rata-rata, distribusi label kelas, serta data hasil *preprocessing*. Fitur ini membantu admin memastikan bahwa data yang akan digunakan pada tahap training sudah bersih dan sesuai dengan kebutuhan model.



Gambar 4.14 Implementasi Halaman Preprocessing Data

Halaman training digunakan untuk membangun model *Random Forest*. Admin dapat memilih skenario pembagian data training dan testing, serta menentukan kombinasi parameter yang digunakan dalam proses *training*. Setelah proses dijalankan, sistem memanggil *script* Python untuk membentuk model, menghitung hasil evaluasi, menyimpan file model, dan mencatat hasil *training* ke *database*.

SiyapKerja Panel
Admin Management

UTARA

- Dashboard

DATA & MODEL

- Kelola Pertanyaan
- Manajemen Dataset
- Preprocessing Data
- Training Model**
- Evaluasi Model
- Model Aktif

OUTPUT SISTEM

- Hasil Klasifikasi
- Log Aktivitas

Atur Data Split dan Skenario Parameter

Pilih split data dan skenario parameter secara manual. Sistem tidak memilih opsi default agar setiap proses training benar-benar berdasarkan pilihan admin.

Split Data

70:30
70% data latih dan 30% data uji

80:20
80% data latih dan 20% data uji

Skenario Parameter

UJI 1
50 Pohon
Ringan dan cepat

UJI 2
70 Pohon
Detail lebih tinggi

UJI 3
80 Pohon
Lebih stabil

UJI 4
90 Pohon
Seimbang

UJI 5
100 Pohon
Parameter tengah

UJI 6
120 Pohon
Model lebih kompleks

Preview Parameter
Belum dipilih

Pilih salah satu skenario parameter untuk melihat konfigurasi Random Forest.

Jalankan training menggunakan data hasil preprocessing.
308 data valid tersedia, label 1: 191, label 0: 117.

Jalankan Training

Ringkasan Training

Informasi model terakhir yang berhasil dilatih.

TRAINING TERAKHIR
24-06-2026 19:22 WIB

SPLIT DATA
70:30

ACCURACY TERAKHIR
0.9247

F1-SCORE TERAKHIR
0.9431

MODEL TERBAIK
0.9870 F1-Score

Daftar Hasil Training Model

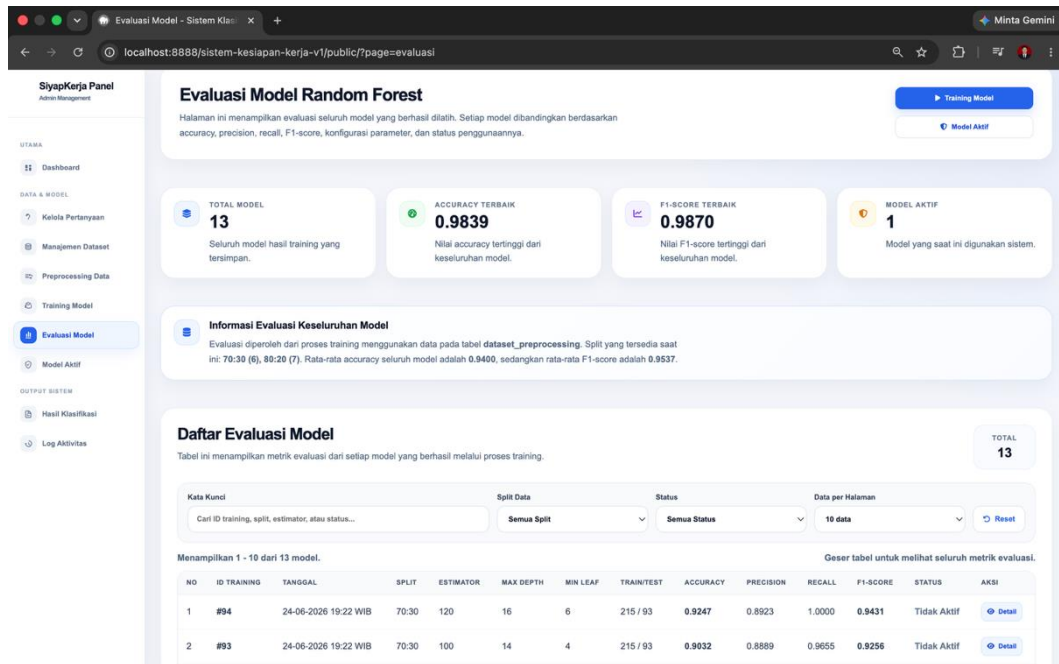
Riwayat ini menampilkan hasil training Random Forest, metrik evaluasi, dan detail prediksi model.

TANGGAL	SPLIT	ESTIMATOR	DEPTH	LEAF	TRAIN	TEST	ACCURACY	PRECISION	RECALL	F1	TP	AKSI
24-06-2026 19:22 WIB	70:30	120	16	6	215	93	0.9247	0.8923	1.0000	0.9431	58	Detail

TOTAL
13

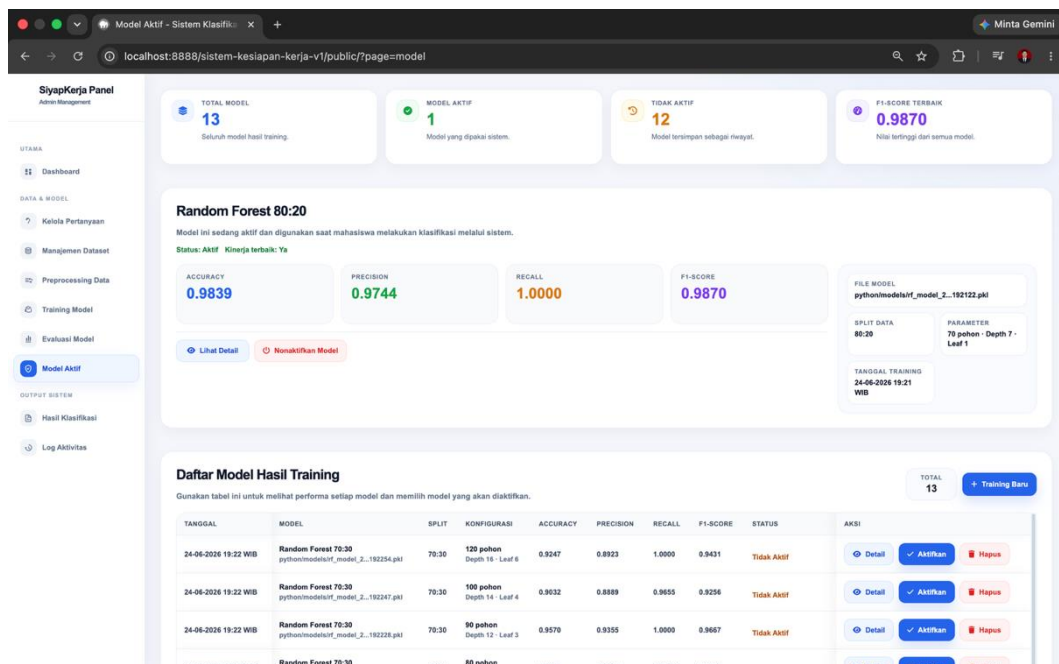
Gambar 4.15 Implementasi Halaman Training Model

Halaman evaluasi digunakan untuk melihat performa model secara lebih detail. Admin dapat memeriksa metrik evaluasi dan *confusion matrix* dari model yang telah dilatih. Informasi ini digunakan untuk menilai kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data testing. Hasil evaluasi menjadi dasar dalam memilih model yang akan diaktifkan.



Gambar 4.16 Implementasi Halaman Evaluasi Model

Halaman pengelolaan model digunakan untuk mengatur model hasil training. Admin dapat melihat daftar model, membuka detail model, mengaktifkan model terbaik, menonaktifkan model, dan menghapus model yang tidak digunakan. Model yang berstatus aktif akan digunakan dalam proses klasifikasi mahasiswa. Dengan mekanisme ini, sistem memastikan hanya model yang dipilih admin yang digunakan untuk menghasilkan prediksi.



Gambar 4.17 Implementasi Halaman Manajemen Model

4.9.Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fitur yang telah diimplementasikan dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan dan rancangan sistem. Metode pengujian yang digunakan adalah *black-box testing*, yaitu metode pengujian yang berfokus pada fungsi sistem berdasarkan masukan dan keluaran tanpa melihat struktur kode program secara langsung.

Pengujian dilakukan terhadap fitur yang digunakan oleh dua aktor utama, yaitu mahasiswa dan admin. Pada sisi mahasiswa, pengujian difokuskan pada proses registrasi, *login*, pengisian instrumen, klasifikasi, tampilan hasil, riwayat klasifikasi, detail jawaban, profil, dan *logout*. Pada sisi admin, pengujian difokuskan pada pengelolaan pertanyaan, *dataset*, *preprocessing*, *training* model, evaluasi model, aktivasi model, hasil klasifikasi mahasiswa, pengguna, profil admin, *log* aktivitas, dan *logout*.

4.9.1. Pengujian Fitur Mahasiswa

Pengujian fitur mahasiswa dilakukan untuk memastikan bahwa mahasiswa dapat menggunakan sistem sesuai alur yang telah dirancang. Alur tersebut dimulai dari pembuatan akun, *login*, pengisian instrumen kesiapan kerja, proses klasifikasi, hingga melihat hasil klasifikasi yang tersimpan dalam sistem.

Tabel 4.12 Hasil Pengujian Fitur Mahasiswa

Uji Fitur	Skenario Pengujian	Hasil Pengujian	Status
Registrasi Mahasiswa	Mahasiswa mengisi <i>form</i> registrasi dengan data lengkap dan valid	Akun berhasil dibuat dan dapat digunakan untuk login	Berhasil
Validasi registrasi	Mahasiswa mengisi data tidak lengkap, <i>email</i> sudah terdaftar, atau konfirmasi	Sistem menolak registrasi dan menampilkan pesan kesalahan	Berhasil

	<i>password</i> tidak sesuai		
Login mahasiswa	Mahasiswa memasukkan <i>email</i> dan <i>password</i> yang valid	Mahasiswa berhasil masuk ke dashboard	Berhasil
Validasi login	Mahasiswa memasukkan <i>email</i> atau <i>password</i> yang tidak sesuai	Sistem menampilkan pesan bahwa data login tidak sesuai	Berhasil
Halaman utama mahasiswa	Mahasiswa membuka halaman utama setelah <i>login</i>	<i>Dashboard</i> mahasiswa tampil sesuai hak akses pengguna	Berhasil
Form klasifikasi	Mahasiswa mengisi seluruh item instrumen P1 sampai P25	Jawaban berhasil dikirim dan diproses oleh sistem	Berhasil
Validasi form klasifikasi	Mahasiswa mencoba mengirim <i>form</i> dengan jawaban yang belum lengkap	Sistem menampilkan peringatan bahwa seluruh item harus diisi	Berhasil
Proses klasifikasi	Mahasiswa mengirim jawaban yang lengkap dan valid	Sistem menghasilkan kategori kesiapan kerja	Berhasil
Hasil klasifikasi	Mahasiswa membuka	Hasil klasifikasi tampil sesuai	Berhasil

	halaman hasil klasifikasi	ketentuan	
Riwayat klasifikasi	Mahasiswa membuka halaman riwayat	Sistem menampilkan daftar hasil klasifikasi yang tersimpan pada akun mahasiswa	Berhasil
Detail jawaban	Mahasiswa membuka detail jawaban dari riwayat klasifikasi	Sistem menampilkan item pertanyaan dan jawaban mahasiswa	Berhasil
Profil mahasiswa	Mahasiswa membuka dan memperbarui data profil	Data profil berhasil diperbarui	Berhasil
Logout mahasiswa	Mahasiswa menekan tombol <i>logout</i>	Sistem mengakhiri sesi dan mengarahkan pengguna ke halaman <i>login</i>	Berhasil

Hasil pengujian pada sisi mahasiswa menunjukkan bahwa seluruh fitur utama dapat berjalan sesuai kebutuhan. Sistem mampu menangani proses pendaftaran akun, autentikasi, pengisian instrumen, klasifikasi, penyajian hasil, penyimpanan riwayat, tampilan detail jawaban, pengelolaan profil, dan proses keluar dari sistem. Tampilan hasil klasifikasi juga telah disesuaikan agar hanya menampilkan kategori hasil tanpa menampilkan total skor maupun skor per dimensi kepada mahasiswa.

4.9.2. Pengujian Fitur Admin

Pengujian fitur admin dilakukan untuk memastikan bahwa admin dapat mengelola data, instrumen, model klasifikasi, serta hasil penggunaan sistem. Fitur admin memiliki peran penting karena model yang digunakan dalam proses klasifikasi mahasiswa berasal dari proses pengelolaan dataset, *preprocessing*, *training*, evaluasi, dan aktivasi model yang dilakukan oleh admin.

Tabel 4.13 Hasil Pengujian Fitur Admin

Uji Fitur	Skenario Pengujian	Hasil Pengujian	Status
Login admin	Admin memasukkan <i>email</i> dan <i>password</i> yang valid	Admin berhasil masuk ke <i>dashboard</i> admin	Berhasil
Dashboard admin	Admin membuka halaman <i>dashboard</i>	Sistem menampilkan ringkasan dataset, pertanyaan, mahasiswa, model, model aktif, dan aktivitas terbaru	Berhasil
Kelola pertanyaan	Admin mengubah item pertanyaan	Data pertanyaan berhasil dikelola	Berhasil
Kelola dataset	Admin menambah, mengubah, menghapus, atau menghapus beberapa data <i>training</i>	Dataset berhasil dikelola	Berhasil
Import dataset	Admin mengunggah file	Dataset berhasil diimpor sesuai	Berhasil

	dataset berformat CSV atau XLSX	format	
Preprocessing data	Admin menjalankan <i>preprocessing</i> terhadap dataset	Dataset hasil <i>preprocessing</i> berhasil terbentuk	Berhasil
Detail preprocessing	Admin membuka detail hasil <i>preprocessing</i>	Detail <i>preprocessing</i> berhasil ditampilkan	Berhasil
Training model	Admin memilih split data dan parameter <i>Random Forest</i>	Model berhasil dilatih dan hasil training tersimpan	Berhasil
Riwayat training	Admin membuka daftar hasil training	Riwayat training tampil sesuai data yang tersimpan	Berhasil
Evaluasi model	Admin membuka halaman evaluasi model	Hasil evaluasi model berhasil ditampilkan	Berhasil
Aktivasi model	Admin mengaktifkan salah satu model hasil <i>training</i>	Model berhasil diaktifkan dan digunakan untuk klasifikasi	Berhasil
Pengelolaan model	Admin melihat detail, menonaktifkan, atau menghapus model	Data model berhasil dikelola	Berhasil
Hasil klasifikasi admin	Admin membuka daftar hasil klasifikasi	Daftar hasil klasifikasi berhasil ditampilkan	Berhasil

	mahasiswa		
Detail hasil klasifikasi	Admin membuka detail hasil klasifikasi mahasiswa	Detail hasil klasifikasi berhasil ditampilkan	Berhasil
Pengelolaan pengguna	Admin menambah, mengubah, mengatur status, atau menghapus akun pengguna	Data pengguna berhasil dikelola	Berhasil
Profil admin	Admin memperbarui data profil atau <i>password</i>	Profil admin berhasil diperbarui	Berhasil
Log aktivitas	Admin membuka halaman <i>log</i> aktivitas	<i>Log</i> aktivitas berhasil ditampilkan	Berhasil
<i>Logout</i> admin	Admin menekan tombol <i>logout</i>	Sistem mengakhiri sesi dan mengarahkan pengguna ke halaman <i>login</i>	Berhasil

Hasil pengujian pada sisi admin menunjukkan bahwa fitur pengelolaan sistem dapat berjalan sesuai dengan fungsi yang dirancang. Admin dapat mengelola pertanyaan, dataset, preprocessing, training model, evaluasi model, aktivasi model, hasil klasifikasi mahasiswa, data pengguna, profil, dan log aktivitas. Proses pengelolaan model juga berjalan sesuai alur, yaitu dimulai dari dataset, *preprocessing*, *training*, evaluasi, hingga aktivasi model terbaik.

Berdasarkan hasil pengujian *black-box*, sistem klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa telah memenuhi kebutuhan fungsional yang dirancang. Pada sisi mahasiswa, sistem mampu menjalankan proses penggunaan mulai dari registrasi

hingga penyajian hasil klasifikasi. Pada sisi admin, sistem mampu mendukung pengelolaan data dan model klasifikasi secara menyeluruh.

Hasil pengujian juga menunjukkan bahwa integrasi antara aplikasi *web*, *database*, dan *model Random Forest* dapat berjalan dengan baik. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan dinyatakan dapat digunakan sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu membantu proses klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa melalui sistem berbasis *web*.

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai klasifikasi tingkat kesiapan mahasiswa menghadapi dunia kerja menggunakan algoritma *Random Forest* berbasis *web*, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma *Random Forest* berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa ke dalam dua kategori, yaitu Siap Kerja dan Belum Siap Kerja. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan 25 atribut jawaban kuesioner yang telah melalui tahapan pengolahan data, mulai dari seleksi data, *preprocessing*, transformasi data, pembentukan label kelas, hingga pemodelan. Dataset akhir yang digunakan dalam proses pemodelan berjumlah 308 data, dengan distribusi 191 data berlabel Siap Kerja dan 117 data berlabel Belum Siap Kerja.
2. Proses pengolahan data dilakukan secara sistematis menggunakan tahapan *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*. Data awal yang diperoleh sebanyak 310 responden, kemudian diseleksi berdasarkan kriteria penelitian sehingga diperoleh 309 data yang memenuhi kriteria awal. Setelah dilakukan *preprocessing*, terdapat 1 data duplikat yang dihapus sehingga *dataset* akhir berjumlah 308 data. Selanjutnya, dilakukan *reverse scoring* pada item negatif, perhitungan skor total, penentuan nilai rata-rata sebesar 94,351, serta pembentukan label kelas sebagai variabel target dalam proses klasifikasi.
3. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada dataset kesiapan kerja mahasiswa. Pengujian dilakukan menggunakan dua skenario pembagian data, yaitu 70:30 dan 80:20, dengan enam kombinasi parameter pada masing-masing skenario. Model terbaik diperoleh pada skenario 80:20 Uji 2 dengan nilai *accuracy* sebesar 98,39%, *precision* sebesar 97,44%, *recall* sebesar 100,00%, dan *F1-score* sebesar 98,70%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat kesalahan yang rendah.

4. Sistem berbasis *web* berhasil dirancang dan diimplementasikan untuk mendukung proses klasifikasi tingkat kesiapan kerja mahasiswa. Sistem yang dikembangkan memiliki dua jenis pengguna, yaitu admin dan mahasiswa. Admin dapat mengelola pertanyaan, *dataset*, *preprocessing*, *training* model, evaluasi model, aktivasi model, hasil klasifikasi, pengguna, dan *log* aktivitas. Mahasiswa dapat melakukan registrasi, login, mengisi instrumen kesiapan kerja, melihat hasil klasifikasi, melihat riwayat, mengakses detail jawaban, dan mengelola profil.
5. Hasil pengujian sistem menggunakan metode *black-box testing* menunjukkan bahwa fitur utama pada sisi mahasiswa dan admin dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan fungsional yang telah dirancang. Sistem mampu mengintegrasikan proses pengolahan data, pemodelan *Random Forest*, evaluasi model, aktivasi model, dan penyajian hasil klasifikasi ke dalam satu sistem berbasis *web*. Dengan demikian, sistem yang dibangun dinyatakan dapat digunakan sesuai dengan tujuan penelitian.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi sistem yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan jumlah data responden yang lebih besar dan lebih beragam dari berbagai wilayah atau perguruan tinggi. Penambahan jumlah data diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola kesiapan kerja mahasiswa secara lebih luas.
2. Pengembangan berikutnya dapat menambahkan proses evaluasi model dengan metode validasi yang lebih beragam, seperti *cross-validation*. Penggunaan metode tersebut dapat membantu mengukur kestabilan performa model secara lebih menyeluruh terhadap variasi data.
3. Penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan *Random Forest* dengan algoritma klasifikasi lain, seperti *Decision Tree*, *Naive Bayes*, *Support Vector Machine*, atau *K-Nearest Neighbors*. Perbandingan tersebut dapat digunakan untuk mengetahui algoritma yang paling sesuai dalam mengklasifikasikan tingkat kesiapan kerja mahasiswa.

4. Sistem yang dikembangkan masih dapat ditingkatkan dari sisi fitur dan tampilan. Pengembangan dapat dilakukan dengan menambahkan visualisasi hasil klasifikasi yang lebih interaktif, laporan statistik yang lebih lengkap, serta fitur ekspor data yang lebih fleksibel untuk mendukung kebutuhan admin.
5. Pengujian sistem pada penelitian selanjutnya dapat melibatkan lebih banyak pengguna secara langsung, baik mahasiswa maupun admin. Hal ini bertujuan untuk memperoleh masukan terkait kemudahan penggunaan, kejelasan alur sistem, dan kebutuhan fitur tambahan sebelum sistem diterapkan dalam skala yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- Aini, N., Arif, M., Agustin, I. T., & Toyibah, Z. B. (2024). Implementasi Algoritma Random Forest untuk Klasifikasi Bidang MSIB di Prodi Pendidikan Informatika. *Jurnal Informatika*, 11(1), 11–16. <https://doi.org/10.31294/inf.v11i1.20637>
- Amel, Agusmidah, & Harianto, D. (2025). Journal of Innovative and Creativity Transformasi Dunia Kerja Era Digital (Pergeseran Dari Pekerja Kantoran Kepekerja Freelance Berdasarkan Teori Perubahan Sosial). *Journal of Innovative and Creativity*, 5(3), 2025.
- Amna, Gede Iwan Sudipa, I., Andi Putra, T. E., Jurnaidi Wahidin, A., Alfa Syukrilla, W., Khrisna Wardhani, A., Heryana, N., Indriyani, T., Willyanto Santoso Tutuk Indriyani, L., & Willyanto Santoso, L. (2023). *Data Mining*. PT Global Eksekutif Teknolog. www.globaleksekutifteknologi.co.id
- Aninditha, P., Lakshmi, V., & Elmartha, K. (2022). Pengaruh Career Adaptability terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa pada Masa Pandemi. In *IJCCS* (Vol. 6). <http://jip.fk.unand.ac.id>
- Azky, S., & Mulyana, P. O. (2024). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kesiapan Kerja Mahasiswa: Literature Review. *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, 4(3), 2807–4246.
- Basri, M., Pradipta, M. I., & Aditya, K. (2025). A Comparative Study : Predicting Customer Churn in Banking Using Logistic Regression & Random Forest. *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, 17(1).
- Bintoro, P., Ratnasari, Wihardjo, E., Putri, I. P., & Asari, A. (2024). *Pengantar Machine Learning*. PT Mafy Media Literasi Indonesia.
- Caballero, C. L., Walker, A., & Fuller-Tyszkiewicz, M. (2011). *Journal of Teaching and Learning for Graduate Employability* (Vol. 2, Number 2).
- Cynthia, G., & Qoiriah, A. (2024). Klasifikasi Tingkat Kesiapan Kerja Mahasiswa Universitas Negeri Surabaya Menggunakan Algoritma C5.0. *Journal of Informatics and Computer Science*, 06.
- Daffa Khasifi Nashrullah, M. (2024). *Seminar Nasional & Call Paper Fakultas Sains dan Teknologi* (Vol. 7).
- Deswarta, Mardianty, D., & Bowo. (2023). Pengaruh Soft Skill, Hard Skill Dan Motivasi Kerja Terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa Fakultas Ekonomi Dan

- Bisnis Universitas Islam Riau Dimasa Endemi Covid 19. *Management Studies and Entrepreneurship Journal*, 4(1), 364–372.
<http://journal.yrpioku.com/index.php/msej>
- Elwirehardja, G. N., Suparyanto, T., & Pardamean, B. (2023). *Pengenalan Konsep Machine Learning Untuk Pemula*. Instiper Press (IKAPTI & APPTI).
- Esya, Z. M., & Bustan, J. (2022). Pengaruh Pengalaman Kerja Praktek Terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa Jurusan Administrasi Bisnis Politeknik Negeri Sriwijaya. *JIIPTS*, 1(1), 1–8.
- Fahrudin, R., & Ilyasa, R. (2021). Perancangan Aplikasi “Nugas” Menggunakan Metode Deisgn Thinking And Agile Development. *Reza Ilyasa Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 8(1).
- Fataron, Z. A., & Sijabat, R. (2019). The pathway of strengthening the working readiness: A study on graduate students of Islamic Economics and Business Faculty of UIN Walisongo Semarang. *Jurnal Pendidikan Vokasi*, 9(3), 258–269.
<https://doi.org/10.21831/jpv.v9i3.26948>
- Fitri, R. R., -, A., & Apriandari, W. (2025). Penggunaan Random Forest Dalam Sistem Klasifikasi Kecemasan Pada Generasi Z. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.6905>
- Hasan, I. K., Resmawan, R., & Ibrahim, J. (2022). Perbandingan K-Nearest Neighbor dan Random Forest dengan Seleksi Fitur Information Gain untuk Klasifikasi Lama Studi Mahasiswa. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 5(1), 58.
<https://doi.org/10.13057/ijas.v5i1.58056>
- Jefri, & Fatah, Z. (2025). Klasifikasi Data Mining Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu*, 2(1), 29–37. <https://doi.org/10.69714/mhjq1v85>
- Kurnia Dewi, S., & Sudaryanto, A. (2020). *Validitas dan Reliabilitas Kuisisioner Pengetahuan, Sikap dan Perilaku Pencegahan Demam Berdarah*.
- Kus Indrani Listyoningrum, Danise Yunaini Fenida, & Nurhasan Hamidi. (2023). Inovasi Berkelanjutan dalam Bisnis: Manfaatkan Flowchart untuk Mengoptimalkan Nilai Limbah Perusahaan. *Jurnal Informasi Pengabdian Masyarakat*, 1(4), 100–112. <https://doi.org/10.47861/jipm-nalanda.v1i4.552>

- Latifah, L., & Elfiandri. (2021). *Manajemen Pengelola Website WWW. Pekanbaru.GO.ID Sebagai Media Informasi Publik Dinas Komunikasi Informatika Statistik Dan Persandian*. 3(3).
- Maulani, G., Hariyono, R. C. S., Tania, K. D., Purbaya, M. E., Wahidin, A. J., Ayuningtyas, A., Santoso, C. B., Pujiarni, E. H., Lestari, S., Sari, W. K., & Rifai, A. (2024). *Penerapan Data Mining Di berbagai Bidang*. CV Hei Publishing Indonesia.
- Muzakir, A., Adi, K., & Kusumaningrum, R. (2024). *Penerapan Konsep Machine Learning & Deep Learning (Pendekatan Ekspansi Semantik Untuk Klasifikasi Ujaran Kebencian)*. UNDIP PRESS.
- Nau, M. M., Fathya, V. N., Pratama, O., Manajemen, M., Keimigrasian, T., Imigrasi, P., Satria, J., & No, S. (2025). Implementasi Data Mining Pada Analisis Karakteristik Pelanggan : Systematic Literature Review. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 9, Number 3).
- Nurbaiti, & Devita Putri, A. (2024). Hard Skill, Soft Skill dan Efikasi Diri Terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa Tingkat Akhir FEB Perguruan Tinggi di Kota Bandar Lampung. *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB)*, 14(1).
- Nurkhaliza, A. A., & Wijayanto, A. W. (2022). Perbandingan Algoritma Klasifikasi Support Vector Machine dan Random Forest pada Prediksi Status Indeks Mitigasi dan Kesiapsiagaan Bencana (IMKB) Satuan Kerja BPS di Indonesia Tahun 2020. *Maret*, 7(1), 2622–4615. <https://doi.org/10.32493/informatika.v7i1.16117>
- Pasamba, I. A., B Sumarauw, J. S., Ch Raintung, M., Ayu Pasamba, I., B Sumarauw, J. S., Ch Raintung, M., & Manajemen Fakultas Ekonomi dan Bisnis, J. (2024). *Pengaruh Efikasi Diri, Minat Kerja Dan Keaktifan Berorganisasi Terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa Jurusan Manajemen FEB UNSRAT Manado*. 12(3), 335–345.
- Permana, A. A., S, W., Santoso, L. W., Wibowo, G. W. N., Wardhani, A. K., Rahmadden, Wahidin, A. J., Yuliasuti, G. E., Elisawati, Wijayanti, R. R., & Abdurasyid. (2023). *Machine Learning*. PT Global Eksekutif Teknologi. www.globaleksekutifteknologi.co.id
- Rahmi Aulia, Dori Gusti Alex Candra, & Atika Fauziyyah. (2025). Analisa Perancangan Permodelan Basis Data pada Pengembangan System Informasi

- Pendaftaran Menggunakan Entity Relationship Diagram. *Inventor: Jurnal Inovasi Dan Tren Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(3), 100–111. <https://doi.org/10.37630/inventor.v3i3.2682>
- Rayhaan Yusri, A., Faqihuddin Hanif, I., Daffa Al-farel, M., Zaandami, N., & Yasin, M. (2024). Perancangan Desain UI/UX Berbasis Scan Barcode Dengan Metode Design Thinking Untuk Pemesanan Makanan. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 5(2), 102–113. <https://doi.org/10.47065/bit.v5i2.1340>
- Sagita, M. P., Hami, A. E., & Hinduan, Z. R. (2020). Development Of Indonesian Work Readiness Scale On Fresh Graduate In Indonesia. In *Jurnal Psikologi* (Vol. 19, Number 3).
- Salka, H. A., & Lhaksmana, K. M. (2022). Work Readiness Prediction of Telkom University Students Using Multinomial Logistic Regression and Random Forest Method. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(4), 1903. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4546>
- Saputri, E. (2025). Teknik dan aplikasi data mining di Indonesia: tinjauan literatur satu dekade (2015-2024). *IT-EXPLORE Jurnal Penerapan Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 4(2), 138–149. <https://doi.org/10.24246/itexplore.v4i2.2025.pp138-149>
- Sathyanarayanan, S. (2024). Confusion Matrix-Based Performance Evaluation Metrics. *African Journal of Biomedical Research*, 4023–4031. <https://doi.org/10.53555/ajbr.v27i4s.4345>
- Setiarini, H., Prabowo, H., & Henry Casandra Gultom, dan. (2022). Pengaruh Soft Skill Dan Pengalaman Magang Kerja Terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa Melalui Motivasi Kerja Sebagai Variabel Intervening (Studi Kasus Pada Mahasiswa FEB Universitas PGRI Semarang). *EKOBIS : Jurnal Ilmu Manajemen Dan Akuntansi*, 10(2), 2022.
- Suyanti, A., Subiyanto, D., & Chandra Kirana, K. (2023). Analisis Pengaruh Budaya Organisasi, Program Magang, Dan Pelatihan Online Terhadap Kesiapan Calon Tenaga Kerja : *Al-Kharaj : Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 6(1), 198–205. <https://doi.org/10.47467/alkharaj.v6i1.3446>

- Syafruddin Akbar, I., & Haryanti, T. (2021). Pengembangan Entity Relationship Diagram Database Toko Online Ira Surabaya. *Jurnal Ilmiah Computing Insight*, 3(2), 28.
- Taufan, M. A., Rusdianto, D. S., & Ananta, M. T. (2022). *Pengembangan Sistem Otomatisasi Use Case Diagram berdasarkan Skenario Sistem menggunakan Metode POS Tagger Stanford NLP* (Vol. 6, Number 8). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Thoyyibah, T., Kurniawan, F., & Taryo, T. (2024). *Dasar - Dasar Machine Learning Pada Google Colabs*. CV. EUREKA MEDIA AKSARA.
- Ubaidilah, M. D., Ahmad, T., Mutia, S. D., Harmawan, M. F., Informasi, S., Nusantara, U., & Kediri, P. (2025). Implementasi Random Forest dalam Klasifikasi Kepuasan dan Masalah Pengguna pada Aplikasi Ujian Berbasis Data Mining. *Jurnal Nusantara Of Engineering*, 8(2). <https://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/noe>
- Wiharja MS, H., Rahayu, S., & Rahmiyati, E. (2020). Pengaruh Self Efficacy Terhadap Kesiapan Kerja Mahasiswa Pendidikan Vokasi. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 2(1), 11–18. <https://doi.org/10.38038/vocatech.v2i1.40>
- Wororomi, J. K., Reba, F., Mandowen, S. A., Sroyer, A. M., Manurung, H. E., Koibur, M. E., Pujiarni, E. H., Edy, M. R., Yuliana, H., Yusuf, M., & Dinata, R. M. (2024). *Data Mining (Memahami Pola Dibalik Angka)*. CV. Eureka Media Aksara.
- Yang, S., & Berdine, G. (2024). Confusion matrix. *The Southwest Respiratory and Critical Care Chronicles*, 12(53), 75–79. <https://doi.org/10.12746/swrccc.v12i53.1391>
- Yuda, W. O., Tuti, D., Yee, S. L., & Susanti. (2022). Penerapan Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Random Forest. *SATIN - Sains Dan Teknologi Informasi*, 8(2), 122–131. <https://doi.org/10.33372/stn.v8i2.885>
- Yudana, F., Suyanto, M., & Nasiri, A. (2023). *Model Klasifikasi Untuk Menentukan Kesiapan Kerja Mahasiswa Dan Kelulusan Tepat Waktu Dengan Metode Machine Learning*. 1(1). <https://doi.org/10.37680/ijitech.v1i1.xx>

LAMPIRAN 1 SK DOSEN PEMBIMBING

PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING
PROPOSAL/SKRIPSI MAHASISWA
NOMOR : 984/IL3-AU/UMSU-09/F/2025

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, berdasarkan Persetujuan permohonan judul penelitian Proposal / Skripsi dari Ketua / Sekretaris.

Program Studi : Sistem Informasi
Pada tanggal : 27 Oktober 2025

Dengan ini menetapkan Dosen Pembimbing Proposal / Skripsi Mahasiswa.

Nama : Muhammad Rian Mizard
NPM : 2209010297
Semester : VII (Tujuh)
Program studi : Sistem Informasi
Judul Proposal / Skripsi : Analisis Klasifikasi Tingkat Kesiapan Mahasiswa Menghadapi Dunia Kerja Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Website

Dosen Pembimbing : Muhammad Basri, S.Kom., M.Kom

Dengan demikian di izinkan menulis Proposal / Skripsi dengan ketentuan

1. Penulisan berpedoman pada buku panduan penulisan Proposal / Skripsi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Umsu
2. Pelaksanaan Sidang Skripsi harus berjarak 3 bulan setelah dikeluarkannya Surat Penetapan Dosen Pembimbing Skripsi.
3. **Proyek Proposal / Skripsi** dinyatakan " **BATAL** " bila tidak selesai sebelum Masa Kadaluarsa tanggal : **27 Oktober 2026**
4. Revisi judul.....

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Ditetapkan di : Medan
Pada Tanggal : 05 Jumadil Awwal 1447 H
27 Oktober 2025M



Dr. Al-Khoirizmi, M.Kom.
NIDN : 0127099201

Cc. File

LEMBAR VALIDASI INSTRUMEN PENELITIAN

A. Permohonan Validasi Instrumen

Yth. Bapak/Ibu Dosen Validator

Dengan hormat,

Sehubungan dengan pelaksanaan penelitian dalam rangka penyusunan skripsi yang berjudul “Analisis Klasifikasi Tingkat Kesiapan Mahasiswa Menghadapi Dunia Kerja Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Web”, dengan hormat saya memohon kesediaan Bapak/Ibu untuk berkenan menjadi validator instrumen penelitian.

Instrumen penelitian ini berupa kuesioner yang digunakan untuk mengukur tingkat kesiapan mahasiswa dalam menghadapi dunia kerja. Instrumen disusun berdasarkan konsep kesiapan kerja yang dikemukakan oleh Caballero dan Walker, yang terdiri atas empat dimensi, yaitu Personal Characteristics, Organisational Acumen, Work Competence, dan Social Intelligence.

Validasi instrumen ini bertujuan untuk memperoleh penilaian ahli mengenai kesesuaian dan relevansi setiap item pernyataan dengan dimensi serta aspek yang diukur. Hasil penilaian dan saran yang diberikan akan digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam penyempurnaan instrumen penelitian.

Demikian permohonan ini disampaikan. Atas kesediaan, waktu, dan perhatian Bapak/Ibu dalam melakukan validasi instrumen penelitian ini, saya mengucapkan terima kasih.

Nama : Muhammad Rian Mizard
NIM : 2209010297
Program Studi : Sistem Informasi
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi
Universitas : Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
Dosen Pembimbing : Muhammad Basri, S.Si, M.Kom.

B. Identitas Validator

Nama Lengkap : Yohani Syahra, S.Si, M.Kom
Jabatan : Dosen
Program Studi : Teknologi Informasi
Fakultas : Ilmu komputer dan teknologi informasi
Instansi : Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
Bidang Keahlian : Data Science

C. Variabel Penelitian

Variabel yang diteliti dalam penelitian ini adalah Kesiapan Kerja Mahasiswa. Kesiapan kerja mahasiswa merupakan variabel utama yang digunakan untuk menggambarkan tingkat kesiapan mahasiswa dalam menghadapi dunia kerja. Variabel tersebut diukur menggunakan instrumen kuesioner dan selanjutnya digunakan sebagai dasar pembentukan dataset dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest. Variabel kesiapan kerja mahasiswa diukur berdasarkan konsep yang dikemukakan oleh Caballero dan Walker, yang terdiri atas empat dimensi utama, yaitu:

1. Personal Characteristics
2. Organisational Acumen
3. Work Competence
4. Social Intelligence

Tabel 1 Dimensi dan Aspek yang Diukur dalam Instrumen

No	Dimensi	Jumlah Item	Aspek yang diukur
1	Personal Characteristics	6	Ketahanan diri, kemampuan adaptasi, kesiapan menghadapi tekanan kerja, dan pengembangan diri
2	Organisational Acumen	6	Pemahaman terhadap budaya organisasi, kesadaran aturan kerja, motivasi, serta sikap terhadap pekerjaan
3	Work Competence	7	Kemampuan teknis, penyelesaian tugas, pemecahan masalah, serta kesiapan profesional
4	Social Intelligence	6	Kemampuan komunikasi, kerja sama tim, empati, dan kemampuan berinteraksi di lingkungan kerja

D. Petunjuk Pengisian Validasi Instrumen

Bapak/Ibu Validator dimohon memberikan penilaian terhadap setiap item pernyataan berdasarkan kesesuaian item dengan dimensi dan aspek yang diukur. Berikan tanda (✓) pada salah satu skor yang tersedia.

4 = Sangat relevan

3 = Relevan

2 = Kurang relevan

2	Saya siap menyesuaikan diri dengan budaya organisasi tempat saya bekerja			✓		
3	Saya memahami peran dan tanggung jawab saya dalam sebuah tim kerja				✓	
4	Saya memiliki motivasi untuk berkontribusi terhadap tujuan organisasi				✓	
5	Saya merasa aturan organisasi tidak terlalu penting untuk dipatuhi			✓		
6	Saya kurang peduli terhadap tujuan jangka panjang organisasi				✓	
Work Competence						
No	Butir Pernyataan	Skor Relevansi				Saran / Perbaikan
		1	2	3	4	
1	Saya memiliki kemampuan teknis sesuai dengan bidang studi saya				✓	
2	Saya mampu menganalisis masalah sebelum menentukan solusi				✓	
3	Saya mampu menggunakan teknologi atau tools yang relevan dengan bidang saya			✓		
4	Saya mampu menyelesaikan tugas sesuai standar profesional			✓		
5	Saya mampu mengambil keputusan berdasarkan pertimbangan yang rasional				✓	
6	Saya sering mengalami kesulitan dalam menyelesaikan tugas teknis yang kompleks			✓		
7	Saya merasa belum siap menjalankan tanggung jawab profesional di bidang saya				✓	
Social Intelligence						
No	Butir Pernyataan	Skor Relevansi				Saran / Perbaikan
		1	2	3	4	
1	Saya mampu menyampaikan ide atau pendapat secara jelas kepada orang lain			✓		

1 = Sangat kurang relevan

Beberapa item dalam instrumen disusun dalam bentuk pernyataan negatif. Item tersebut tetap dinilai berdasarkan kesesuaian dan relevansinya terhadap dimensi serta aspek yang diukur. Dalam pengolahan data penelitian, item dengan pernyataan negatif akan dilakukan reverse scoring agar arah penilaian seluruh item konsisten.

Apabila Bapak/Ibu Validator memiliki catatan, saran, atau rekomendasi terhadap item instrumen yang dinilai, terutama apabila terdapat item yang dianggap kurang sesuai atau kurang relevan dengan dimensi dan aspek yang diukur, mohon menyampaikan saran perbaikan pada bagian yang telah disediakan. Saran yang diberikan akan menjadi bahan pertimbangan peneliti dalam melakukan penyempurnaan instrumen penelitian.

Tabel Validasi Instrumen

Personal Characteristics						
No	Butir Pernyataan	Skor Relevansi				Saran / Perbaikan
		1	2	3	4	
1	Saya mampu tetap tenang ketika menghadapi tekanan dalam menyelesaikan tugas				✓	
2	Saya dapat menyesuaikan diri dengan cepat terhadap perubahan situasi atau lingkungan baru				✓	
3	Saya tetap berusaha menyelesaikan tanggung jawab meskipun menghadapi kesulitan				✓	
4	Saya memiliki motivasi yang kuat untuk memasuki dunia kerja setelah lulus				✓	
5	Saya sering merasa kewalahan ketika membayangkan tuntutan dunia kerja			✓		
6	Saya mudah menyerah ketika mengalami kegagalan atau hambatan			✓		
Organisational Acumen						
No	Butir Pernyataan	Skor Relevansi				Saran / Perbaikan
		1	2	3	4	
1	Saya memahami pentingnya mengikuti aturan dan prosedur dalam organisasi				✓	

2	Saya mampu bekerja sama secara efektif dalam tim			✓	
3	Saya mampu memahami sudut pandang orang lain dalam diskusi atau kerja kelompok			✓	
4	Saya mampu mengendalikan emosi dalam situasi yang menekan			✓	
5	Saya sering mengalami kesulitan bekerja dalam tim			✓	
6	Saya kurang mampu memahami perasaan atau kebutuhan orang lain			✓	

E. Kesimpulan Hasil Validasi

Berdasarkan hasil penilaian terhadap kesesuaian dan relevansi item instrumen dengan variabel, dimensi, dan aspek yang diukur, maka instrumen penelitian ini dinyatakan:

- ☒ Layak digunakan tanpa perbaikan
☐ Layak digunakan dengan perbaikan
☐ Belum layak digunakan

F. Pengesahan Validator

Demikian lembar validasi instrumen ini dibuat sebagai bahan penilaian terhadap kesesuaian dan relevansi instrumen penelitian. Atas kesediaan Bapak/Ibu dalam memberikan penilaian, kritik, dan saran terhadap instrumen penelitian ini, peneliti mengucapkan terima kasih.

Medan, 15/08/ 2026

Validator,


 (Yohani Syahra S.Si, M.kom)

LAMPIRAN 3 DATA UJI INSTRUMEN

RESPONDE N	P1	P2	P3	P 4	P 5	P 6	P 7	P 8	P 9	P1 0	P1 1	P1 2	P1 3	P1 4	P1 5	P1 6	P1 7	P1 8	P1 9	P2 0	P2 1	P2 2	P2 3	P2 4	P2 5	TOTA L
R1	5	5	5	5	5	5	5	4	4	4	5	5	5	4	4	3	4	4	4	4	5	4	4	5	5	112
R2	4	4	5	4	4	5	5	4	5	4	5	5	5	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	5	107
R3	3	3	4	4	1	5	3	3	4	4	3	3	3	3	3	4	4	3	4	5	4	4	4	5	3	89
R4	4	4	4	5	1	1	5	5	5	5	1	1	5	5	5	5	5	1	1	5	5	5	5	1	1	90
R5	3	3	4	5	2	3	3	4	5	4	4	4	2	3	4	4	3	2	4	3	4	4	4	3	4	88
R6	4	4	4	4	2	2	4	4	4	4	4	5	4	4	4	4	4	2	3	4	4	4	4	2	3	91
R7	3	4	4	5	2	3	4	5	5	4	5	5	4	4	4	3	3	2	3	3	3	3	3	2	4	90
R8	4	3	5	5	1	3	3	4	4	5	5	4	4	4	4	3	4	2	3	3	4	3	3	3	3	89
R9	5	4	5	4	4	4	5	5	4	5	5	5	4	3	4	3	3	3	3	5	4	5	5	5	5	107
R10	4	4	4	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	5	5	5	4	4	5	5	5	5	5	5	4	117
R11	5	4	5	5	3	5	2	3	3	3	3	3	5	5	5	5	5	5	5	4	5	4	4	5	4	105
R12	5	5	4	4	4	5	5	4	5	5	5	4	4	4	3	4	3	4	3	5	5	5	5	5	4	109
R13	4	4	3	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	5	5	5	5	5	5	3	3	3	3	3	3	98
R14	5	5	4	4	5	4	4	3	3	4	3	4	4	4	5	5	5	4	5	4	5	4	4	4	4	105
R15	2	2	2	2	3	2	1	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2	2	41
R16	4	5	4	4	4	4	4	3	3	3	4	3	4	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	3	4	92
R17	3	3	3	3	3	3	4	3	4	4	4	3	4	4	3	3	3	4	4	5	4	5	4	3	5	91
R18	4	5	5	4	4	5	5	5	5	5	5	5	5	5	4	5	4	5	5	5	4	5	5	5	5	119
R19	4	4	4	3	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	95
R20	3	3	3	4	5	4	4	5	4	5	5	5	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	101
R21	3	4	4	4	3	3	5	5	4	5	4	4	4	4	4	3	4	5	5	5	5	5	5	5	5	107

R22	2	2	3	2	2	1	1	2	1	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	50
R23	5	5	5	5	5	5	2	3	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	5	4	4	3	4	4	3	97
R24	4	4	4	4	5	4	3	4	4	4	5	4	4	5	5	5	4	4	5	4	4	5	5	5	5	109
R25	5	5	5	5	3	5	4	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	2	4	5	5	5	5	4	5	113
R26	3	3	4	4	2	3	4	4	4	4	4	4	3	3	3	3	4	2	2	4	3	4	3	3	3	83
R27	3	4	4	5	3	3	5	5	5	4	4	4	4	4	3	3	4	3	4	4	4	4	4	4	4	98
R28	5	5	5	5	1	1	5	5	5	5	1	1	5	5	5	5	5	1	1	5	5	5	5	2	1	94
R29	5	5	5	5	1	1	5	5	5	5	1	1	5	5	3	4	5	1	1	4	5	5	5	1	1	89
R30	4	4	4	5	3	5	5	5	4	4	5	5	4	4	3	4	4	2	5	4	4	4	4	5	5	105
R31	4	5	3	5	4	5	4	4	4	4	2	5	5	4	4	5	5	3	3	3	3	3	3	3	3	96
R32	3	3	3	4	2	5	5	4	4	4	5	5	3	4	3	3	4	3	4	4	4	4	4	5	5	97

LAMPIRAN 4 HASIL PENGUJIAN VALIDITAS

																											TOT
		P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	AL
P01	Pearson	1	.82	.72	.54	.27	.29	.35	.27	.34	.36	.02	.05	.67	.59	.55	.58	.58	.15	.09	.41	.69	.45	.58	.20	.05	.634*
	Correlat		7**	2**	9**	4	9	9*	2	0	6*	6	4	9**	1**	6**	6**	5**	6	9	1*	1**	6**	4**	7	0	*
	ion																										
	Sig. (2-		<.0	<.0	.00	.12	.09	.04	.13	.05	.03	.88	.77	<.0	<.0	<.0	<.0	<.0	.39	.59	.01	<.0	.00	<.0	.25	.78	<.001
	tailed)		01	01	1	9	6	4	2	7	9	8	0	01	01	01	01	01	5	2	9	01	9	01	6	8	
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
P02	Pearson	.82	1	.58	.56	.34	.30	.51	.38	.44	.36	.02	.12	.73	.59	.46	.58	.56	.23	.16	.40	.61	.45	.58	.15	.10	.669*
	Correlat	7**		6**	5**	6	3	8**	8*	6*	2*	0	9	0**	7**	3**	1**	8**	7	0	7*	8**	3**	6**	7	6	*
	ion																										
	Sig. (2-	<.0		<.0	<.0	.05	.09	.00	.02	.01	.04	.91	.48	<.0	<.0	.00	<.0	<.0	.19	.38	.02	<.0	.00	<.0	.39	.56	<.001
	tailed)	01		01	01	2	2	2	8	0	2	5	0	01	01	8	01	01	2	2	1	01	9	01	1	5	
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
P03	Pearson	.72	.58	1	.59	-	.16	.31	.44	.46	.39	.16	.07	.58	.43	.45	.32	.43	.02	.05	.44	.64	.45	.55	.21	.11	.558*
	Correlat	2**	6**		8**	.03	6	0	2*	2**	6*	2	6	0**	0*	2**	7	8*	7	6	7*	5**	3**	9**	1	6	*
	ion					7																					
	Sig. (2-	<.0	<.0		<.0	.84	.36	.08	.01	.00	.02	.37	.67	<.0	.01	.00	.06	.01	.88	.76	.01	<.0	.00	<.0	.24	.52	<.001
	tailed)	01	01		01	1	5	4	1	8	5	6	8	01	4	9	8	2	5	2	0	01	9	01	6	6	
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
P04	Pearson	.54	.56	.59	1	-	.21	.43	.66	.69	.45	.11	.20	.56	.59	.51	.58	.69	-	.09	.21	.60	.32	.43	.08	.01	.582*
	Correlat	9**	5**	8**		.08	5	1*	1**	5**	4**	2	3	6**	1**	0**	0**	1**	.14	1	5	6**	7	4*	9	5	*
	ion					4													8								

P05	Sig. (2-tailed)	.00	<.0	<.0		.64	.23	.01	<.0	<.0	.00	.54	.26	<.0	<.0	.00	<.0	<.0	.41	.62	.23	<.0	.06	.01	.62	.93	<.001
	N	1	01	01		6	8	4	01	01	9	2	5	01	01	3	01	01	8	1	7	01	8	3	8	4	
	Pearson	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	
	Correlation	.27	.34	-	-	1	.62	.06	-	-	-	.43	.48	.12	.11	.22	.15	-	.70	.64	.05	.07	.04	.13	.56	.55	.467*
		4	6	.03	.08		3**	3	.08	.13	.12	3*	5**	7	2	2	7	.03	7**	7**	2	3	7	4	0**	2**	*
P06	Sig. (2-tailed)	.12	.05	.84	.64		<.0	.73	.63	.45	.49	.01	.00	.49	.54	.22	.39	.83	<.0	<.0	.77	.69	.79	.46	<.0	.00	.007
	N	9	2	1	6		01	2	4	9	3	3	5	0	0	2	2	8	01	01	8	1	7	4	01	1	
	Pearson	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	
	Correlation	.29	.30	.16	.21	.62	1	.15	.00	.13	-	.61	.67	.19	.16	.15	.26	.16	.64	.75	.19	.20	.09	.17	.83	.71	.638*
		9	3	6	5	3**		2	7	4	.00	9**	6**	8	6	9	0	4	7**	5**	5	9	8	2	1**	7**	*
P07	Sig. (2-tailed)	.09	.09	.36	.23	<.0		.40	.96	.46	.96	<.0	<.0	.27	.36	.38	.15	.36	<.0	<.0	.28	.25	.59	.34	<.0	<.0	<.001
	N	6	2	5	8	01		7	9	6	1	01	01	8	3	4	0	9	01	01	5	1	3	7	01	01	
	Pearson	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	
	Correlation	.35	.51	.31	.43	.06	.15	1	.78	.75	.75	.33	.36	.64	.48	.23	.28	.43	.04	.01	.58	.58	.68	.63	.20	.27	.667*
		9*	8**	0	1*	3	2		2**	9**	5**	6	8*	0**	8**	4	4	3*	7	4	4**	8**	9**	8**	5	7	*
P08	Sig. (2-tailed)	.04	.00	.08	.01	.73	.40		<.0	<.0	<.0	.06	.03	<.0	.00	.19	.11	.01	.80	.94	<.0	<.0	<.0	<.0	.26	.12	<.001
	N	4	2	4	4	2	7		01	01	01	0	8	01	5	8	5	3	0	1	01	01	01	01	1	5	
	Pearson	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	.32	
	Correlation	.27	.38	.44	.66	-	.00	.78	1	.82	.80	.31	.34	.57	.52	.37	.38	.46	-	-	.48	.54	.62	.63	.13	.16	.616*
		2	8*	2*	1**	.08	7	2**		0**	0**	4	9*	9**	9**	0*	5*	4**	.17	.04	2**	8**	1**	1**	0	2	*

P09	Sig. (2-tailed)	.13	.02	.01	<.0	.63	.96	<.0		<.0	<.0	.08	.05	<.0	.00	.03	.03	.00	.33	.81	.00	.00	<.0	<.0	.48	.37	<.001
	N	2	8	1	01	4	9	01		01	01	0	0	01	2	7	0	7	4	1	5	1	01	01	0	7	
	Pearson	.34	.44	.46	.69	-	.13	.75	.82	1	.76	.31	.30	.59	.62	.40	.50	.52	-	.00	.50	.59	.66	.64	.09	.17	.659*
	Correlation	0	6*	2**	5**	.13	4	9**	0**		9**	5	3	6**	2**	2*	4**	3**	.10	0	0**	4**	7**	4**	6	2	*
P10	Sig. (2-tailed)	.05	.01	.00	<.0	.45	.46	<.0	<.0		<.0	.07	.09	<.0	<.0	.02	.00	.00	.58	1.0	.00	<.0	<.0	<.0	.60	.34	<.001
	N	7	0	8	01	9	6	01	01		01	9	1	01	01	3	3	2	5	00	4	01	01	01	3	7	
	Pearson	.36	.36	.39	.45	-	-	.75	.80	.76	1	.25	.22	.58	.52	.36	.40	.48	-	-	.54	.60	.68	.65	.11	.08	.588*
	Correlation	6*	2*	6*	4**	.12	.00	5**	0**	9**		0	9	0**	6**	4*	5*	1**	.07	.10	7**	2**	3**	2**	7	4	*
P11	Sig. (2-tailed)	.03	.04	.02	.00	.49	.96	<.0	<.0	<.0		.16	.20	<.0	.00	.04	.02	.00	.69	.57	.00	<.0	<.0	<.0	.52	.64	<.001
	N	9	2	5	9	3	1	01	01	01		7	8	01	2	0	2	5	6	3	1	01	01	01	3	7	
	Pearson	.02	.02	.16	.11	.43	.61	.33	.31	.31	.25	1	.85	.10	.08	.12	-	-	.45	.61	.16	.15	.20	.17	.65	.83	.582*
	Correlation	6	0	2	2	3*	9**	6	4	5	0		8**	8	4	2	.04	.10	6**	6**	2	8	2	1	9**	6**	*
P12	Sig. (2-tailed)	.88	.91	.37	.54	.01	<.0	.06	.08	.07	.16		<.0	.55	.64	.50	.82	.58	.00	<.0	.37	.38	.26	.34	<.0	<.0	<.001
	N	8	5	6	2	3	01	0	0	9	7		01	6	8	7	9	5	9	01	6	8	9	9	01	01	
	Pearson	.05	.12	.07	.20	.48	.67	.36	.34	.30	.22	.85	1	.18	.08	.20	.10	.07	.41	.60	.04	.08	.07	.06	.60	.76	.594*
	Correlation	4	9	6	3	5**	6**	8*	9*	3	9	8**		7	7	6	0	8	3*	0**	6	5	0	4	7**	9**	*

P13	Sig. (2-tailed)	.770	.480	.678	.265	.005	<.001	.038	.050	.091	.208	<.001		.306	.636	.258	.586	.672	.019	<.001	.803	.643	.705	.728	<.001	<.001	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson Correlation	.679**	.730**	.580**	.566**	.127	.198	.640**	.579**	.596**	.580**	.108	.187	1	.780**	.596**	.587**	.724**	.166	.059	.498**	.672**	.566**	.575**	.108	.141	.713*
	Sig. (2-tailed)	<.001	<.001	<.001	<.001	.490	.278	<.001	<.001	<.001	<.001	.556	.306		<.001	<.001	<.001	<.001	.365	.750	.004	<.001	<.001	<.001	.555	.443	<.001
P14	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson Correlation	.591**	.597**	.430*	.591**	.112	.166	.488**	.529**	.622**	.526**	.084	.087	.780**	1	.708**	.774**	.772**	.187	.212	.430*	.657**	.567**	.623**	.119	.061	.692*
	Sig. (2-tailed)	<.001	<.001	.014	<.001	.540	.363	.000	.002	<.001	.002	.648	.636	<.001		<.001	<.001	<.001	.305	.244	.014	<.001	<.001	<.001	.517	.740	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
P15	Pearson Correlation	.556**	.463**	.452**	.510**	.222	.159	.234	.370*	.402*	.364*	.122	.206	.596**	.708**	1	.773**	.684**	.213	.281	.320	.570**	.372*	.455**	.139	.096	.617*
	Sig. (2-tailed)	<.001	.008	.009	.003	.222	.384	.198	.037	.023	.040	.507	.258	<.001	<.001		<.001	<.001	.241	.119	.074	<.001	.036	.009	.446	.601	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson Correlation	.586**	.581**	.327	.580**	.157	.260	.284	.385*	.504**	.405*	-	.100	.587**	.774**	.773**	1	.795**	.143	.255	.405*	.573**	.475**	.549**	.154	-	.627*
P16	Sig. (2-tailed)	<.001	.008	.009	.003	.222	.384	.198	.037	.023	.040	.507	.258	<.001	<.001		<.001	<.001	.241	.119	.074	<.001	.036	.009	.446	.601	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson Correlation	.586**	.581**	.327	.580**	.157	.260	.284	.385*	.504**	.405*	-	.100	.587**	.774**	.773**	1	.795**	.143	.255	.405*	.573**	.475**	.549**	.154	-	.627*
	Sig. (2-tailed)	<.001	.008	.009	.003	.222	.384	.198	.037	.023	.040	.507	.258	<.001	<.001		<.001	<.001	.241	.119	.074	<.001	.036	.009	.446	.601	<.001

P17	Sig. (2-tailed)	<.01	<.01	.068	<.01	.392	.150	.115	.030	.003	.022	.829	.586	<.01	<.01	<.01		<.01	.435	.159	.022	<.01	.006	.001	.401	.871	<.0013
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson	.58	.56	.43	.69	-	.16	.43	.46	.52	.48	-	.07	.72	.77	.68	.79	1	.03	.12	.35	.62	.40	.44	.06	-	.590*
	Correlation	5**	8**	8*	1**	.038	4	3*	4**	3**	1**	.100	8	4**	2**	4**	5**		8	2	3*	9**	0*	3*	6	.089	*
	Sig. (2-tailed)	<.01	<.01	.012	<.01	.838	.369	.013	.007	.002	.005	.582	.672	<.01	<.01	<.01	<.01		.835	.506	.048	<.01	.023	.011	.718	.629	<.001
P18	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson	.15	.23	.02	-	.70	.64	.04	-	-	-	.45	.41	.16	.18	.21	.14	.03	1	.79	.19	.16	.11	.15	.67	.60	.499*
	Correlation	6	7	7	.148	7**	7**	7	.177	.100	.072	6**	3*	6	7	3	3	8		3**	1	6	4	0	5**	6**	*
	Sig. (2-tailed)	.395	.192	.885	.418	<.01	<.01	.800	.334	.585	.696	.009	.019	.365	.305	.241	.435	.832		<.01	.296	.363	.534	.413	<.01	<.01	.004
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
P19	Pearson	.09	.16	.05	.09	.64	.75	.01	-	.00	-	.61	.60	.05	.21	.28	.25	.12	.79	1	.12	.20	.08	.15	.76	.75	.576*
	Correlation	9	0	6	1	7**	5**	4	.044	0	.104	6**	0**	9	2	1	5	2	3**		0	2	0	9	3**	7**	*
	Sig. (2-tailed)	.592	.382	.762	.621	<.01	<.01	.941	.811	1.000	.573	<.01	<.01	.750	.244	.119	.159	.506	<.01		.515	.268	.663	.384	<.01	<.01	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson	.41	.40	.44	.21	.05	.19	.58	.48	.50	.54	.16	.04	.49	.43	.32	.40	.35	.19	.12	1	.73	.86	.84	.39	.24	.623*
P20	Correlation	1*	7*	7*	5	2	5	4**	2**	0**	7**	2	6	8**	0*	0	5*	3*	1	0		2**	6**	0**	9*	5	*
	Sig. (2-tailed)																										

P21	Sig. (2-tailed)	.019	.021	.010	.237	.778	.285	<.001	.005	.004	.001	.376	.803	.004	.074	.024	.048	.296	.515		<.001	<.001	<.001	.024	.177	<.001	
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32		
	Pearson	.691**	.618**	.645**	.606**	.073	.209	.588**	.548**	.594**	.602**	.158	.085	.672**	.657**	.570**	.573**	.626	.162	.202	.731	1	.786**	.843**	.332	.201	.757*
	Correlation	1	8	5	6	3	9	8	8	4	2	8	5	2	7	0	3	9	6	2	2		6	3	2	1	*
P22	Sig. (2-tailed)	<.001	<.001	<.001	<.001	.691	.251	<.001	.001	<.001	<.001	.388	.643	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	.363	.268	<.001		<.001	<.001	.063	.269	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	
	Pearson	.456**	.453**	.453**	.327	.047	.098	.689**	.621**	.667**	.683**	.202	.070	.566**	.567**	.372*	.475**	.400*	.114	.080	.866**	.786**	1	.937**	.307	.282	.682*
	Correlation	6	3	3	7	7	8	9	1	7	3	2	0	6	7	2	5	0	4	0	6	6		7	7	2	*
P23	Sig. (2-tailed)	.009	.009	.009	.068	.797	.593	<.001	<.001	<.001	<.001	.269	.705	<.001	<.001	.036	.006	.023	.533	.663	<.001	<.001		<.001	.088	.118	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	
	Pearson	.584**	.586**	.559**	.434*	.134	.172	.638**	.631**	.644**	.652**	.171	.064	.575**	.623**	.455**	.549**	.443*	.150	.159	.840**	.843**	.937**	1	.360*	.248	.739*
	Correlation	4	6	9	4	4	2	8	1	4	2	1	4	5	3	5	9	3	0	9	0	3	7		0	8	*
P24	Sig. (2-tailed)	<.001	<.001	<.001	.013	.464	.347	<.001	<.001	<.001	<.001	.349	.728	<.001	<.001	.009	.001	.011	.413	.384	<.001	<.001	<.001		.043	.171	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	
	Pearson	.207	.157	.211	.089	.560**	.831**	.205	.130	.096	.117	.659**	.607**	.108	.119	.139	.154	.066	.675**	.763**	.399*	.332	.307	.361	1	.782**	.652*
	Correlation	7	7	1	9	0	1	5	0	6	7	9	7	8	9	9	4	6	5	3	9	2	7	0		2	*

P25	Sig. (2-tailed)	.256	.391	.246	.628	<.001	<.001	.261	.480	.603	.523	<.001	<.001	.555	.517	.446	.401	.718	<.001	<.001	.024	.063	.088	.043	<.001	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson Correlation	.050	.106	.116	.015	.552**	.717**	.277	.162	.172	.084	.836**	.769**	.141	.061	.096	-	-	.606**	.757**	.245	.201	.282	.248	.782**	.608*
TOTAL	Sig. (2-tailed)	.788	.565	.526	.934	.001	<.001	.125	.377	.347	.647	<.001	<.001	.443	.740	.601	.873	.629	<.001	<.001	.177	.269	.118	.171	<.001	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32
	Pearson Correlation	.634**	.669**	.558**	.582**	.467**	.638**	.667**	.616**	.659**	.588**	.582**	.594**	.713**	.692**	.617**	.627**	.590**	.499**	.576**	.623**	.757**	.682**	.739**	.652**	.608**
	Sig. (2-tailed)	<.001	<.001	<.001	<.001	.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001	<.001
	N	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32	32

LAMPIRAN 5 HASIL PENGUJIAN RELIABILITAS

Reliability Statistics	
Cronbach's Alpha	N of Items
.929	25

LAMPIRAN 6 KUESIONER PENELITIAN

KUESIONER PENELITIAN TINGKAT KESIAPAN KERJA MAHASISWA

[Login ke Google](#) untuk menyimpan progres. [Pelajari lebih lanjut](#)

* Menunjukkan pertanyaan yang wajib diisi

Personal Characteristics

Saya mampu tetap tenang ketika menghadapi tekanan dalam menyelesaikan tugas *

1 2 3 4 5

Sangat Tidak Setuju ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Sangat Setuju

Saya dapat menyesuaikan diri dengan cepat terhadap perubahan situasi atau lingkungan baru *

1 2 3 4 5

Sangat Tidak Setuju ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Sangat Setuju

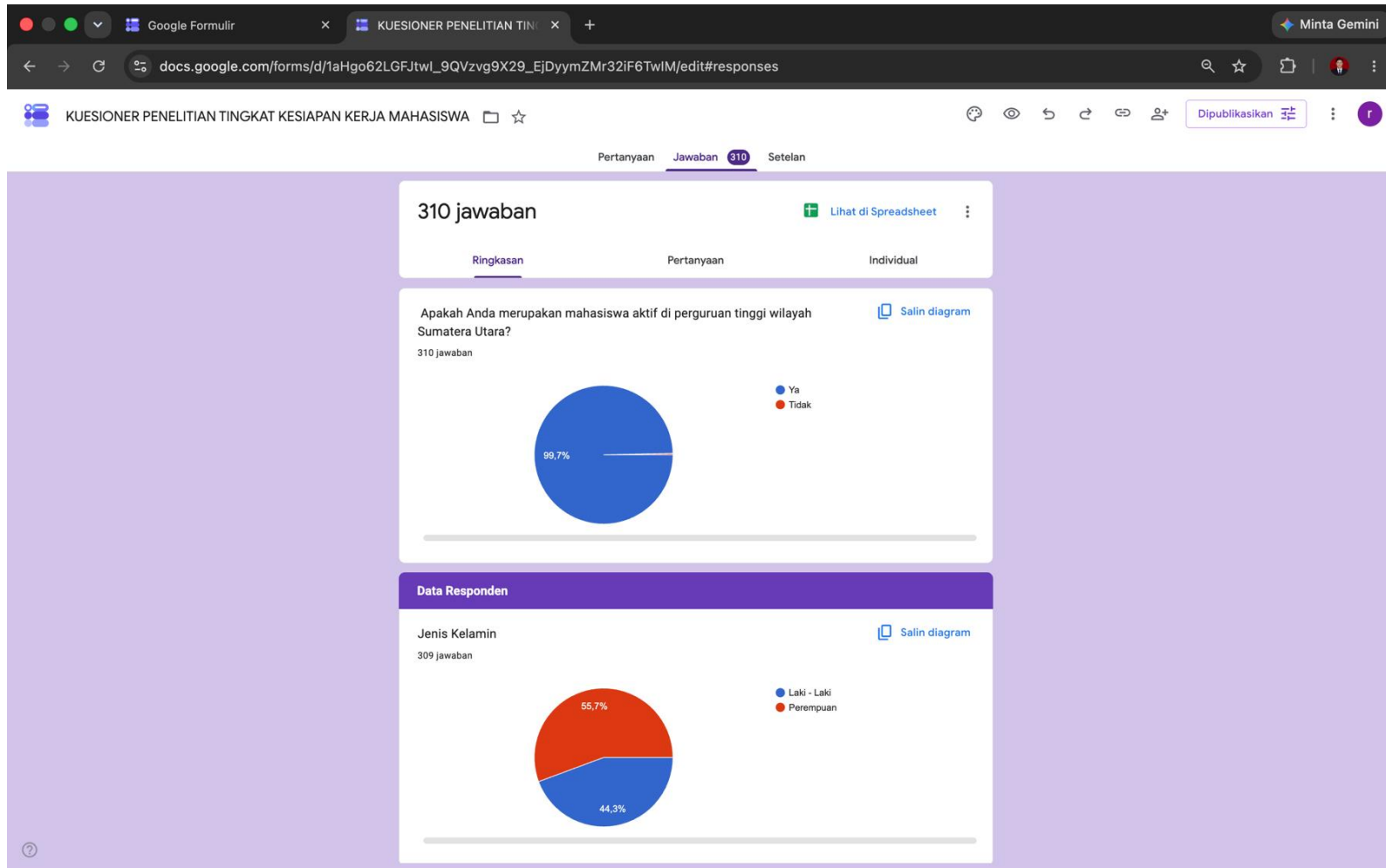
Saya tetap berusaha menyelesaikan tanggung jawab meskipun menghadapi kesulitan *

1 2 3 4 5

Sangat Tidak Setuju ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Sangat Setuju

Saya memiliki motivasi yang kuat untuk memasuki dunia kerja setelah lulus *

LAMPIRAN 7 HASIL PENGUMPULAN KUESIONER PENELITIAN



LAMPIRAN 8 DOKUMENTASI PENGAMBILAN DATA RESPONDEN



LAMPIRAN 9 BERITA ACARA BIMBINGAN



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
 UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/III/2019
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
 https://fkt.umsu.ac.id Email: fkt@umsu.ac.id fumsuumsu umsmedan umsmedan umsmedan umsmedan
 Unggul | Cerdas | Terpercaya
 Kita bersama untuk negeri yang lebih maju, nomor dan tanggalnya

Berita Acara Pembimbingan Proposal

Nama Mahasiswa : Muhammad Rian Mizard Program Studi : Sistem Informasi
 NPM : 2209010297 Judul Penelitian : Analisis Klasifikasi Tingkat Kesiapan Mahasiswa Menghadapi Dunia Kerja Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Website

Nama Dosen Pembimbing : Muhammad Basri, S.Si, M.Kom

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
08/2026 01	Pembimbingan Judul Pembuatan BAB I, II, dan III	f
02/2026 02	Perbaikan BAB I : Rumusan Masalah, Tujuan, Manfaat Perbaikan BAB II : Penambahan referensi, Penelitian terdahulu Perbaikan BAB III : Flowchart System, Penambahan Wireframe, Pappus.	f
04/2026 03	Perbaikan BAB I : Rumusan Masalah, Tujuan Penelitian Perbaikan BAB III : Flowchart System Perbaikan Daftar Pustaka	f
04/2026 03	Acc Proposal.	f
06/2026 05	Bimbingan Pasca Seminar Proposal Penyesuaian Perbaikan Proposal.	f
03/2026 06	Bimbingan Perbaikan Proposal Pembuatan BAB IV dan V	f
01/2026 07	Perbaikan Tabel data BAB IV Penyesuaian Gambar Confusion Matrix BAB IV	f
01/2026 07	Acc Sidang.	f

Medan, 8 Januari 2026

Diketahui oleh :

Ketua Program Studi

Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom

Disetujui oleh :

Dosen Pembimbing

Muhammad Basri, S.Si, M.Kom



LAMPIRAN 10 HASIL TURNITIN

ANALISIS KLASIFIKASI TINGKAT KESIAPAN MAHASISWA MENGHADAPI DUNIA KERJA MENGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST BERBASIS WEB

ORIGINALITY REPORT

29%
SIMILARITY INDEX

25%
INTERNET SOURCES

17%
PUBLICATIONS

18%
STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.umsu.ac.id Internet Source	2%
2	Submitted to Universitas Sangga Buana YPKP Student Paper	1%
3	Submitted to UPN Veteran Yogyakarta Student Paper	1%
4	Submitted to Universitas Putera Batam Student Paper	1%
5	digilibadmin.unismuh.ac.id Internet Source	1%
6	Submitted to Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Student Paper	1%
7	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	1%
8	digilib.uin-suka.ac.id Internet Source	1%
9	proceeding.unpkediri.ac.id Internet Source	<1%
10	Submitted to Universitas Islam Riau Student Paper	<1%
11	Submitted to Badan PPSDM Kesehatan Kementerian Kesehatan Student Paper	<1%
12	repository.unissula.ac.id Internet Source	<1%
13	kc.umn.ac.id Internet Source	<1%
14	lab.tik.pnj.ac.id Internet Source	<1%

www.scribd.com