

Evaluasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademik Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma C4.5



Notifikasi Penulis
28 September 2022
Akhir Revisi
24 Desember 2022
Terbit
10 Februari 2023

Tri Widiastuti¹

Koko Karsa²

Christina Juliane³

STMIK LIKMI Bandung

Bandung, Indonesia

E-mail: widiastuti3788@gmail.com¹, kokomk1969@gmail.com²
christina.juliane@likmi.ac.id³

Widiastuti, T., Karsa, K., & Juliane, C. (2022). Evaluasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademik Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma C4.5. *Technomedia Journal*, 7(3).

<https://doi.org/10.33050/tmj.v7i3.1932>

ABSTRAK

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh layanan akademik terhadap kepuasan mahasiswa agar mahasiswa tidak merasa kecewa terhadap pelayanan akademik. Penelitian ini melakukan pengukuran tingkat kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik yang ada pada Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi. Data set hasil survey kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik di Unjani ini digunakan untuk menghasilkan model, rule dan nilai akurasi kepuasan mahasiswa dengan menggunakan metode klasifikasi data mining algoritma Decision Tree C4.5, untuk melihat hasil nilai akurasi dari beberapa atribut yaitu tangible, empathy, responsiveness, reliability dan assurance. Hasil dari dari pengujian yang dilakukan dengan aplikasi rapidminer nilai akurasi dari pengujian 7 (Tujuh) Fakultas di Unjani menghasilkan nilai diatas 90% yang artinya nilai tersebut menandakan bahwa pelayanan yang sudah berjalan selama ini dianggap sangat baik. Pengujian survei kepuasan mahasiswa tentunya harus dilakukan secara periodik untuk dapat terus meningkatkan pelayanan akademik kepada mahasiswa menjadi semakin baik.

Kata kunci : Data Mining, Algoritma C4.5, Klasifikasi, Survei Kepuasan Mahasiswa.

ABSTRACT

In order to prevent students from being dissatisfied with academic services, the goal of this study was to ascertain how academic services affect student satisfaction. This study gauges how happy General Achmad Yani University, Cimahi's students are with the current academic services offered there. In order to see the accuracy values of several attributes, including concrete, sympathetic, responsiveness, reliability, and assurance, the data set from the survey results of student satisfaction with academic services at Unjani is used to generate models, rules, and accurate scores for student satisfaction using the Decision Tree C4.5 algorithm data mining classification method. According to the results of the tests performed using the rapidminer application, the accuracy value of the 7 (Seven) Faculties testing at Unjani

produced a number above 90%, indicating that the service that has been provided thus far is regarded as being of extremely high quality. It goes without saying that ongoing testing of student satisfaction surveys is necessary if academic services for students are to keep becoming better. Keywords: Data Mining, Algoritma C4.5, Klasifikasi, Student Satisfaction Survei

PENDAHULUAN

Perkembangan dan persaingan dalam lembaga pendidikan tinggi saat ini semakin pesat, setiap perguruan tinggi harus membuat langkah-langkah baru yang harus selalu bisa berinovasi agar organisasi dapat terus bertahan [1]. Pelayanan akademik khususnya kepada mahasiswa merupakan tolak ukur bahwa organisasi dapat diterima dengan baik, harus selalu bisa diukur agar para pemangku kepentingan dapat terus meningkatkan kualitas bagi perguruan tinggi, pengukuran tersebut dapat dilakukan survei kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik secara periodik [2]. Perguruan tinggi swasta yaitu Universitas Jenderal Achmad Yani (Unjani) Cimahi setiap tahunnya selalu melakukan survei kepuasan mahasiswa untuk menilai pelayanan akademik. Survei kepuasan mahasiswa dilakukan pada akhir semester ganjil, dimana mahasiswa diwajibkan untuk mengisi survei kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik di Unjani dan merupakan salah satu syarat dalam pengambilan kartu ujian akhir semester. Dalam penelitian ini hasil dari pengisian kuesioner survei mahasiswa selanjutnya data diolah untuk dapat menghasilkan sebuah pengetahuan yang nantinya dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan [3]. Pengolahan dilakukan dengan proses data mining metode klasifikasi algoritma C4.5 untuk dapat mengetahui seberapa besar tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik di Unjani [4]. Beberapa kajian yang telah dilakukan sebelumnya diantaranya Penerapan algoritma C4.5 dalam mengukur tingkat kepuasan pengunjung hotel. Tujuan penelitian ini untuk mengetahui kepuasan pengunjung hotel untuk memajukan perkembangan The Crew hotel [5]. Penelitian berikutnya adalah klasifikasi algoritma C4.5 dalam penerapan tingkat kepuasan siswa terhadap media pembelajaran online, tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat kepuasan siswa terhadap pembelajaran online di SMA YPI Swasta Dharma Budi [6]. Penelitian lain yaitu penerapan data mining klasifikasi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan sistem informasi di Program studi sistem informasi, tujuan penelitian ini adalah untuk meningkatkan pelayanan sistem informasi sehingga mahasiswa tidak kecewa terhadap layanan pada program studi sistem informasi [7]. Rujukan penelitian lain yaitu analisis tingkat kepuasan pelanggan dengan menerapkan algoritma C4.5, tujuan penelitian ini adalah mengetahui taraf kepuasan pelanggan CV. Karinda dimana di perusahaan CV [8]. Karinda merasa kesulitan menentukan aspek mana yang harus diperbaiki [10]. Algoritma C4.5 merupakan salah satu solusi pemecahan kasus yang sering digunakan untuk membuat pohon keputusan dalam pemecahan masalah pada teknik klasifikasi yang memiliki karakteristik yaitu dengan 3 proses penentuan nilai entropy dan nilai gain. Suatu riset memaparkan bahwa Algoritma C4.5 ialah metode klasifikasi dengan memakai entropy serta keuntungan data selaku pemisah pada pohon keputusan. Data mining merupakan proses yang mempekerjakan satu ataupun lebih metode pembelajaran komputer (machine learning) buat menganalisis serta mengekstrasi pengetahuan (knowledge) secara otomatis [11]. Definisi lain antara lain merupakan pendidikan berbasis induksi (induction based learning) merupakan proses pembuatan definisi bdefinisi konsep universal yang dicoba dengan metode

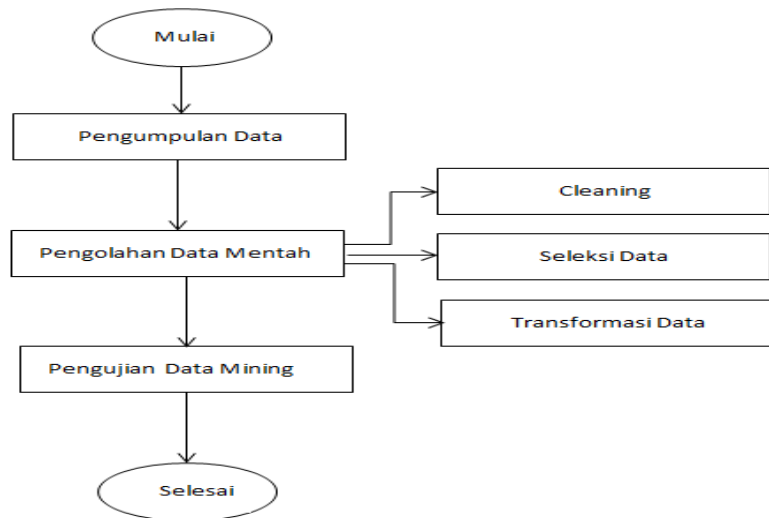
mengobservasi contoh- contoh khusus dari konsep konsep yang hendak dipelajari [12]. Knowledge Discovery in Databases (KDD) merupakan pelaksanaan tata cara saintifik pada data mining [13]. Dalam konteks ini data mining ialah satu langkah dari proses KDD. Ada sebagian pendekatan yang berbeda yang diklasifikasikan selaku tata cara pencarian informasi/ pengetahuan dalam KDD [14]. Ada pendekatan kuantitatif, semacam pendekatan probabilistik semacam logika induktif, pencarian pola, dan analisis tumbuhan keputusan [15]. Pendekatan yang lain meliputi deviasi, analisis kecenderungan, algoritma genetik, jaringan saraf tiruan, dan pendekatan campuran 2 maupun lebih dari sebagian pendekatan yang ada. Pada dasarnya ada 6 elemen yang sangat esensial dalam tata cara pencarian informasi/ pengetahuan dalam KDD yakni: mengerjakan sebagian besar data, diperlukan efesiensi berkaitan dengan volume data, mengutamakan ketetapan/ keakuratan, membutuhkan pemakaian bahasa tingkatan besar, menggunakan sebagian wujud dari pendidikan otomatis, menghasilkan hasil yang menarik [16]. Bersumber pada definisi-definisi yang sudah di informasikan, perihal berarti yang terpaut dengan data mining merupakan, data mining ialah sesuatu proses otomatis terhadap informasi yang telah ada, informasi yang hendak diproses berbentuk informasi yang sangat besar [17], tujuan data mining merupakan memperoleh ikatan ataupun pola yang bisa jadi membagikan gejala yang berguna [18].

PERMASALAHAN

Pertumbuhan pengetahuan serta teknologi menyebabkan tingginya tingkatan persaingan dalam dunia usaha serta salah satunya merupakan dalam dunia pembelajaran, yang membuat tiap lembaga pembelajaran berlomba lomba dalam membagikan mutu pelayanan terhadap mahasiswa supaya lembaga tersebut bisa terus berdiri serta bisa tumbuh. Kualitas pelayanan yakni ukuran seberapa baik tingkatan layanan yang diberikan sehingga cocok dengan harapan pelanggan. Layanan akademik terhadap kepuasan mahasiswa mahasiswa yang merasa kecewa terhadap pelayanan akademik. Penelitian ini melakukan pengukuran tingkat kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik yang ada pada Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi.

METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan Penelitian data mining pada penelitian ini terdiri dari pengumpulan data hasil pengisian kuesioner survei kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik yang diambil dari Unit Satuan Penjaminan Mutu (SPM), setelah data didapat proses selanjutnya adalah melakukan pengolahan data mentah dengan melakukan proses cleaning, seleksi data dan transformasi data [19]. Hasil pengolahan data mentah ini yang akan digunakan sebagai data set dalam pengujian data mining, berikut tahapan penelitian data mining :



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1 Tahap Pengumpulan Data

Pada tahapan ini yaitu penelitian mengumpulkan data survei kepuasan mahasiswa yang didapatkan dari Unit Satuan Penjaminan Mutu (SPM) Unjani dari tahun 2017-2021 [20]. Dan menerapkan beberapa kajian pustaka yaitu mengumpulkan serta mempelajari buku- buku rujukan, artikel, serta jurnal yang memuat tentang ulasan serupa [21].

Daftar pernyataan survei kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 1. Pernyataan Kuesioner

Kategori	Pernyataan
Tangible	Ketersediaan Fasilitas Sarana Pembelajaran (Kuliah Dan Praktikum)
	Ketersediaan Pemenuhan Kuota Untuk pembelajaran daring
	Ketersediaan pemenuhan layanan E-Libarry (Peminjaman bukul Dll) maupun layanan laboratorium untuk keperluan test toefl
	Kemudahan layanan untuk kegiatan kemahasiswaan (Bakat, Minat, beasiswa dan konseling)
Emphaty	Tanggapan terhadap mahasiswa yang membutuhkan bantuan secara online oleh pegawai Unjani
	Kepedulian dosen dalam melaksanakan perkuliahan
	Keramahan dalam pelayanan yang diberikan oleh pegaweai Unjani
Responsiveness	Layanan petugas prodi, fakultas untuk peminjaman buku (Ramah, sopan, da terampil)
	Layanan petugas perpustakaan pusat atau lab bahasa secara online untuk peminjaman buku
	Kemudahan layanan secara online oleh pegawai Unjani (Akademik, Keuangan dan Kemahasiswaan)
Reliability	Kemudahan untuk mengakses pembelajaran online
	Kemudahan dalam memahami sistem infro5masi Unjani

Kategori	Pernyataan
	Kemampuan dosen dalam menyampaikan materi perkuliahan
	Kemampuan pegawai dalam memberikan pelayanan
	Kelengkapan informasi yang dihasilkan SIM (Akademik, administrasi keuangan dan kemahasiswaan Unjani)
Assurance	Kemudahan mengakses secara online sistem akademik, keuangan dan kemahasiswaan di lingkungan kampus
	Kemudahan dalam mengakses jadwal pelaksanaan kuliah maupun pelaksanaan ujian
	Kelengkapan informasi dalam sistem informasi akademik, keuangan dan kemahasiswaan
	Pembelajaran berjalan efektif atau tidak efektif

3.1.1 Kriteria Penilaian Tangible

Tabel 2. Kategori Kepuasan Pelanggan Tangible

No	Kategori Kepuasan Pelanggan	Nilai
1	≥ 3.5	A (Excelent)
2	≤ 3 s.d > 3.5	AB (Sangat Baik)
3	≤ 2.5 s.d < 3	B (Baik)
4	≤ 2 s.d < 2.5	BC (Cukup Baik)
5	≤ 1.5 s.d < 2	C (Cukup)
6	< 1.5	D (Sedang)

3.1.2 Kriteria Penilaian Tangible Kriteria Penilaian Emphaty

Tabel 3. Kategori Kepuasan Pelanggan Emphaty

No	Kategori Kepuasan Pelanggan	Nilai
1	≥ 3.5	A (Excelent)
2	≤ 3 s.d > 3.5	AB (Sangat Baik)
3	≤ 2.5 s.d < 3	B (Baik)
4	≤ 2 s.d < 2.5	BC (Cukup Baik)
5	≤ 1.5 s.d < 2	C (Cukup)
6	< 1.5	D (Sedang)

3.1.3 Kriteria Penilaian Responsiveness Kriteria Penilaian TangibleKriteria Penilaian Emphaty.

Tabel 4. Kategori Kepuasan Pelanggan Responsiveness

No	Kategori Kepuasan Pelanggan	Nilai
----	-----------------------------	-------

1	≥ 3.5	A (Excelent)
2	≤ 3 s.d > 3.5	AB (Sangat Baik)
3	≤ 2.5 s.d < 3	B (Baik)
4	≤ 2 s.d < 2.5	BC (Cukup Baik)
5	≤ 1.5 s.d < 2	C (Cukup)
6	< 1.5	D (Sedang)

3.1.4 Kriteria Reability

Tabel 5. Kategori Kepuasan Pelanggan Reability

No	<i>Kategori Kepuasan Pelanggan</i>	<i>Nilai</i>
1	≥ 3.5	A (Excelent)
2	≤ 3 s.d > 3.5	AB (Sangat Baik)
3	≤ 2.5 s.d < 3	B (Baik)
4	≤ 2 s.d < 2.5	BC (Cukup Baik)
5	≤ 1.5 s.d < 2	C (Cukup)
6	< 1.5	D (Sedang)

3.1.5 Kriteria Assurance

Tabel 6. Kategori Kepuasan Pelanggan Assurance

No	<i>Kategori Kepuasan Pelanggan</i>	<i>Nilai</i>
1	≥ 3.5	A (Excelent)
2	≤ 3 s.d > 3.5	AB (Sangat Baik)
3	≤ 2.5 s.d < 3	B (Baik)
4	≤ 2 s.d < 2.5	BC (Cukup Baik)
5	≤ 1.5 s.d < 2	C (Cukup)
6	< 1.5	D (Sedang)

3.2 Tahap Pengolahan Data Mentah

Pada tahapan ini menjelaskan tentang persiapan penelitian yang dilakukan yaitu:

3.2.1 Proses Cleaning adalah Proses dimana data mentah dilakukan untuk menghapus data-data yang bernilai null atau kosong dengan melakukan cleaning untuk menghapus noise, missing value, dan data yang tidak konsisten [22]. Sehingga data tersebut dapat digunakan dalam perhitungan klasifikasi algoritma C4.5.

3.2.2 Data Selection

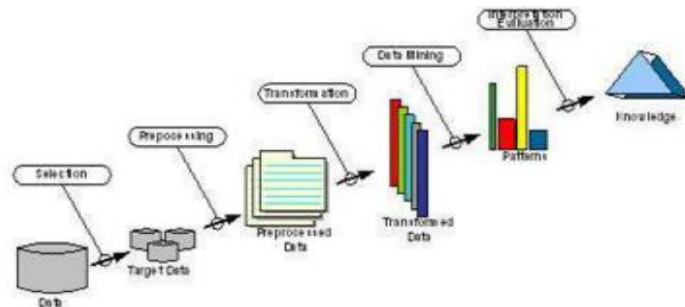
Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai [23]. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses datamining disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional.

3.2.3 Transformation adalah transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses data mining. Proses coding dalam KDD merupakan proses

kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

3.2.4 Data mining Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu [24]. Teknik, metode, atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan [25].

3.2.5 Interpretation / Evaluation Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan [26]. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut interpretation [27]. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya [28]



Gambar 2. Preprocessing

3.3 Pengujian Data Mining

Pada tahapan ini pengujian data survei kepuasan mahasiswa dilakukan dengan dua cara yaitu dengan menghitung algoritma C4.5 untuk mendapatkan nilai entropy dan gain, serta pengujian menggunakan aplikasi rapidminer versi 9.10 dengan metode klasifikasi algoritma C4.5 [24]. Pengujian data dilakukan terhadap 7 (Tujuh) Fakultas yang ada di Unjani, setiap fakultasnya diujikan untuk mendapatkan nilai akurasi yang baik [29].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini data yang digunakan merupakan hasil dari olahan hasil kuesioner kepada mahasiswa dengan dibagi per Fakultas, dengan jumlah data set setiap fakultas sebanyak :

Tabel 7. Data Set Per Fakultas

No.	Jumlah Data Set Per Fakultas		
	Fakultas	Jumlah Data Training	Jumlah Data Testing
1	FT	1940	388
2	FEB	9055	1811
3	FISIP	5920	1184
4	FSI	3269	653
5	FPSIKOLOGI	1112	222
6	FFARMASI	2969	594
7	FTM	1117	223

Data hasil dari kuesioner selanjutnya diolah menggunakan tool rapidminer dengan operator performance yang berfungsi sebagai validasi dan reabilitas data untuk mencari keakuratan data.

Berikut adalah sampel dari Fakultas ISIP data hasil rekapitulasi kuesioner survei kepuasan mahasiswa yang diolah menggunakan excel.

Tabel 8. Contoh Hasil rekap Kuesioner FISIP

Responden	Hasil Rekap Kuesioner Fakultas ISIP					
	<i>Tangible</i>	<i>Emphaty</i>	<i>Responsiveness</i>	<i>Reability</i>	<i>Assurance</i>	<i>Hasil</i>
1	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Excelent	Sangat Baik	Puas
2	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Puas
3	Excelent	Excelent	Excelent	Excelent	Excelent	Puas
4	Excelent	Excelent	Excelent	Excelent	Excelent	Puas
5	Cukup Baik	Cukup Baik	Baik	Cukup Baik	Sangat Baik	Tidak Puas
6	Baik	Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Puas
7	Cukup Baik	Cukup Baik	Cukup Baik	Cukup Baik	Cukup Baik	Puas
8	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Puas

4.1 Penerapan Algoritma C4.5

Dalam perhitungan algoritma C4.5 langkah pertama yaitu dengan memilih atribut akar dengan mencari jumlah kasus keseluruhan, jumlah hasil keputusan puas dan tidak puas [30]. Selanjutnya yaitu menghitung entrophy dari semua kasus yang terbagi berdasarkan Tangible, Emphaty, Responsiveness, Reability dan Assurance. Dan menghitung gain untuk masing-masing atribut. Contoh hasil perhitungan dari salah satu Fakultas ISIP dapat dilihat pada tabel berikut ini.

4.2 Pengujian Menggunakan Rapidminer

Setelah dilakukan perhitungan manual menggunakan algoritma C4.5, maka tahap selanjutnya adalah pengujian untuk mencari pembuktian dari analisis dan perhitungan dengan menggunakan tool rapidminer versi 9.10. pengujian dilakukan satu persatu dari 7 Fakultas, yaitu FISIP, FT, FEB, FSI, FPsi, FFarmasi, dan FTM.

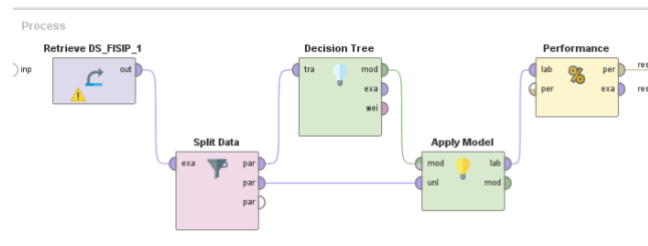
4.2.1 Pengujian Fakultas ISIP (FISIP)

Hasil pengujian dengan menggunakan aplikasi rapidminer untuk Fakultas ISIP adalah sebagai berikut :

4.2.1.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 31 rules klasifikasi sebagai berikut :

4.2.1.2 Tingkat Akurasi



Gambar 3. Pengujian Rapidminer FISIP

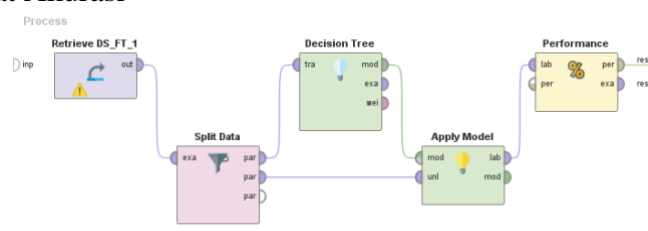
Pada performansi matriks konfusi, nilai adalah jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai data benar salah “Tidak Puas” sebanyak 40, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai data benar "Puas" adalah 20, dan jumlah data salah "Tidak Puas" yang dianggap sistem memiliki nilai data benar "Puas" dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%. Ketika akurasi model dievaluasi menggunakan data terpisah, di mana kumpulan data dibagi menjadi dua bagian: 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.

4.2.2 Pengujian Fakultas Teknik (FT)

4.2.2.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 24 rules klasifikasi sebagai berikut :

3.2.2.3 Tingkat Akurasi



Gambar 4. Pengujian dengan Rapidminer FT

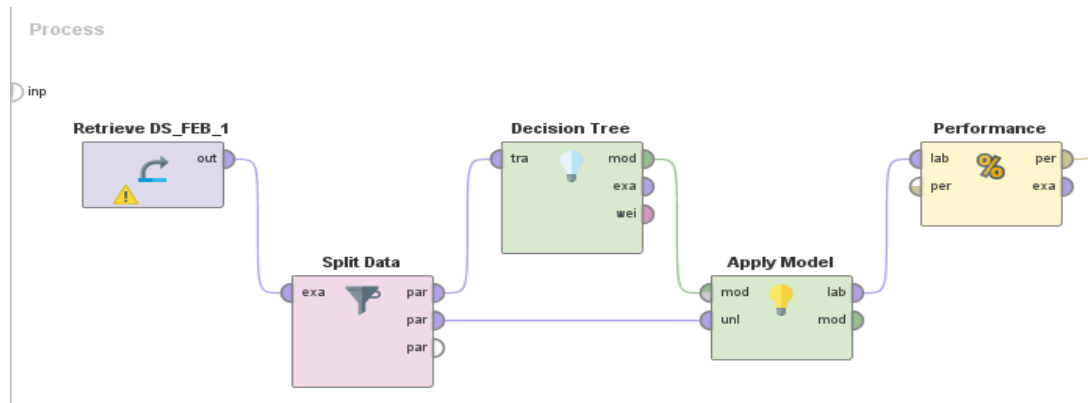
Pada kinerja confusion matrix menghasilkan nilai adalah jumlah data bernilai benar “Puas” yang yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 332, jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah salah “Tidak Puas” sebanyak 5, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 5, dan jumlah data salah “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran benar “Tidak Puas” sebanyak 46, sehingga menghasilkan tingkat akurasi dengan pengujian menggunakan rapidminer didapat nilai sebesar 97.42%, dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%.

3.2.3 Pengujian Fakultas Ekonomi dan Bisnis (FEB)

3.2.3.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 53 rules klasifikasi sebagai berikut :

3.2.3.2 Tingkat Akurasi



Gambar 5. Pengujian dengan Rapidminer FT

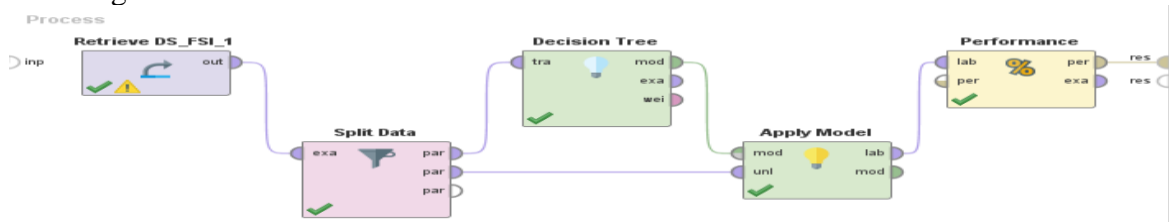
Pada kinerja confusion matrix menghasilkan nilai adalah jumlah data bernilai benar “Puas” yang yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 1586, jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah salah “Tidak Puas” sebanyak 35, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 18, dan jumlah data salah “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran benar “Tidak Puas” sebanyak 172, sehingga menghasilkan tingkat akurasi dengan pengujian menggunakan rapidminer didapat nilai sebesar 97.07%, dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%.

3.2..4 Pengujian Fakultas Sains dan Teknologi (FSI)

3.2.4.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 57 rules klasifikasi sebagai berikut :

3.2.4.2 Tingkat Akurasi



Gambar 6. Pengujian dengan Rapidminer FSI

Pada kinerja confusion matrix menghasilkan nilai adalah jumlah data bernilai benar “Puas” yang yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 546, jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah salah “Tidak Puas” sebanyak 23, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 23, dan jumlah data salah “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran benar “Tidak Puas” sebanyak 77, sehingga menghasilkan tingkat akurasi dengan pengujian menggunakan rapidminer didapat nilai sebesar 95.41%, dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%.

3.2.5 Pengujian Fakultas Psikologi (FPsi)

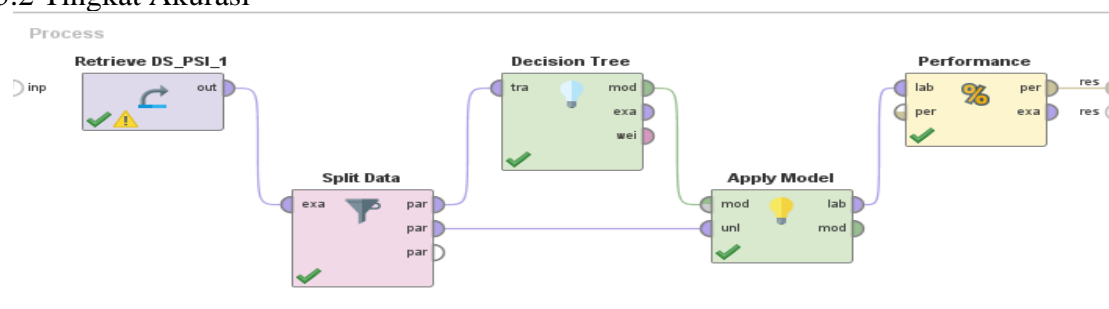
3.2.5.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 16 rules klasifikasi sebagai berikut :

Tabel 9. Deskripsi Decision Tree FPSi

No.	Rules Yang Terbentuk	
	Rules	Keputusan
1	Jika Reability=Baik	Puas
2	Jika Reability=Baik dan Emphaty=Baik	Puas
3	Jika Reability=Baik dan Emphaty=Cukup	Puas
4	Jika Reability=Baik dan Emphaty=Cukup Baik	Tidak Puas
5	Jika Reability=Cukup	Tidak Puas
6	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Baik dan Responsiveness=Baik	Tidak Puas
7	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Baik dan Responsiveness=Cukup	Tidak Puas
8	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Baik dan Responsiveness=Cukup Baik	Tidak Puas
9	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Baik dan Responsiveness=Sangat Baik	Puas
10	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Cukup	Tidak Puas
11	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Cukup Baik	Tidak Puas
12	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Sangat Baik	Puas
13	Jika Reability=Cukup Baik dan Emphaty=Sedang	Tidak Puas
14	Jika Reability=Excelent	Puas
15	Jika Reability=Sangat Baik	Puas
16	Jika Reability=Sedang	Tidak Puas

3.2.5.2 Tingkat Akurasi



Gambar 7. Pengujian Dengan Rapidminer FPSi

Pada kinerja confusion matrix menghasilkan nilai adalah jumlah data bernilai benar “Puas” yang yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 206, jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah salah “Tidak Puas” sebanyak 7, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 1, dan jumlah data salah “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran benar “Tidak Puas” sebanyak 8, sehingga menghasilkan tingkat akurasi dengan pengujian menggunakan rapidminer didapat nilai sebesar 96.40%, dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian

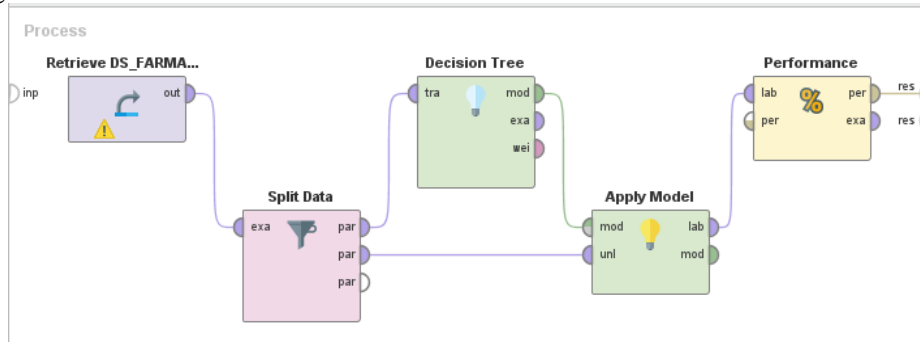
melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%.

3.2.6 Pengujian Fakultas Farmasi (FFarmasi)

3.2.6.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 40 rules klasifikasi sebagai berikut :

3.2.6.2 Tingkat Akurasi



Gambar 8. Pengujian Dengan Rapidminer Farmasi

Pada kinerja confusion matrix menghasilkan nilai adalah jumlah data bernilai benar “Puas” yang yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 522, jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah salah “Tidak Puas” sebanyak 18, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 9, dan jumlah data salah “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran benar “Tidak Puas” sebanyak 45, sehingga menghasilkan tingkat akurasi dengan pengujian menggunakan rapidminer didapat nilai sebesar 95.45%, dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%.

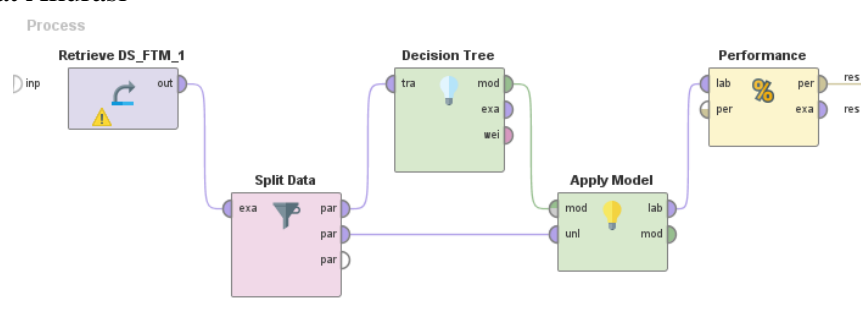
3.2.7 Pengujian Fakultas Teknologi Manufaktur (FTM)

3.2.7.1 Deskripsi Decision Tree

Berdasarkan model pohon keputusan yang dihasilkan dari pengujian dengan split data yaitu pada proporsi 80% data training dan 20% data testing, diperoleh 21 rules klasifikasi sebagai berikut :

Tabel 22. Deskripsi Decision Tree FTM

3.2.7.2 Tingkat Akurasi



Gambar 9. Pengujian Dengan Rapidminer FTM

Pada kinerja confusion matrix menghasilkan nilai adalah jumlah data bernilai benar “Puas” yang yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 181, jumlah data salah “Puas” yang memang memiliki nilai kebenaran datanya adalah salah “Tidak Puas” sebanyak 7, jumlah data benar “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran datanya adalah benar “Puas” sebanyak 10, dan jumlah data salah “Tidak Puas” yang dianggap sistem memiliki nilai kebenaran benar “Tidak Puas” sebanyak 25, sehingga menghasilkan tingkat akurasi dengan pengujian menggunakan rapidminer didapat nilai sebesar 92.38%, dimana model yang dibentuk diuji akurasinya dengan pengujian melakukan dengan split data dimana data set dibagi dua yaitu data training 80%, data testing 20%.

3.3 Hasil Pengujian

Hasil pengujian dari 7 (Tujuh) Fakultas dengan menggunakan rapidminer, adalah sebagai berikut :

3.3.1 Fakultas ISIP (FISIP)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FISIP terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan realibility, responsiveness dan tangible menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 94.93%, sedangkan untuk pelayanan assurance dan emphaty nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Assurance dan Emphaty.

3.3.2 Fakultas Ekonomi dan Bisnis (FEB)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FEB terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan realibility, tangible dan Emphaty menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 97.07%, sedangkan untuk pelayanan assurance dan Responsiveness nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Assurance dan Responsiveness.

3.3.3 Fakultas Farmasi (FFarmasi)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FFarmasi terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan realibility, tangible dan Assurance menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 95.45%, sedangkan untuk pelayanan Emphaty dan Responsiveness nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Emphaty dan Responsiveness.

3.3.4 Fakultas Sains Dan Informatika (FSI)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FSI terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan Responsiveness, Tangible dan Reability menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 95.41%, sedangkan untuk pelayanan Assurance dan Emphaty nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Assurance dan Emphaty.

3.3.5 Fakultas Teknik (FT)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FT terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan Reability, Responsiveness, emphaty dan Tangible

menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 97.42%, sedangkan untuk pelayanan Assurance nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Assurance.

3.3.6 Fakultas Teknologi Manufaktur (FTM)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FTM terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan Responsiveness, Tangible, Reability dan assurance menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 92.38%, sedangkan untuk pelayanan Emphaty nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Emphaty.

3.3.7 Fakultas Psikologi (FPsi)

Hasil pengujian dengan menggunakan rapidminer pada FPSI terhadap hasil kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik menunjukkan bahwa yang paling dominan adalah dalam pelayanan Reability, Emphaty, Responsiveness menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai accuracy sebesar 96.40%, sedangkan untuk pelayanan Tangible dan Assurance nilai tidak begitu baik sehingga perlu adanya perbaikan dengan melakukan peningkatan layanan di kategori Tangible dan assurance.

Berikut Hasil Nilai Akurasi 7 (Tujuh) Fakultas dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 10. Hasil Nilai Akurasi

No	Nilai Akurasi	
	Nama Fakultas	Nilai Akurasi
1	FISIP	94.93%
2	FEB	97.07%
3	FFARMASI	95.45%
4	FSI	95.41%
5	FT	97.42%
6	FTM	92.38%
7	FPSI	96.40%

KESIMPULAN

Sebagai hasil dari temuan studi tersebut, telah ditentukan bahwa variabel yang paling memprediksi seberapa baik prestasi akademik siswa dalam lima (lima) tahun ke depan adalah daya tanggap, kehandalan, dan empati. Ini adalah takeaway utama dari penelitian. Kemudian dengan menggunakan algoritma C4.5 untuk data mining, Decision Tree menghasilkan hasil klasifikasi untuk jenis variabel yang digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpuasan mahasiswa terhadap sistem pendukung akademik yang digunakan sebagai titik awal untuk menentukan apa yang perlu dilakukan un Hasil implementasi hanya menggunakan satu aplikasi di U.J. Algoritma penambangan data C4.5, yang dikenal sebagai RapidMiner Studio, dipilih sebagai hasil evaluasi mahasiswa master terhadap layanan akademik dalam kategori Tangible, Emphaty, Responsiveness, Reliability, dan Assurance. Evaluasi ini menghasilkan skor 90%, yang merupakan skor yang sangat tinggi. Studi ini dilakukan untuk memastikan dilakukan secara rutin dan dapat berhasil dengan menambahkan beberapa fitur yang sangat penting untuk menurunkan zona batas kandidat magister. Untuk meningkatkan level bantuan yang diberikan kepada mahasiswa level magister, Unjani dapat menggunakan sistem yang sudah

dikembangkan sebagai sistem penyebaran informasi. Tujuan dari bagian akhir tesis ini adalah untuk memungkinkan penambahan beberapa variabel selama klasifikasi dan penggunaan metode algoritma yang berbeda selama klasifikasi.tuk meningkatkan ketidakpuasan mahasiswa terhadap lingkungan akademik di Unjani.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Salman, “Algoritma k-Nearest Neighbor Berbasis Backward Elimination Pada Client Telemarketing,” in *SISITI: Seminar Ilmiah Sistem Informasi dan Teknologi Informasi*, 2019, vol. 8, no. 2, pp. 141–150.
- [2] A. Williams, C. S. Bangun, and Y. Shino, “The Urgency of Digital Literacy in Indonesia on COVID-19 pandemic,” *Startupreneur Bisnis Digital (SABDA Journal)*, vol. 1, no. 2, pp. 183–190, 2022.
- [3] F. Ma’arif and T. Arifin, “Optimasi Fitur Menggunakan Backward Elimination Dan Algoritma SVM Untuk Klasifikasi Kanker Payudara,” *Jurnal Informatika*, vol. 4, no. 1, 2017.
- [4] U. Rahardja, “Social Media Analysis as a Marketing Strategy in Online Marketing Business,” *Startupreneur Bisnis Digital (SABDA Journal)*, vol. 1, no. 2, pp. 176–182, 2022.
- [5] A. Salsabila, R. Yunita, and C. Rozikin, “Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM,” *Technomedia Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 124–137, 2021.
- [6] D. P. Lazirkha, J. Hom, and V. Melinda, “Quality Analysis Of Digital Business Services In Improving Customer Satisfaction,” *Startupreneur Bisnis Digital (SABDA Journal)*, vol. 1, no. 2, pp. 156–166, 2022.
- [7] D. A. R. Saragih, M. Safii, and D. Suhendro, “Penerapan Data Mining Klasifikasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Sistem Informasi di Program Studi Sistem Informasi,” *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 2, no. 2, pp. 173–177, 2021.
- [8] M. Faid, M. Jasri, and T. Rahmawati, “Perbandingan Kinerja Tool Data Mining Weka dan Rapidminer Dalam Algoritma Klasifikasi. *Teknika*, 8 (1), 11–16.” 2019.
- [9] L. A. Rachman and H. Hasbullah, “Rancang Bangun Fearless (Fire Supression and Smart Alert System) pada Kebocoran Gas,” *Technomedia Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 262–279, 2022.
- [10] E. Dolan, S. Kosasi, and S. N. Sari, “Implementation of Competence-Based Human Resources Management in the Digital Era,” *Startupreneur Bisnis Digital (SABDA Journal)*, vol. 1, no. 2, pp. 167–175, 2022.
- [11] A. Ardiyansyah, P. A. Rahayuningsih, and R. Maulana, “Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Dataset Blogger Dengan Rapid Miner,” *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 6, no. 1, 2018.
- [12] A. Maharani, S. Aninda, and S. Millah, “Pembuatan Kartu Ujian Online Sebagai Pengabdian Perguruan Tinggi,” *ADI Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 1, no. 2, pp. 8–14, 2021.
- [13] S. Amri, “Perbandingan Kerangka Model Klasifikasi untuk Pemilihan Metode

- Kontrasepsi dengan Pendekatan CRIPS-DM,” *Information Science and Library*, vol. 1, no. 1, pp. 14–23, 2020.
- [14] M. G. Pradana and P. H. Saputro, “KOMPARASI METODE NAÏVE BAYES DAN C4.5 DALAM KLASIFIKASI LOYALITAS PELANGGAN TERHADAP LAYANAN PERUSAHAAN,” *Indonesian Journal of Business Intelligence (IJUBI)*, vol. 3, no. 1, pp. 20–24, 2020.
- [15] T. Hariguna, Y. Durachman, M. Yusup, and S. Millah, “Blockchain Technology Transformation in Advancing Future Change,” *Blockchain Frontier Technology*, vol. 1, no. 01, pp. 13–20, 2021.
- [16] A. A. Nugraha and U. Budiyo, “Adaptive E-Learning System Berbasis Vark Learning Style dengan Klasifikasi Materi Pembelajaran Menggunakan K-NN (K-Nearest Neighbor),” *Technomedia Journal*, vol. 7, no. 2 October, pp. 248–261, 2022.
- [17] M. Ramadhani and D. H. Murti, “Klasifikasi Ikan Menggunakan Oriented Fast and Rotated Brief (Orb) Dan K-Nearest Neighbor (Knn),” *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf*, vol. 16, no. 2, p. 115, 2018.
- [18] T. Ayuninggati, N. Lutfiani, and S. Millah, “CRM-Based E-Business Design (Customer Relationship Management) Case Study: Shoe Washing Service Company S-Neat-Kers,” *International Journal of Cyber and IT Service Management*, vol. 1, no. 2, pp. 216–225, 2021.
- [19] M. Fansyuri, “ANALISA ALGORITMA KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR DALAM MENENTUKAN NILAI AKURASI TERHADAP KEPUASAN PELANGGAN (STUDY KASUS PT. TRIGATRA KOMUNIKATAMA),” *Jurnal Ilmiah Humanika*, vol. 3, no. 1, pp. 29–33, 2020.
- [20] A. Muliawan, T. Badriyah, and I. Syarif, “Membangun Sistem Rekomendasi Hotel dengan Content Based Filtering Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Haversine Formula,” *Technomedia Journal*, vol. 7, no. 2 October, pp. 231–247, 2022.
- [21] H. Nusantoro, P. A. Sunarya, N. P. L. Santoso, and S. Maulana, “Generation Smart Education Learning Process of Blockchain-Based in Universities,” *Blockchain Frontier Technology*, vol. 1, no. 01, pp. 21–34, 2021.
- [22] M. A. Rahman, N. Hidayat, and A. A. Supianto, “Komparasi Metode Data Mining K-Nearest Neighbor Dengan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kualitas Air Bersih (Studi Kasus PDAM Tirta Kencana Kabupaten Jombang),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, vol. 2548, p. 964X, 2018.
- [23] D. Jonas, I. A. Supriyono, and H. Junianto, “Perancangan Sistem Pencegahan Pencurian Kendaraan Bermotor Berbasis ESP32 pada PT. Suwarna Dwipa Maju,” *Technomedia Journal*, vol. 7, no. 2 October, pp. 216–230, 2022.
- [24] P. Anantharaman and H. v Ramakrishnan, “Notice of Retraction Data Mining Itemset of Big Data Using Pre-Processing Based on Mapreduce FrameWork with ETL Tools,” *Aptikom Journal on Computer Science and Information Technologies*, vol. 2, no. 2, pp. 57–62, 2017.
- [25] J. R. Luih, C. A. Haryani, and A. E. Widjaja, “Penerapan Teknologi Qr Code Berbasis Web pada Sistem Manajemen Inventaris di Gudang PT XYZ,” *Technomedia Journal*, vol. 7, no. 2 October, pp. 202–215, 2022.

- [26] K. Arora and M. Faisal, “The Use of Data Science in Digital Marketing Techniques: Work Programs, Performance Sequences and Methods.,” *Startupreneur Bisnis Digital (SABDA Journal)*, vol. 1, no. 2, pp. 143–155, 2022.
- [27] U. Rahardja, Q. Aini, and S. Maulana, “Blockchain innovation: Current and future viewpoints for the travel industry,” *IAIC Transactions on Sustainable Digital Innovation (ITSDI)*, vol. 3, no. 1, pp. 8–17, 2021.
- [28] F. Nasari and S. Darma, “Penerapan K-Means Clustering Pada Data Penerimaan Mahasiswa Baru,” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Multimed*, pp. 73–78, 2015.
- [29] E. M. Haryono, I. Gunawan, A. N. Hidayanto, and U. Rahardja, “Comparison of the E-LT vs ETL Method in Data Warehouse Implementation: A Qualitative Study,” in *2020 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2020, pp. 115–120.
- [30] B. Rawat, P. A. Sunarya, and V. T. Devana, “Digital Marketing as a Strategy to Improve Higher Education Promotion During the COVID-19 Pandemic,” *Startupreneur Bisnis Digital (SABDA Journal)*, vol. 1, no. 2, pp. 114–119, 2022.