

Klasifikasi Mahasiswa Berprestasi Menggunakan Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors Berdasarkan Riwayat Akademik dan Aktivitas Organisasi

Nur Fuad Alrasyid.S¹, Muhammad Faisal², Muhyiddin AM Hayat³

^{1,2,3}Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar, Makassar, 90221, Indonesia
e-mail koresponden: 105841102521@student.unismuh.ac.id^{*1}, muhfaisal@unismuh.ac.id^{*2},
muhyiddin@unismuh.ac.id^{*3}

Received: Februari 01,2026; Accepted: Maret 01, 2026; Published: Maret 31, 2026

Abstrak

Penentuan mahasiswa berprestasi di perguruan tinggi masih banyak dilakukan secara manual dengan fokus utama pada aspek akademik, sehingga berpotensi menimbulkan subjektivitas dan ketidakefisienan. Permasalahan ini mendorong perlunya pendekatan berbasis data yang mampu mengintegrasikan aspek akademik dan non-akademik secara objektif. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi mahasiswa berprestasi menggunakan algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors (F-KNN) berdasarkan riwayat akademik dan aktivitas organisasi. Data penelitian berasal dari 112 mahasiswa Universitas Muhammadiyah Makassar yang mencakup data akademik, prestasi, dan keaktifan organisasi. Metode penelitian meliputi pra-pemrosesan data, feature engineering, pembobotan fitur, penerapan algoritma F-KNN, serta evaluasi model menggunakan confusion matrix dan 5-fold cross validation. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model F-KNN dengan parameter $k = 5$ dan $m = 2.0$ mampu mencapai akurasi 91,3%, precision 81,82%, recall 100%, dan F1-score 90%. Hasil ini menunjukkan bahwa F-KNN efektif dalam mengidentifikasi mahasiswa berprestasi secara akurat dan stabil. Implikasi penelitian ini adalah tersedianya sistem pendukung keputusan yang objektif dan efisien untuk membantu perguruan tinggi dalam proses seleksi mahasiswa berprestasi.

Kata kunci: Klasifikasi, FKNN, Mahasiswa Berprestasi

Abstract

The selection of outstanding students in higher education is often conducted manually with a primary focus on academic performance, which may lead to subjectivity and inefficiency. This study aims to develop a classification model for outstanding students using the Fuzzy K-Nearest Neighbors (F-KNN) algorithm based on academic records and organizational activities. The dataset consists of 112 students from Universitas Muhammadiyah Makassar, including academic, achievement, and organizational activity data. The research methodology includes data preprocessing, feature engineering, feature weighting, application of the F-KNN algorithm, and model evaluation using confusion matrix and 5-fold cross validation. The experimental results show that the proposed F-KNN model achieved an accuracy of 91.3%, precision of 81.82%, recall of 100%, and F1-score of 90% using $k = 5$ and $m = 2.0$. These results indicate that F-KNN is effective and reliable for classifying outstanding students. This study contributes to the development of an objective decision support system for student achievement selection in higher education.

Keyword: Classification, FKNN, High-Achieving Students.

1. Pendahuluan

Mahasiswa berprestasi merupakan aset berharga bagi institusi pendidikan, tidak hanya unggul secara akademik tetapi juga aktif dalam berbagai kegiatan non-akademik [1]. Identifikasi mahasiswa berprestasi secara objektif menjadi krusial untuk memberikan penghargaan yang tepat dan mendorong pengembangan potensi mahasiswa [2]. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam proses klasifikasi data adalah algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). Namun, pendekatan KNN standar memiliki kelemahan dalam menangani data yang memiliki ambiguitas atau ketidakpastian dalam pemberian label kelas [3]. Untuk mengatasi keterbatasan ini, digunakanlah pengembangan dari algoritma KNN, yaitu Fuzzy K-Nearest Neighbors (FKNN).

F-KNN memberikan nilai keanggotaan terhadap masing-masing kelas berdasarkan kedekatan data, sehingga hasil klasifikasinya tidak hanya berupa keputusan keras, tetapi mempertimbangkan tingkat kemiripan terhadap setiap kelas [4]. Mahasiswa berprestasi umumnya dikenal sebagai individu yang tidak hanya memiliki nilai akademik yang tinggi, tetapi juga aktif dalam mengembangkan potensi diri melalui berbagai kegiatan non-akademik, seperti organisasi, penulisan ilmiah, dan pelatihan keterampilan tertentu [5]. Mahasiswa berprestasi biasanya mampu menyeimbangkan kemampuan akademik (hard skills) dengan kemampuan sosial dan kepribadian (soft skills) [6]. Mereka tidak hanya unggul di kelas, tapi juga aktif dalam kegiatan kemahasiswaan, mampu bekerja sama, berkomunikasi dengan baik, serta memiliki etika dan karakter yang kuat [7]. Ketika mahasiswa merasa percaya diri, punya tujuan yang jelas, dan merasa didukung secara emosional, maka mereka cenderung lebih aktif dan bertanggung jawab dalam mengembangkan diri [8].

Klasifikasi merupakan salah satu teknik utama dalam data mining yang bertujuan untuk memetakan data ke dalam kelompok atau kategori tertentu berdasarkan pola yang telah dipelajari dari data sebelumnya [9]. Dalam penerapan klasifikasi, proses prediksi dilakukan berdasarkan perhitungan probabilitas yang dikembangkan dari data historis, sehingga model mampu memprediksi kategori baru secara efisien dan akurat [10]. Keberhasilan klasifikasi sangat bergantung pada pemilihan algoritma dan teknik pemrosesan data yang digunakan sebelum proses klasifikasi dilakukan. Hasil klasifikasi dapat membantu guru dan institusi pendidikan untuk memberikan intervensi atau dukungan belajar yang lebih tepat sasaran [11]. Klasifikasi digunakan untuk menemukan pola-pola penting dari faktor-faktor seperti minat belajar, motivasi, dan media pembelajaran yang digunakan.

Fuzzy K-Nearest Neighbors (F-KNN) merupakan pengembangan dari algoritma KNN yang menggabungkan konsep logika fuzzy [12]. Pada metode ini, data uji tidak langsung diklasifikasikan ke dalam satu kelas tertentu seperti pada KNN, tetapi diberikan derajat keanggotaan terhadap setiap kelas. Artinya, suatu data bisa termasuk ke dalam beberapa kelas dengan tingkat keanggotaan yang berbeda-beda [13]. Konsep ini lebih fleksibel dan cocok digunakan saat data mengandung ketidakpastian atau tumpang tindih antar kelas. Dalam F-KNN, proses klasifikasi dimulai dengan menentukan jumlah tetangga terdekat (nilai K), lalu menghitung jarak antara data uji dan data latih menggunakan metode seperti Euclidean Distance [14]. Selanjutnya, setiap data uji akan diberi nilai keanggotaan berdasarkan kontribusi dari masing-masing tetangga. Kelas yang memiliki nilai keanggotaan tertinggi akan menjadi hasil klasifikasi akhir [15].

2. Metode Penelitian

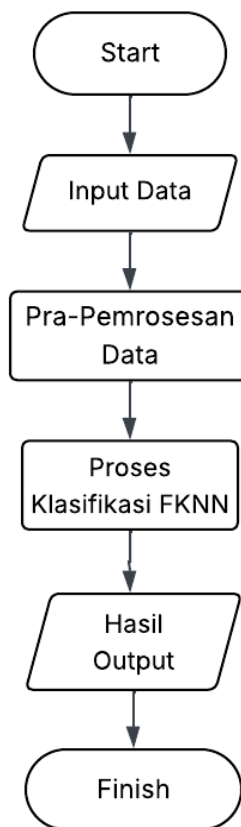
2.1. Alat Dan Bahan

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian meliputi:

- a. Hardware (Perangkat Keras) : Laptop dengan spesifikasi memadai untuk memproses data teks dan pelatihan model Fuzzy K-Nearest Neighbors.
- b. Software (Perangkat Lunak) :
 - Bahasa Pemrograman: Python (dengan library scikit-learn, numpy, pandas)
 - Database: Navicat
 - Tools: Python, .ipynb.
 - Sistem operasi berupa Windows.
- c. Dataset : Data diambil dari aplikasi Navicat pada data mahasiswa berprestasi Universitas Muhammadiyah Makassar. Data ini merupakan prestasi mahasiswa Universitas Muhammadiyah Makassar berupa prestasi akademik dan non akademik (organisasi).

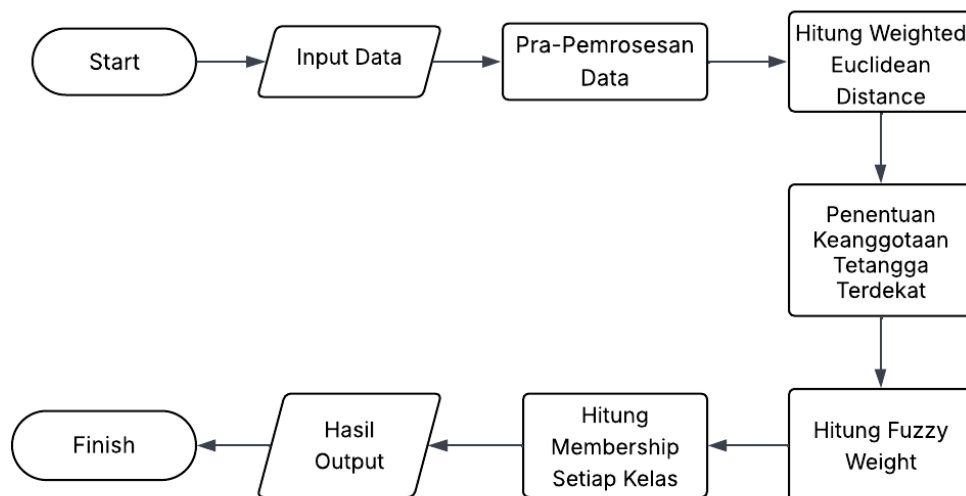
2.2. Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini dibuat untuk menunjukkan alur kerja sistem klasifikasi mahasiswa berprestasi secara umum. Alur ini menggambarkan tahapan yang dilalui sistem, mulai dari proses input data mahasiswa, pra-pemrosesan data, hingga menghasilkan output berupa hasil klasifikasi. Dengan adanya perancangan sistem ini, proses yang terjadi di dalam sistem dapat dipahami dengan lebih mudah dan terstruktur sebelum dibahas lebih lanjut pada bagian metode dan implementasi. Penjelasan mengenai flowchart perancangan sistem ditunjukkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 1. Flowchart Perancangan Sistem

Flowchart perancangan sistem di atas menunjukkan alur kerja sistem secara keseluruhan. Proses dimulai dari input data mahasiswa yang kemudian melalui tahap pra-pemrosesan untuk memastikan data siap digunakan. Setelah itu, data diproses menggunakan metode Fuzzy K-Nearest Neighbors sebagai inti dari sistem klasifikasi. Hasil dari proses tersebut selanjutnya ditampilkan sebagai output berupa klasifikasi mahasiswa berprestasi atau tidak berprestasi. Dengan adanya flowchart ini, alur sistem dapat dipahami secara ringkas sebelum masuk ke pembahasan detail mengenai metode F-KNN. Penjelasan mengenai flowchart perancangan sistem ditunjukkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 2. Flowchart Alur Metode FKNN

Flowchart Fuzzy K-Nearest Neighbors pada gambar di atas menunjukkan alur kerja metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini. Proses dimulai dengan memasukkan data mahasiswa yang akan diklasifikasikan, kemudian data tersebut melalui tahap pra-pemrosesan agar siap digunakan. Selanjutnya, sistem menghitung tingkat kemiripan antara data mahasiswa dengan data yang sudah ada untuk menentukan tetangga terdekat sebagai acuan. Berdasarkan tetangga terdekat tersebut, sistem menghitung nilai keanggotaan untuk masing-masing kelas, yaitu mahasiswa berprestasi dan tidak berprestasi. Kelas dengan nilai keanggotaan terbesar kemudian dipilih sebagai hasil akhir klasifikasi. Dengan adanya flowchart ini, alur metode F-KNN dapat dipahami secara jelas dan sistematis.

2.3 Teknik Pengujian Sistem

Pengujian sistem klasifikasi dilakukan dengan menggunakan kumpulan data uji yang terdiri dari data mahasiswa yang mewakili dua kategori, yaitu mahasiswa berprestasi dan tidak berprestasi. Setiap data uji akan diuji menggunakan model klasifikasi FKNN yang telah dibangun sebelumnya. Untuk mengukur performa model klasifikasi, digunakan tiga metrik evaluasi utama, yaitu precision, recall, dan F1-score. Prosedur pengujian dilakukan dengan terlebih dahulu menetapkan data acuan berdasarkan data mahasiswa yang telah diketahui status prestasinya. Selain itu, pengujian juga mencatat waktu proses klasifikasi untuk menilai efisiensi sistem. Hasil dari pengujian ini kemudian direkap dalam bentuk tabel evaluasi dan grafik perbandingan, untuk menggambarkan kinerja sistem dalam aspek akurasi dan kecepatan.

2.4 Teknik Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja sistem klasifikasi yang dibangun menggunakan algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors (F-KNN). Fokus utama analisis terletak pada seberapa baik sistem dalam mengelompokkan mahasiswa berdasarkan data aktivitas organisasi yang mereka ikuti, ke dalam kategori "berprestasi" atau "tidak berprestasi". Langkah awal dalam proses analisis dilakukan dengan menghitung performa model menggunakan metrik evaluasi seperti precision, recall, F1-score, dan akurasi. Keempat metrik ini digunakan untuk mengukur kualitas prediksi sistem, baik dari sisi ketepatan maupun kelengkapan hasil klasifikasi. Perhitungan dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi sistem terhadap data acuan yang telah ditetapkan sebelumnya. Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk menilai apakah model klasifikasi yang digunakan telah bekerja secara optimal.

Tahap selanjutnya melakukan analisis terhadap hasil klasifikasi yang dihasilkan sistem. Analisis ini mencakup distribusi jumlah mahasiswa yang diklasifikasikan sebagai berprestasi atau tidak berprestasi berdasarkan rekam jejak mereka dalam aktivitas organisasi. Data yang diamati meliputi tingkat keterlibatan mahasiswa dalam kegiatan organisasi. Dari hasil tersebut, dapat dilihat apakah mahasiswa yang memiliki rekam jejak organisasi yang kuat secara konsisten diklasifikasikan sebagai berprestasi oleh sistem. Melalui teknik analisis data ini, sistem dapat dievaluasi tidak hanya secara teknis melalui pengujian metrik, tetapi juga secara substantif berdasarkan kesesuaiannya dengan kondisi dan pola aktivitas organisasi mahasiswa yang ada. Dengan demikian, sistem yang dibangun diharapkan mampu menjadi alat bantu yang andal dalam mendukung proses identifikasi dan penghargaan terhadap mahasiswa yang aktif dan berprestasi di lingkungan organisasi kampus.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Dataset

Pada penelitian ini, data yang digunakan berasal dari tiga sumber utama, yaitu data akademik mahasiswa, data prestasi, dan data keaktifan organisasi. Ketiga jenis data ini kemudian digabungkan agar informasi mengenai setiap mahasiswa menjadi lebih lengkap dan sesuai dengan kriteria yang digunakan oleh LPKA Universitas Muhammadiyah Makassar dalam menentukan mahasiswa berprestasi. Kriteria yang digunakan dalam penelitian ini juga tidak dibuat sendiri, tetapi mengacu pada aturan resmi dari LPKA, yaitu:

1. IPK minimal 3.50,
2. Memiliki minimal satu prestasi, dan
3. Aktif dalam organisasi kampus.

Karena penelitian ini ingin mensimulasikan proses penilaian yang dilakukan kampus, penggunaan kriteria dari LPKA menjadi penting agar proses klasifikasi tidak hanya tepat secara teknis, tetapi juga relevan secara kebijakan.

Komposisi dataset yang dipakai pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 1. Dataset Penelitian

| Komponen | Jumlah | Keterangan |
|-----------------------------|--------|-----------------------------------|
| Total mahasiswa | 112 | Dataset utama penelitian |
| Mahasiswa berprestasi | 44 | Memenuhi seluruh kriteria |
| Mahasiswa tidak berprestasi | 68 | Tidak memenuhi sebagian kriteria |
| Total data prestasi | 243 | Prestasi akademik & non-akademik |
| Mahasiswa aktif organisasi | 55 | Tergabung dalam organisasi kampus |

Dengan menggunakan ketentuan resmi dari LPKA, penelitian ini dapat menggambarkan mahasiswa berprestasi secara lebih komprehensif, tidak hanya berdasarkan IPK, tetapi juga prestasi dan keaktifannya dalam organisasi. Hal ini membuat model klasifikasi yang dibangun menjadi lebih relevan dengan kondisi dan kebijakan kampus.

3.2. Pra-Pemrosesan Data

Tahap pertama yang dilakukan adalah membersihkan data. Pada bagian ini, dilakukan pengecekan apakah ada data yang kosong, tidak sesuai format, atau berpotensi menimbulkan kesalahan saat diproses. Jika ada nilai yang hilang, data tersebut diperbaiki atau dibuang tergantung situasinya. Perubahan sebelum dan sesudah pra-pemrosesan dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 2. Hasil Pra Pemrosesan

| Aspek | Sebelum | Sesudah | Keterangan |
|----------------|---------------|-----------|--|
| Missing Values | Ada | Tidak ada | Sudah diperbaiki |
| Format NIM | Tidak seragam | Konsisten | Diubah ke String |
| Format Nama | Bervariasi | UPPERCASE | Diubah semua suku kata menjadi UPPERCASE |

3.3. Feature Engineering

Setelah seluruh data selesai diproses dan disatukan, langkah berikutnya adalah melakukan feature engineering, yaitu proses mengubah data mentah menjadi fitur yang lebih informatif agar model klasifikasi dapat bekerja dengan lebih baik. Intinya, feature engineering membantu menerjemahkan data menjadi angka-angka yang bisa “dipahami” oleh algoritma. Pada penelitian ini, fitur yang digunakan berasal dari tiga dimensi utama yang juga menjadi dasar penilaian LPKA, yaitu akademik, prestasi, dan organisasi. Total terdapat 3 fitur yang digunakan. Pembagian fitur ini bertujuan agar model tidak hanya menilai mahasiswa dari satu sisi saja, tetapi dari berbagai aspek yang berhubungan dengan prestasi dan perkembangan mahasiswa. Adapun 3 fitur yang dimaksud:

- Fitur Akademik
- Fitur Prestasi
- Fitur Organisasi

3.4. Penerapan Algoritma FKNN

Pada tahap ini, seluruh fitur yang sudah dibentuk digunakan dalam algoritma FKNN untuk mengklasifikasikan mahasiswa ke dalam dua kelas, yaitu berprestasi dan tidak berprestasi. Secara konsep, FKNN mirip dengan KNN, yaitu melihat tetangga terdekat. Bedanya, FKNN tidak hanya menghitung “siapa yang mayoritas”, tetapi juga memberikan nilai keanggotaan (membership) untuk setiap kelas. Jadi hasilnya bukan cuma 0 atau 1, tapi juga ada tingkat keyakinannya.

Di penelitian ini, penerapan FKNN dilakukan melalui beberapa langkah utama berikut.

- a. Standarisasi Fitur

Langkah pertama adalah menstandarkan seluruh fitur yang digunakan. Hal ini penting karena setiap fitur punya skala yang berbeda. Kalau tidak dinormalisasi, fitur yang skalanya besar bisa “mengalahkan” fitur lain dalam perhitungan jarak.

- IPK berada di rentang 2,0–4,0
- Jumlah prestasi bisa 0 sampai lebih dari 20
- Skor organisasi berada di rentang 0 sampai 1

b. Pembobotan Fitur

Setelah semua fitur berada pada skala yang sama, langkah berikutnya adalah memberi bobot pada setiap fitur. Di sini, model tidak menganggap semua fitur sama penting, tetapi mengikuti prioritas yang sesuai dengan kebijakan kampus. Pembobotan dibagi berdasarkan tiga domain. Bobot per fitur kemudian digunakan dalam perhitungan jarak. Jadi ketika model menghitung seberapa mirip dua mahasiswa, fitur yang berbobot lebih besar akan ikut lebih menentukan.

c. Perhitungan Jarak dengan Weighted Euclidean Distance

Langkah ini digambarkan seperti ini:

- Ambil satu mahasiswa baru → hitung selisih tiap fiturnya dengan setiap mahasiswa di training.
- Kuadratkan selisih tersebut.
- Kalikan dengan bobot fitur masing-masing.
- Jumlahkan semua hasilnya, lalu diakar.

d. Penentuan Keanggotaan Tetangga Terdekat

Setelah seluruh jarak antara mahasiswa yang akan diprediksi dan data training dihitung, jarak tersebut diurutkan dari yang paling kecil hingga yang paling besar. Nilai $k = 5$ digunakan sebagai jumlah tetangga terdekat berdasarkan hasil pengujian parameter yang telah dilakukan sebelumnya. Lima tetangga terdekat diperoleh model yang digunakan sebagai jumlah tetangga terdekat ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 3. Keanggotaan Tetangga Terdekat ($k=5$)

| Tetangga | <i>Distance</i> | Label | IPK | Prestasi | Organisasi |
|----------|-----------------|-------|------|----------|------------|
| 1 | 0.523 | 1 | 3.80 | 5 | Ya |
| 2 | 0.687 | 1 | 3.70 | 3 | Ya |
| 3 | 0.891 | 0 | 3.20 | 1 | Tidak |
| 4 | 0.945 | 1 | 3.75 | 4 | Ya |
| 5 | 1.023 | 1 | 3.65 | 2 | Ya |

3.5. Training dan Pengujian Model

Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan 23 data testing untuk mengetahui performanya dalam mengklasifikasikan data baru. Proses pengujian menggunakan alur FKNN yang sama seperti saat training:

- a. Menghitung jarak ke seluruh data training
- b. Mengambil 5 tetangga terdekat
- c. Memberikan bobot fuzzy berdasarkan jarak
- d. Menghitung membership kelas 0 dan 1
- e. Menentukan prediksi akhir

Hasil pengujian yang digunakan untuk mengukur performa model berdasarkan metrik evaluasi. Hasil grid search hyper parameter dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. Hasil Grid Search Hyper parameter

| <i>k</i> | <i>m</i> | <i>Accuracy</i> | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1-Score</i> |
|----------|----------|-----------------|------------------|---------------|-----------------|
| 3 | 1.5 | 86.96% | 75.0% | 100% | 85.71% |
| 3 | 2.0 | 86.96% | 75.0% | 100% | 85.71% |
| 3 | 2.5 | 86.96% | 75.0% | 100% | 85.71% |
| 5 | 1.5 | 91.30% | 81.82% | 100% | 90.00% |

| <i>k</i> | <i>m</i> | <i>Accuracy</i> | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1-Score</i> |
|----------|----------|-----------------|------------------|---------------|-----------------|
| 5 | 2.0 | 91.30% | 81.82% | 100% | 90.00% |

3.6. Hasil Evaluasi Model

Hasil evaluasi model dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 5. Hasil Evaluasi model

| Metrik | Nilai | Keterangan |
|------------------|--------|---|
| <i>Accuracy</i> | 91.3% | Menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang benar untuk hampir seluruh sampel testing. |
| <i>Precision</i> | 81.82% | Berarti sebagian besar mahasiswa yang diprediksi sebagai berprestasi memang benar-benar berprestasi. |
| <i>Recall</i> | 100% | Adalah hasil yang sangat baik karena model tidak melewatkan satu pun mahasiswa berprestasi. Ini penting dalam konteks kampus karena mahasiswa berprestasi tidak boleh salah diklasifikasikan. |
| <i>F-1 Score</i> | 90% | Memperlihatkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall, menandakan bahwa model stabil dalam menangani kedua kelas. |

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa proses identifikasi parameter pada klasifikasi prestasi mahasiswa dilakukan melalui tahapan analisis data dan pengujian parameter secara sistematis. Parameter utama yang digunakan dalam metode Fuzzy K-Nearest Neighbors meliputi jumlah tetangga terdekat (*k*) dan parameter fuzziness (*m*), yang ditentukan berdasarkan hasil pengujian performa model. Pemilihan parameter dilakukan dengan membandingkan nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score yang dihasilkan, sehingga diperoleh parameter yang mampu memberikan kinerja model terbaik dan stabil dalam mengklasifikasikan prestasi mahasiswa.

Pembangunan model klasifikasi mahasiswa berprestasi menggunakan algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pra-pemrosesan data akademik dan aktivitas organisasi, perhitungan jarak antar data, penentuan tetangga terdekat, serta perhitungan bobot fuzzy dan nilai membership untuk setiap kelas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mengklasifikasikan mahasiswa berprestasi dan tidak berprestasi dengan baik, ditunjukkan oleh nilai akurasi dan recall yang tinggi. Dengan demikian, algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors dapat digunakan sebagai metode yang efektif dalam mendukung proses klasifikasi prestasi mahasiswa berdasarkan data akademik dan aktivitas organisasi.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, disarankan pada penelitian selanjutnya untuk memperluas cakupan data yang digunakan, baik dari segi jumlah sampel maupun sumber data, seperti penambahan data dari angkatan atau fakultas yang berbeda. Selain itu, pengayaan fitur juga dapat dipertimbangkan dengan menambahkan aspek lain di luar akademik, prestasi, dan organisasi, sehingga model dapat mempelajari karakteristik mahasiswa secara lebih beragam dan menghasilkan klasifikasi yang lebih stabil.

Referensi

- [1] Astuti, D. (2022). PENGARUH KOMITMEN ORGANISASI DAN BUDAYA ORGANISASI TERHADAP KINERJA PEGAWAI. *Jurnal Akuntansi Dan Manajemen Bisnis*, 2(2), 55–68.
- [2] Qonita, I., Dahlan, T. H., & Damaianti, L. F. (2021). Stres akademik sebagai mediator kontribusi konsep diri akademik terhadap keterlibatan mahasiswa dalam perkuliahan daring. *Persona: Jurnal Psikologi Indonesia*, 10(1), 119–132. <https://doi.org/10.30996/persona.v10i1.4531>

- [3] Ramadhani, F., Satria, A., & Sari, I. P. (2023). Implementasi Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Penyakit Demam Berdarah. *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, 2(2), 58–62. <https://doi.org/10.56211/helloworld.v2i2.253>
- [4] Salim, M. R., Daulay, A. A. A., & Sinaga, G. V. (2023). Pengenalan Pola Garis Telapak Tangan Menggunakan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor. *Bulletin of Computer Science Research*, 3(4), 270–275. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v3i4.261>
- [5] Tou, N., Endraswari, P. M., & Nur, Y. S. R. (2023). Pemilihan Mahasiswa Berprestasi Menggunakan Algoritma AHP (Studi Kasus: Fakultas Teknik UBB). *JIKA (Jurnal Informatika)*, 7(1), 46–53. <https://doi.org/10.31000/jika.v7i1.7129>
- [6] Inayah, D. N., Daud, M., & Nur, H. (2023). Pengaruh Manajemen Waktu Terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa yang Bekerja di Kota Makassar. *Jurnal Pendidikan, Sosial Dan Humaniora*, 2(2).
- [7] Kolatlena, R. S., & Riry, W. A. (2022). Sistem Penunjang Keputusan Pemilihan Mahasiswa Berprestasi Menggunakan Metode Profile Matching. *Jurnal Kreativitas Mahasiswa Hukum*, 2(1), 24–31.
- [8] Grahani, F. O., Mardiyanti, R., Sela, N. P., & Nuriyah, S. (2021). PENGARUH PSYCHOLOGICAL WELLBEING (PWB) TERHADAP MOTIVASI BERPRESTASI MAHASISWA DI ERA PANDEMI. *Jurnal Psikologi*, 19.
- [9] Mughnyanti, M., & Ginting, S. H. N. (2023). Data Mining Manhattan Distance dan Euclidean Distance Pada Algoritma X-Means Dalam Klasifikasi Minat dan Bakat Siswa. *Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 7(1), 842. <https://doi.org/10.33395/remik.v7i1.12162>
- [10] Susana, H., Suarna, N., Fathurrohman, & Kaslani. (2022). PENERAPAN MODEL KLASIFIKASI METODE NAIVE BAYES TERHADAP PENGGUNAAN AKSES INTERNET. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi*, 4(1), 1–8.
- [11] Novika, T., Poningsih, P., Okprana, H., Windarto, A. P., & Siahaan, H. (2021). Penerapan Data Mining Klasifikasi Tingkat Pemahaman Siswa Pada Pelajaran Matematika. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(1), 9–17. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i1.2498>
- [12] Nastiti, D., & Cahyani, C. N. (2022). *DUKUNGAN SOSIAL TEMAN SEBAYA DAN FLOW AKADEMIK PADA MAHASISWA PSIKOLOGI UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SIDOARJO*. 39(1).
- [13] Wilujeng, D. T., Fatekurohman, M., & Tirta, I. M. (2023). Analisis Risiko Kredit Perbankan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Nearest Weighted K-Nearest Neighbor. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 5(2). <https://doi.org/10.13057/ijas.v5i2.58426>
- [14] Supriyanto, J., Alita, D., & Isnain, A. R. (2023). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 4(1), 74–80. <https://doi.org/10.33365/jatika.v4i1.2468>
- [15] Sumaryanto, Purwati, & Prihatmoko, S. (2023). Analisa Teknik Perancangan Pendukung Keputusan Untuk Menentukan Mahasiswa Berprestasi dengan Metode Analytical Hierarchy Process. *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA DAN MULTIMEDIA*, 3(1), 25–37. <http://journal.politeknik-pratama.ac.id/index.php/JTIM> page25