

Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Program Studi Berbasis Naive Bayes dengan Likelihood Pakar dan Kuesioner Minat

Ahmad Latif^{1*}, Muhtyas Yugi¹, Nurul Alfiah², Beny Riswanto³

¹ Progam Studi Teknologi Informasi, Universitas Komputama, Cilacap, Indonesia

² Progam Studi Sistem Informasi, Universitas Komputama, Cilacap, Indonesia

³ Progam Studi Teknik Informatika, Universitas Komputama, Cilacap, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 02 Agustus 2026
Revisi Akhir: 19 Agustus 2026
Diterbitkan Online: 30 September 2026

KATA KUNCI

Sistem Pendukung Keputusan
Naive Bayes
Pemilihan Program Studi
Likelihood Pakar
Rekomendasi Pendidikan

KORESPONDENSI (*)

Phone: +62 8572 8906 808
E-mail: Ahmadlatif0913@gmail.com

A B S T R A K

Pemilihan program studi merupakan keputusan pendidikan berisiko tinggi karena ketidaksesuaian antara minat dan karakteristik program dapat memengaruhi keterlibatan, keberhasilan, dan keberlanjutan studi. Penelitian ini merancang dan mengimplementasikan sistem pendukung keputusan berbasis web yang memeringkat lima program studi di Universitas Komputama Cilacap menggunakan Naive Bayes. Model menggunakan 30 indikator minat dengan respons rendah, sedang, dan tinggi. Matriks likelihood dibentuk melalui elicitation terhadap tiga pakar akademik. Ketiga pakar mendiskusikan 150 kombinasi indikator-program studi dan menetapkan secara konsensus tiga probabilitas bersyarat untuk respons rendah, sedang, dan tinggi pada setiap kombinasi, dengan jumlah probabilitas sebesar 1,00. Nilai konsensus digunakan langsung sebagai likelihood dalam model Naive Bayes. Instrumen kuesioner belum melalui validasi psikometrik formal pada tahap pilot. Pengembangan mengikuti Waterfall, sedangkan evaluasi saat ini terbatas pada keterlaksanaan fungsi utama, analisis deskriptif enam rekam konsultasi pada 25 Mei-9 Juli 2026, serta satu laporan kasus terperinci; validasi prediktif belum dilakukan karena label kebenaran belum tersedia. Pada data pilot, Sistem Informasi menjadi rekomendasi utama terbanyak (50,0%). Rata-rata skor rekomendasi utama adalah 75,07% dengan rentang 42,32%-99,09%, dan rata-rata margin terhadap rekomendasi kedua sebesar 55,83 poin persentase. Laporan kasus menghasilkan Teknik Informatika sebagai rekomendasi utama dengan posterior 89,72%. Kontribusi penelitian adalah kerangka probabilistik tahap awal yang dapat beroperasi ketika dataset berlabel belum memadai, menghasilkan peringkat dan margin yang transparan, serta menyediakan jejak konsultasi untuk kalibrasi empiris berikutnya. Skor posterior tidak ditafsirkan sebagai akurasi klasifikasi, sehingga sistem diposisikan sebagai alat bantu konseling, bukan pengganti keputusan akademik manusia.

PENDAHULUAN

Pemilihan program studi bukan sekadar pilihan administratif, melainkan keputusan pendidikan yang membentuk pengalaman belajar, persistensi, dan peluang keberhasilan mahasiswa. Bukti empiris memperlihatkan bahwa kesesuaian antara minat individu dan karakteristik program studi relevan terhadap keluaran akademik. Pada 1.965 calon mahasiswa, de Vries et al. menemukan hubungan moderat antara objective interest fit dengan prestasi dan persistensi akademik, bahkan setelah prestasi sekolah menengah dikendalikan [1]. Temuan tersebut menegaskan bahwa dukungan pemilihan program studi sebaiknya tidak hanya menyajikan informasi program, tetapi membantu calon mahasiswa menilai kesesuaian profil dirinya secara terstruktur sebelum mengambil keputusan.

State-of-the-art sistem rekomendasi pemilihan program studi menunjukkan dominasi pendekatan berbasis data historis. Alsayed et al. membandingkan beberapa teknik supervised learning untuk pemilihan jurusan [2], sedangkan Zayed et al. membangun rekomendasi program sarjana menggunakan data lulusan [3]. Lahoud et al. mengevaluasi lima pendekatan rekomendasi pada 469 profil lulusan dengan sekitar 11.000 rating dan menunjukkan keunggulan pendekatan hibrida knowledge-based, collaborative filtering, case-based reasoning, dan ontology pada konteks yang mereka uji [4]. Studi yang lebih baru menggunakan rekam akademik institusional dan explainable AI untuk memetakan profil prauniversitas ke puluhan program sarjana serta memvalidasi model melalui cross-validation [5]. Rangkaian penelitian tersebut memperlihatkan bahwa rekomendasi dapat semakin kuat ketika tersedia data historis, label keluaran, dan prosedur evaluasi yang memadai.

Research gap penelitian ini terletak pada kebutuhan akan mekanisme rekomendasi yang dapat beroperasi sejak tahap awal tanpa menyamakan penilaian pakar dengan bukti akurasi prediktif. Studi terdahulu umumnya berfokus pada pembelajaran dari data historis, model hibrida berbasis interaksi pengguna, atau validasi menggunakan label akademik [2]-[5]. Sebaliknya, masih diperlukan rancangan yang secara eksplisit: (1) menginisialisasi likelihood dari pengetahuan akademik ketika label belum tersedia; (2) menghasilkan distribusi posterior dan margin antaralternatif agar ketidakpastian terlihat; dan (3) menyimpan jejak konsultasi sebagai basis kalibrasi serta validasi di tahap berikutnya. Dengan kerangka tersebut, sistem tidak berhenti sebagai implementasi aplikasi, tetapi memiliki jalur metodologis dari expert-initialized model menuju model yang semakin empiris.

Universitas Komputama Cilacap menjadi konteks pengembangan untuk lima program studi, yaitu Sistem Informasi (SI), Teknik Informatika (TI), Teknologi Informasi (TE), Bisnis Digital (BD), dan Pendidikan Matematika (PM). Sistem menggunakan 30 indikator minat yang mencakup pemrograman, logika, proses bisnis, infrastruktur, keamanan, desain sistem, bisnis digital, matematika, pedagogi, dan komunikasi. Respons rendah, sedang, dan tinggi dikombinasikan dengan prior yang sama serta matriks likelihood pakar untuk menghasilkan posterior bagi seluruh alternatif. Keluaran tidak dibatasi pada satu label, melainkan berupa urutan lima program studi, skor posterior relatif, margin rekomendasi, dan laporan yang dapat ditelusuri.

Kebaruan metodologis yang diajukan bukan pada penggunaan Naive Bayes sebagai algoritma baru, melainkan pada konfigurasi cold-start probabilistik yang memadukan kuesioner minat tiga tingkat, matriks likelihood hasil konsensus tiga pakar pada 150 kombinasi indikator-program studi, keluaran posterior multikelas beserta margin, dan penyimpanan data konsultasi untuk kalibrasi berikutnya. Posisi ini membedakan penelitian dari model supervised yang langsung memerlukan label historis [2],[3], pendekatan hibrida yang bergantung pada basis pengetahuan dan riwayat interaksi [4], serta model prediktif berbasis rekam akademik yang telah memiliki target keberhasilan [5]. Karena parameter awal berasal dari judgement kelompok pakar, transparansi proses pembentukan konsensus, validasi instrumen, dan kalibrasi empiris menjadi bagian penting dari kualitas metodologis penelitian.

Berdasarkan gap tersebut, penelitian menjawab dua pertanyaan: (1) bagaimana merancang dan mengimplementasikan sistem pendukung keputusan pemilihan program studi berbasis Naive Bayes menggunakan 30 indikator minat dan likelihood pakar; dan (2) bagaimana karakteristik keluaran sistem pada data konsultasi pilot serta satu laporan kasus terperinci. Tujuan penelitian adalah menyusun model keputusan, membangun sistem berbasis web, mendokumentasikan fungsi utama, dan menganalisis keluaran awal secara deskriptif.

Batas klaim ditetapkan sejak awal. Penelitian ini belum menguji akurasi, presisi, recall, F1-score, atau validitas prediktif karena belum tersedia label kebenaran berupa penilaian pakar independen, pilihan program studi aktual, maupun keberhasilan akademik longitudinal. Oleh karena itu, posterior diperlakukan sebagai skor relatif di dalam model, bukan probabilitas objektif keberhasilan mahasiswa. Data pilot digunakan untuk memeriksa perilaku keluaran dan membangun dasar pengumpulan data bagi validasi, kalibrasi likelihood, uji sensitivitas, serta perbandingan algoritma pada penelitian berikutnya.

TINJAUAN PUSTAKA

Sistem Rekomendasi Pendidikan

Sistem rekomendasi pendidikan berkembang sebagai instrumen untuk mempersonalisasi informasi berdasarkan karakteristik pengguna. Kajian sistematis menunjukkan bahwa pendekatan rekomendasi telah digunakan untuk

menyarankan sumber belajar, mata kuliah, jalur pembelajaran, universitas, dan program studi [3,5]. Meskipun akurasi masih menjadi ukuran evaluasi yang dominan, penelitian mutakhir menekankan pentingnya kegunaan, personalisasi yang dirasakan, keberagaman, dan dampak pedagogis sebagai dimensi evaluasi yang lebih luas [3,4,12]. Alshaikh et al. [11] mengeksplorasi pencocokan mahasiswa dengan spesialisasi yang sesuai. Dalam konteks pemilihan universitas dan jurusan, Somyürek dan Aksoy [6] menggabungkan skor ujian, peringkat, dan tipe kepribadian pekerjaan, sedangkan Delahoz-Domínguez dan Hijón-Neira [7] memperluas profil pengguna dengan data akademik dan sosial-ekonomi. Temuan tersebut menunjukkan bahwa kualitas rekomendasi sangat dipengaruhi oleh kelengkapan profil calon mahasiswa dan cara sistem menghubungkan profil tersebut dengan karakteristik program studi.

Naive Bayes untuk Pemilihan Program Studi

Penelitian terdahulu menerapkan pembelajaran mesin terawasi untuk memprediksi jurusan dan program studi. Alsayed et al. [1] dan Zayed et al. [2] mengevaluasi model klasifikasi untuk memetakan mahasiswa ke bidang studi. Di Indonesia, Naive Bayes digunakan karena sederhana, efisien, dan menghasilkan probabilitas kelas yang relatif mudah dijelaskan. Nugroho et al. [13] menerapkan Naive Bayes untuk penentuan program studi, kemudian penelitian lanjutan menunjukkan bahwa diskretisasi dapat meningkatkan performa pada dataset besar [8]. Suwanda et al. [9] mengembangkan sistem rekomendasi program studi berbasis web menggunakan minat dan prestasi akademik. Mustofa et al. [10] memperlihatkan bahwa performa Naive Bayes dapat berbeda bergantung pada ukuran, atribut, dan komposisi data. Variasi hasil tersebut memperkuat kebutuhan untuk menilai kesesuaian algoritma terhadap kesiapan data dan tujuan operasional sistem, bukan menganggap satu algoritma selalu unggul.

Posisi Penelitian

Posisi penelitian ini berada pada irisan antara knowledge-based cold-start dan klasifikasi probabilistik. Berbeda dari supervised learning yang mengestimasi parameter dari label historis [2],[3] maupun model prediktif berbasis rekam akademik institusional [5], penelitian ini menggunakan likelihood hasil konsensus tiga pakar sebagai parameter awal Naive Bayes ketika data berlabel belum memadai. Prinsip expert elicitation memberi landasan untuk mengubah pengetahuan domain menjadi probabilitas bersyarat yang eksplisit dan dapat diaudit [6]. Kebaruan yang ditawarkan bersifat metodologis-operasional: matriks likelihood hasil judgement kelompok dipetakan ke 30 indikator minat tiga tingkat dan lima kelas program studi, keluaran disajikan sebagai distribusi posterior dan margin antaralternatif, serta riwayat konsultasi dipertahankan untuk kalibrasi dan validasi berikutnya. Dengan demikian, penelitian tidak mengklaim bahwa expert likelihood menggantikan bukti empiris; model diposisikan sebagai tahap inisialisasi yang transparan dan harus diperbarui ketika data aktual telah tersedia.

METODOLOGI

Desain Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian pengembangan sistem dengan evaluasi deskriptif pada tahap pilot. Pengembangan mengikuti model Waterfall karena kebutuhan utama, struktur kuesioner, kelas program studi, dan matriks likelihood telah ditentukan sebelum implementasi. Tahapan yang digunakan meliputi analisis kebutuhan, desain sistem dan matriks pakar, implementasi web, pengujian fungsional, serta pilot konsultasi dan evaluasi.



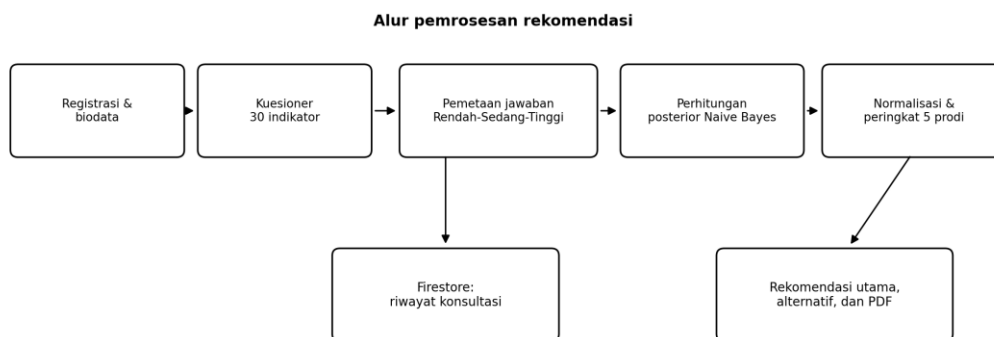
Gambar 1. Alur Penelitian dan Pengembangan Sistem

Analisis Kebutuhan dan Arsitektur Teknologi

Kebutuhan fungsional mencakup registrasi dan biodata calon mahasiswa, pengisian 30 indikator, kalkulasi otomatis, penyajian rekomendasi utama dan alternatif, penyimpanan riwayat konsultasi, serta ekspor laporan. Kebutuhan nonfungsional meliputi antarmuka responsif, keamanan akses administrator, akses berbasis web, dan pemrosesan asinkron. Sistem diimplementasikan dengan React 18, Vite, Tailwind CSS, dan TypeScript pada sisi antarmuka dan logika aplikasi. Firebase Authentication digunakan untuk autentikasi administrator, sedangkan Firestore menyimpan data konsultasi. Dokumen sumber juga memuat rancangan entitas relasional; namun implementasi operasional yang dijadikan acuan dalam penelitian ini adalah penyimpanan berbasis Firestore. Kode TE dalam antarmuka dan laporan operasional merujuk pada Teknologi Informasi.

Alur Pemrosesan Rekomendasi

Alur pengguna dimulai dari registrasi dan pengisian biodata, dilanjutkan kuesioner 30 indikator. Jawaban dipetakan menjadi kategori rendah, sedang, atau tinggi. Sistem kemudian mengambil probabilitas *likelihood* setiap jawaban untuk masing-masing program studi, mengalikan seluruh komponen dengan *prior*, melakukan normalisasi, dan mengurutkan hasil dari probabilitas tertinggi ke terendah. Riwayat konsultasi disimpan, sedangkan pengguna dapat menampilkan atau mengunduh laporan hasil.



Gambar 2. Alur Pemrosesan Rekomendasi Program Studi

Instrumen Kuesioner dan Matriks Likelihood Pakar

Instrumen terdiri atas 30 pertanyaan minat dengan tiga kategori respons: rendah, sedang, dan tinggi. Untuk penyajian, indikator dikelompokkan menjadi lima domain pada Tabel 1. Pada tahap pilot, dokumen pengembangan belum memuat bukti validasi psikometrik formal, seperti validitas isi terstruktur, validitas konstruk, atau reliabilitas internal. Karena itu, kuesioner pada penelitian ini diperlakukan sebagai instrumen operasional pengembangan sistem, bukan sebagai skala psikometrik yang telah tervalidasi. Validasi instrumen perlu dilakukan sebelum skor digunakan untuk klaim inferensial atau generalisasi pada populasi calon mahasiswa.

Matriks likelihood dibentuk melalui group expert elicitation yang melibatkan tiga pakar akademik. Untuk 30 indikator dan lima program studi dibentuk 150 kombinasi indikator-program studi. Pada setiap kombinasi, ketiga pakar mendiskusikan nilai probabilitas yang merepresentasikan tingkat dukungan respons terhadap masing-masing program studi dan secara bersama menetapkan tiga probabilitas bersyarat, yaitu $P(\text{rendah}|C_i)$, $P(\text{sedang}|C_i)$, dan $P(\text{tinggi}|C_i)$, dengan jumlah probabilitas sebesar 1,00. Perbedaan pandangan dibahas sampai ketiga pakar menyepakati satu distribusi probabilitas akhir. Nilai konsensus tersebut kemudian dimasukkan langsung ke matriks likelihood dan digunakan sebagai $P(x_j|C_i)$ pada model Naive Bayes. Dengan demikian, matriks final tidak diperoleh melalui rata-rata aritmetika penilaian individual, melainkan melalui behavioral aggregation berbasis konsensus. Dalam literatur expert elicitation, behavioral aggregation merujuk pada proses ketika para pakar berinteraksi untuk menghasilkan satu judgement kelompok yang disepakati, berbeda dari mathematical aggregation yang menggabungkan penilaian individual menggunakan aturan matematis [18],[19].

Mekanisme konsensus digunakan agar parameter akhir merepresentasikan judgement kelompok yang telah mempertimbangkan perbedaan pandangan antarpakar. Karena penetapan likelihood dilakukan pada tingkat kelompok melalui satu nilai konsensus, analisis ini tidak menggunakan skor individual pra-konsensus untuk menghitung kesepakatan atau dispersi antarpakar. Dengan demikian, tingkat perbedaan awal antarpakar belum dikuantifikasi. Nilai

konsensus diperlakukan sebagai parameter awal berbasis pengetahuan pakar, bukan sebagai bukti validitas empiris. Penelitian berikutnya perlu mendokumentasikan judgement individual sebelum konsensus dan melakukan uji sensitivitas untuk menilai kestabilan likelihood terhadap variasi penilaian pakar [18]-[20].

Tabel 1. Pengelompokan 30 Indikator Kuesioner

No.	Domain	Kode indikator
1	Komputasi dan pengembangan perangkat lunak	PROGRAMMING, ALGO_LOGIC, WEB_TECH, MOBILE_ECOSYSTEM, AI_ML, BIG_DATA, CREATIVE_SOLVE
2	Infrastruktur, sistem, dan keamanan	SERVER_INFRA, SECURITY_HACK, CLOUD_COMP, OS_KERNEL, DIGITAL_ETHICS
3	Sistem informasi dan pengelolaan data	BUSINESS_PROCESS, DB_STRUCT, SYSTEM_DESIGN, PM_SKILLS, UX_RESEARCH, CUSTOMER_SERVICE
4	Bisnis dan kreativitas digital	ONLINE_SELLING, GRAPHIC_DESIGN, LEADERSHIP, STARTUP_BIZ, FINANCE_TECH, SUPPLY_CHAIN
5	Matematika, pendidikan, dan komunikasi	MATH_THEORY, PEDAGOGY, STAT_ANALYSIS, PUBLIC_SPEAKING, MATH_EDU_HISTORY, ACADEMIC_WRITING

Indikator dengan nilai P(tinggi) terbesar merepresentasikan karakteristik yang paling kuat mendukung suatu program studi. Sebagai contoh, Teknik Informatika memiliki *likelihood* tinggi pada logika algoritmik, pemrograman, kecerdasan buatan, ekosistem aplikasi bergerak, big data, dan teknologi web. Sistem Informasi lebih kuat pada desain sistem, struktur basis data, proses bisnis, dan keterampilan manajemen proyek. Teknologi Informasi berfokus pada infrastruktur server, keamanan, komputasi awan, dan sistem operasi. Bisnis Digital menonjol pada startup, penjualan daring, kepemimpinan, proses bisnis, rantai pasok, dan teknologi finansial. Pendidikan Matematika menonjol pada teori matematika, pedagogi, statistik, penulisan akademik, dan komunikasi.

Tabel 2. Contoh Indikator Dominan pada Matriks Likelihood Pakar

Program studi	Indikator dengan P(tinggi) dominan
SI	SYSTEM_DESIGN (0,75); DB_STRUCT (0,70); BUSINESS_PROCESS (0,60); PM_SKILLS (0,60)
TI	ALGO_LOGIC (0,80); PROGRAMMING (0,75); AI_ML (0,75); MOBILE_ECOSYSTEM (0,70)
TE	SERVER_INFRA (0,75); SECURITY_HACK (0,75); CLOUD_COMP (0,75); OS_KERNEL (0,65)
BD	STARTUP_BIZ (0,80); ONLINE_SELLING (0,75); LEADERSHIP (0,70); BUSINESS_PROCESS (0,70)
PM	MATH_THEORY (0,85); PEDAGOGY (0,85); MATH_EDU_HISTORY (0,75); STAT_ANALYSIS (0,70)

Model Naive Bayes

Misalkan C_i adalah kelas program studi ke- i dan $X = (x_1, x_2, \dots, x_{30})$ adalah vektor jawaban calon mahasiswa. Sistem menghitung skor tak ternormalisasi untuk setiap program studi dengan persamaan berikut:

$$\text{Score}(C_i / X) = P(C_i) \times \prod_{j=1}^{30} P(x_j / C_i) \quad (1)$$

Prior $P(C_i)$ ditetapkan sama untuk kelima program studi, yaitu 0,20. $P(x_j|C_i)$ diambil dari matriks *likelihood* pakar sesuai respons rendah, sedang, atau tinggi pada indikator ke- j . Selanjutnya, skor dinormalisasi agar jumlah probabilitas lima program studi sama dengan satu:

$$P(C_i | X) = \text{Score}(C_i | X) / \sum_k \text{Score}(C_k | X) \quad (2)$$

Program studi dengan probabilitas *posterior* terbesar menjadi rekomendasi utama. Empat kelas lain tetap ditampilkan sebagai alternatif sehingga pengguna dapat melihat perbedaan relatif antarprogram. Model mengasumsikan independensi bersyarat antarindikator. Asumsi ini menyederhanakan perhitungan, tetapi perlu diuji pada data empiris karena beberapa minat, seperti pemrograman, logika, dan kecerdasan buatan, mungkin saling berkorelasi.

Data Pilot dan Teknik Analisis

Data evaluasi berasal dari dua Sistem. Pertama, ekspor riwayat konsultasi berisi enam rekam pada 25 Mei-9 Juli 2026. File menyimpan identitas pengguna, sekolah asal, nomor kontak, dua rekomendasi teratas, dan skornya. Analisis hanya menggunakan tanggal, kode program studi, dan skor; nama, sekolah, serta nomor kontak tidak dimasukkan ke manuskrip. Kedua, satu laporan PDF tertanggal 31 Juli 2026 berisi probabilitas lengkap lima program studi. Data pilot dianalisis secara deskriptif melalui frekuensi rekomendasi utama, rata-rata, median, rentang skor utama, dan selisih skor utama terhadap rekomendasi kedua. Karena tidak tersedia label jurusan yang benar, keputusan konselor, pilihan aktual, atau hasil akademik, penelitian ini tidak menghitung akurasi, presisi, recall, F1-score, maupun *confusion matrix*.

Evaluasi Sistem Fungsional

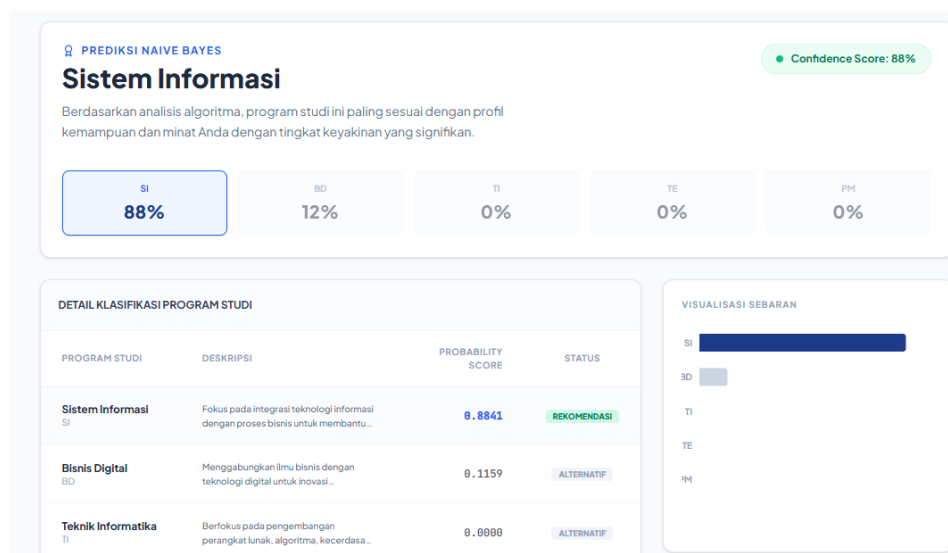
Evaluasi fungsional dilakukan dengan menelusuri keberadaan Sistem pada alur inti sistem. Pendekatan ini memeriksa apakah fungsi yang dinyatakan pada dokumen kebutuhan memiliki bukti keluaran pada antarmuka, ekspor data, atau laporan. Evaluasi ini bukan pengganti pengujian *black-box* terstruktur dengan log kasus uji, tetapi memberikan keterlacakan awal antara kebutuhan dan implementasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Antarmuka dan Alur Konsultasi

Halaman awal memperkenalkan tujuan sistem dan mengarahkan calon mahasiswa ke proses konsultasi. Antarmuka kuesioner menampilkan satu indikator pada setiap langkah, status progres, dan tiga kategori respons. Pola satu pertanyaan per layar mengurangi kepadatan informasi dan menjaga fokus pengguna. Setelah seluruh jawaban disimpan, sistem menampilkan rekomendasi utama, *confidence score*, probabilitas seluruh program studi, deskripsi program, status rekomendasi atau alternatif, serta visualisasi sebaran. Antarmuka operasional saat ini menggunakan label *confidence score*; secara metodologis, angka tersebut ditafsirkan sebagai *posterior* relatif di dalam model dan bukan sebagai tingkat akurasi prediksi.

Gambar 3. Antarmuka Pengisian Kuesioner Minat.



Gambar 4. Antarmuka Hasil Pemeringkatan Program Studi

Tabel 3. Keterlacakan Fungsi Utama Berdasarkan Sistem yang Telah Diuji Coba

Fungsi	Bukti Sistem	Status
Akses sistem berbasis web	Halaman awal aplikasi terdokumentasi pada tangkapan layar.	Terdokumen tasi
Pengisian 30 indikator	Layar kuesioner menampilkan indikator 1/30 dan pilihan rendah-sedang-tinggi.	Terdokumen tasi
Kalkulasi dan pemeringkatan	Layar hasil menampilkan skor probabilitas, rekomendasi utama, alternatif, dan grafik sebaran.	Terdokumen tasi
Ekspor laporan	Tersedia laporan PDF yang memuat rekomendasi utama dan probabilitas lima program studi.	Terdokumen tasi
Penyimpanan riwayat konsultasi	Ekspor CSV memuat tanggal, rekomendasi pertama-kedua, dan skor.	Terdokumen tasi

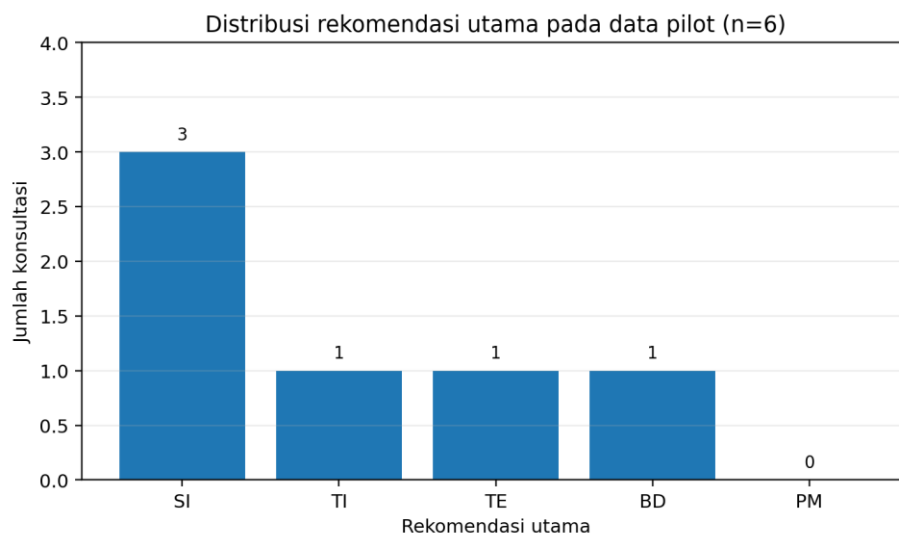
Tabel 3 menunjukkan bahwa jalur konsultasi pengguna telah memiliki bukti implementasi yang konsisten, mulai dari input hingga ekspor. Bukti yang belum lengkap terutama terdapat pada fungsi administrasi, keamanan, dan pengujian kegagalan. Untuk standar publikasi dan penerapan institusional, pengujian berikutnya perlu dilengkapi dengan kasus uji, input, hasil yang diharapkan, hasil aktual, status, dan tangkapan log.

Hasil Analisis Data Konsultasi Pilot

Tabel 4. Hasil Konsultasi Pilot yang Telah Dianonimkan

Peserta	Tanggal	Utama	Skor (%)	Kedua	Skor (%)	Margin (pp)
P1	25-05-2026	SI	54.12	TI	44.11	10.01
P2	31-05-2026	TI	42.32	SI	27.76	14.56
P3	03-06-2026	TE	89.22	TI	10.36	78.86
P4	08-06-2026	SI	94.67	TE	3.39	91.28
P5	21-06-2026	BD	70.99	SI	29.01	41.98
P6	09-07-2026	SI	99.09	TI	0.83	98.26

Dari enam konsultasi, Sistem Informasi menjadi rekomendasi utama pada tiga kasus (50,0%). Teknik Informatika, Teknologi Informasi, dan Bisnis Digital masing-masing muncul pada satu kasus (16,7%), sedangkan Pendidikan Matematika belum muncul sebagai rekomendasi utama. Rata-rata skor rekomendasi utama sebesar 75,07%, median 80,11%, dengan rentang 42,32%-99,09%. Rata-rata margin terhadap rekomendasi kedua adalah 55,83 poin persentase, sedangkan median margin 60,42 poin persentase.



Gambar 5. Distribusi Rekomendasi Utama pada Data Pilot

Besarnya margin bervariasi antarindividu. Empat dari enam rekam memiliki skor utama di atas 70%, yang menunjukkan pemeringkatan relatif tegas menurut model. Sebaliknya, satu rekam menghasilkan Teknik Informatika sebesar 42,32% dan Sistem Informasi sebesar 27,76%, sedangkan rekam lain menghasilkan Sistem Informasi sebesar 54,12% dan Teknik Informatika sebesar 44,11%. Dua kasus tersebut memperlihatkan profil yang lebih berdekatan sehingga hasil sebaiknya dibahas bersama konselor dan tidak diperlakukan sebagai keputusan otomatis. Variasi margin merupakan informasi penting karena satu label tanpa skor dapat menyembunyikan ketidakpastian.

Analisis Laporan Kasus Terperinci

Laporan tanggal 31 Juli 2026 memberikan distribusi lengkap lima kelas. Teknik Informatika memperoleh 89,72% dan ditetapkan sebagai rekomendasi utama. Teknologi Informasi berada pada urutan kedua dengan 8,51%, diikuti Sistem Informasi 1,48%, Bisnis Digital 0,30%, dan Pendidikan Matematika 0,00%. Antarmuka membulatkan tingkat kecocokan menjadi 90%, sedangkan tabel laporan mempertahankan dua angka desimal.

Tabel 5. Distribusi Probabilitas pada Laporan kasus Teknik Informatika

Program studi	Kode	Probabilitas (%)	Status
Teknik Informatika	TI	89,72	Rekomendasi
Teknologi Informasi	TE	8,51	Alternatif
Sistem Informasi	SI	1,48	Alternatif
Bisnis Digital	BD	0,30	Alternatif
Pendidikan Matematika	PM	0,00	Alternatif

UNIVERSITAS KOMPUTAMA

Hasil Rekomendasi Program Studi Mahasiswa Baru

REKOMENDASI UTAMA:

Teknik Informatika

Berfokus pada pengembangan perangkat lunak, algoritma, kecerdasan buatan, dan pengolahan data.

Tingkat Kecocokan: 90%

#	Program Studi	ID	Persentase	Status
1	Teknik Informatika	TI	89.72%	REKOMENDASI
2	Teknologi Informasi	TE	8.51%	ALTERNATIF
3	Sistem Informasi	SI	1.48%	ALTERNATIF
4	Bisnis Digital	BD	0.30%	ALTERNATIF
5	Pendidikan Matematika	PM	0.00%	ALTERNATIF

Dicetak pada: 31/7/2026, 14.47.29

Sistem Penunjang Keputusan Universitas Komputama - @2026

Gambar 6. Laporan PDF Hasil Rekomendasi Program Studi

Hasil kasus sejalan dengan struktur *likelihood* Teknik Informatika yang memberi bobot tinggi pada logika algoritmik, pemrograman, kecerdasan buatan, pengembangan aplikasi bergerak, big data, dan teknologi web. Namun, probabilitas 89,72% adalah proporsi *posterior* di dalam model, bukan peluang objektif bahwa calon mahasiswa pasti berhasil pada Teknik Informatika. Interpretasi yang tepat adalah bahwa, berdasarkan jawaban dan matriks pakar yang digunakan, profil tersebut relatif jauh lebih sesuai dengan Teknik Informatika dibandingkan empat alternatif lain.

Pembahasan

Hasil implementasi memperlihatkan bahwa *likelihood* pakar dapat digunakan sebagai mekanisme inisialisasi ketika data berlabel belum tersedia. Berbeda dari model yang dilatih langsung pada histori mahasiswa [2],[3], sistem dapat beroperasi sejak tahap awal dan sekaligus mengumpulkan riwayat konsultasi untuk pembaruan berikutnya. Dalam penelitian ini, *likelihood* dibentuk melalui konsensus tiga pakar dengan behavioral aggregation, sehingga parameter final merepresentasikan judgement kelompok yang disepakati dan bukan rata-rata matematis dari skor individual [18],[19]. Keuntungannya adalah parameter awal dapat ditelusuri dan memiliki interpretasi substantif yang disepakati panel. Namun, karena prosedur menghasilkan satu nilai konsensus pada tingkat kelompok, derajat perbedaan awal antarpakar belum diukur secara kuantitatif. Oleh sebab itu, model tetap diposisikan sebagai expert-initialized decision support yang memerlukan validasi dan kalibrasi empiris, bukan sebagai estimasi akurasi atau keberhasilan akademik.

Penggunaan keluaran probabilistik merupakan kekuatan utama. Pengguna dapat melihat bukan hanya program studi teratas, tetapi juga alternatif dan margin antarprogram. Elahi et al. [8] menekankan bahwa sistem rekomendasi universitas perlu dievaluasi tidak hanya pada akurasi, tetapi juga personalisasi, keragaman, kepuasan, dan kebaruan. Somyürek dan Aksoy [10] juga menunjukkan pentingnya evaluasi pengguna dan pakar. Pada sistem Universitas Komputama, informasi margin memungkinkan identifikasi profil yang tegas dan profil yang ambigu. Kasus dengan skor 54,12% dibandingkan 44,11%, misalnya, perlu diposisikan sebagai bahan dialog, bukan instruksi final.

Distribusi pilot yang didominasi Sistem Informasi belum dapat diartikan sebagai kecenderungan populasi karena jumlah rekam hanya enam dan proses pengumpulan tidak dirancang sebagai survei representatif. Meski demikian, data tersebut berguna untuk menguji keberagaman keluaran. Empat dari lima kelas muncul sebagai rekomendasi utama, sehingga model tidak selalu mengarahkan pengguna ke satu program studi. Pendidikan Matematika belum muncul; kondisi ini

dapat disebabkan oleh karakter responden, distribusi minat, atau matriks likelihood yang terlalu selektif. Pengumpulan sampel lebih besar diperlukan untuk memeriksa keseimbangan kelas dan potensi bias rekomendasi.

Studi Indonesia sebelumnya melaporkan performa Naive Bayes yang tinggi setelah optimasi diskretisasi pada dataset besar [12], tetapi penelitian lain memperoleh performa lebih rendah dibandingkan k-nearest neighbor [14]. Perbedaan tersebut mengingatkan bahwa nilai akurasi tidak dapat dipindahkan langsung antarmuka. Artikel ini sengaja tidak menyatakan akurasi karena enam rekam konsultasi tidak memiliki label benar. Klaim akurasi baru dapat dilakukan setelah rekomendasi dibandingkan dengan penilaian pakar independen, pilihan program studi aktual, atau hasil akademik longitudinal.

Dari sisi sistem, penggunaan React, TypeScript, dan Firestore mendukung antarmuka responsif dan penyimpanan riwayat. Namun, dokumen yang tersedia belum memuat benchmark waktu respons, pengujian keamanan, atau hasil usability terstandar. Tahap berikutnya perlu menguji antarmuka, mencatat waktu penyelesaian kuesioner, tingkat pengabaian, dan umpan balik kualitatif. Evaluasi multidimensi tersebut sesuai dengan kajian sistem rekomendasi pendidikan yang menyoroti keterbatasan evaluasi berbasis akurasi saja [7,9].

Secara metodologis, *prior* yang sama sebesar 0,20 menjaga netralitas awal, tetapi mengabaikan perbedaan prevalensi historis, kapasitas, atau pola peminat antarprogram. Prior dapat dikalibrasi setelah data penerimaan dan hasil studi tersedia. Matriks likelihood telah dibentuk melalui konsensus tiga pakar, tetapi penguatan berikutnya perlu mencakup panel yang lebih luas apabila tersedia, dokumentasi penilaian individual sebelum konsensus, pengukuran variasi antarpakar, serta uji sensitivitas terhadap perubahan parameter [18]-[20]. Penggunaan perkalian 30 probabilitas juga berpotensi menghasilkan nilai sangat kecil; implementasi berikutnya sebaiknya menggunakan log-probability untuk meningkatkan stabilitas numerik tanpa mengubah urutan posterior. Selain itu, asumsi independensi bersyarat perlu diperiksa karena indikator seperti pemrograman, logika, kecerdasan buatan, dan big data berpotensi berkorelasi. Evaluasi lanjutan perlu membandingkan model dengan algoritma alternatif setelah ground truth tersedia.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menghasilkan rancangan dan implementasi SPK pemilihan program studi berbasis Naive Bayes untuk lima program studi di Universitas Komputama Cilacap. Sistem mengolah 30 indikator minat dengan respons rendah, sedang, dan tinggi, menggunakan prior setara serta matriks likelihood hasil konsensus tiga pakar untuk menghasilkan probabilitas posterior, peringkat alternatif, dan laporan PDF. Sistem yang tersedia menunjukkan alur inti dari pengisian kuesioner hingga ekspor hasil telah terimplementasi. Pada enam data konsultasi pilot, Sistem Informasi menjadi rekomendasi terbanyak, rata-rata skor utama mencapai 75,07%, dan margin rata-rata terhadap alternatif kedua sebesar 55,83 poin persentase. Satu laporan terperinci memberikan rekomendasi Teknik Informatika sebesar 89,72%.

Kontribusi utama penelitian adalah kerangka cold-start probabilistik yang dapat dioperasikan sebelum tersedia dataset berlabel besar, dengan likelihood awal yang dibentuk melalui konsensus tiga pakar serta keluaran berupa distribusi posterior, margin antaralternatif, dan jejak konsultasi yang dapat diaudit. Kontribusi tersebut bukan bukti keunggulan prediktif Naive Bayes maupun validitas psikometrik kuesioner. Pengembangan berikutnya perlu melibatkan sampel lebih besar, validasi instrumen, perluasan panel pakar apabila memungkinkan, dokumentasi judgement individual sebelum konsensus, uji sensitivitas likelihood, perbandingan algoritma, pengujian usability, serta evaluasi longitudinal terhadap pilihan dan performa akademik mahasiswa. Sistem sebaiknya ditempatkan sebagai alat bantu konseling, bukan pengganti keputusan calon mahasiswa dan pertimbangan akademik manusia. Data konsultasi yang digunakan dalam analisis telah dianonimkan, sedangkan data mentah yang memuat informasi pribadi perlu tetap dibatasi oleh institusi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. de Vries, M. Meeter, B. R. J. Jansen, and M. Huizinga, "A mediated model of study choice profiles and person-environment fit with bachelor's program as predictors of academic success in higher education," *Learning and Individual Differences*, vol. 114, Art. no. 102512, 2024, doi: 10.1016/j.lindif.2024.102512.
- [2] A. O. Alsayed et al., "Selection of the right undergraduate major by students using supervised learning techniques," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 22, Art. no. 10639, 2021, doi: 10.3390/app112210639.

- [3] Y. Zayed, Y. Salman, and A. Hasasneh, "A recommendation system for selecting the appropriate undergraduate program at higher education institutions using graduate student data," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 24, Art. no. 12525, 2022, doi: 10.3390/app122412525.
- [4] C. Lahoud, S. Moussa, C. Obeid, H. El Khoury, and P.-A. Champin, "A comparative analysis of different recommender systems for university major and career domain guidance," *Education and Information Technologies*, vol. 28, pp. 8733-8759, 2023, doi: 10.1007/s10639-022-11541-3.
- [5] J. R. Rico-Juan, M. L. Pertegal-Felices, and A. Jimeno-Morenilla, "Using explainable AI to align pre-university profiles with bachelor's degree success," *Scientific Reports*, vol. 15, Art. no. 44373, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-28179-z.
- [6] S. Chockalingam, W. Pieters, A. M. H. Teixeira, and P. H. A. J. M. van Gelder, "Probability elicitation for Bayesian networks to distinguish between intentional attacks and accidental technical failures," *Journal of Information Security and Applications*, vol. 75, Art. no. 103497, 2023, doi: 10.1016/j.jisa.2023.103497.
- [7] F. L. da Silva, B. K. Slodkowski, K. K. A. da Silva, and S. C. Cazella, "A systematic literature review on educational recommender systems for teaching and learning: Research trends, limitations and opportunities," *Education and Information Technologies*, vol. 28, no. 3, pp. 3289-3328, 2023, doi: 10.1007/s10639-022-11341-9.
- [8] M. Elahi, A. D. Starke, N. El Ioini, A. A. Lambrix, and C. Trattner, "Developing and evaluating a university recommender system," *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 4, Art. no. 796268, 2022, doi: 10.3389/frai.2021.796268.
- [9] M. C. Urdaneta-Ponte, A. Mendez-Zorrilla, and I. Oleagordia-Ruiz, "Recommendation systems for education: Systematic review," *Electronics*, vol. 10, no. 14, Art. no. 1611, 2021, doi: 10.3390/electronics10141611.
- [10] S. Somyürek and N. Aksoy, "Navigating academia: Designing and evaluating a multidimensional recommendation system for university and major selection," *Psychology in the Schools*, vol. 61, no. 9, pp. 3748-3769, 2024, doi: 10.1002/pits.23255.
- [11] E. J. Delahoz-Domínguez and R. Hijón-Neira, "Recommender system for university degree selection: A socioeconomic and standardised test data approach," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 18, Art. no. 8311, 2024, doi: 10.3390/app14188311.
- [12] W. E. Nugroho, T. Prihandoyo, and O. Somantri, "Optimalisasi metode Naive Bayes untuk menentukan program studi bagi calon mahasiswa baru dengan pendekatan unsupervised discretization," *Infotekmesin*, vol. 13, no. 1, 2022, doi: 10.35970/infotekmesin.v13i1.1048.
- [13] R. Suwanda, S. F. Anshari, R. P. Fhonna, and T. Setiawan, "Penerapan metode Naive Bayes dalam sistem rekomendasi pemilihan program studi pendidikan tinggi berbasis website," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 14, no. 2, pp. 2361-2369, 2025, doi: 10.33395/jmp.v14i2.15858.
- [14] K. Mustofa, T. Tasa, and D. Kurniawan, "Appropriateness of student major selection using Naive Bayes and K-nearest neighbor algorithms at SMK Plus Al Musyarrafah," *Eduvest: Journal of Universal Studies*, vol. 4, no. 6, pp. 5436-5456, 2024, doi: 10.59188/eduvest.v4i6.1483.
- [15] K. Alshaikh, N. Bahurmuz, O. Torabah, S. Alzahrani, Z. Alshingiti, and M. Meccawy, "Using recommender systems for matching students with suitable specialization: An exploratory study at King Abdulaziz University," *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, vol. 16, no. 3, pp. 316-324, 2021, doi: 10.3991/ijet.v16i03.17829.
- [16] G. Lampropoulos, "Recommender systems in education: A literature review and bibliometric analysis," *Advances in Mobile Learning Educational Research*, vol. 3, no. 2, pp. 829-850, 2023, doi: 10.25082/AMLER.2023.02.011.
- [17] W. E. Nugroho, A. Sofyan, and O. Somantri, "Metode Naive Bayes dalam menentukan program studi bagi calon mahasiswa baru," *Infotekmesin*, vol. 12, no. 1, pp. 59-64, 2021, doi: 10.35970/infotekmesin.v12i1.491.
- [18] L. Bojke, M. Soares, K. Claxton, A. Colson, A. Fox, C. Jackson, D. Jankovic, A. Morton, L. Sharples, and A. Taylor, "Developing a reference protocol for structured expert elicitation in health-care decision-making: a mixed-methods study," *Health Technology Assessment*, vol. 25, no. 37, pp. 1-124, 2021, doi: 10.3310/hta25370.
- [19] C. J. Williams, K. J. Wilson, and N. Wilson, "A comparison of prior elicitation aggregation using the classical method and SHELF," *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, vol. 184, no. 3, pp. 920-940, 2021, doi: 10.1111/rssa.12691.
- [20] M. Soares et al., "Recommendations on the use of structured expert elicitation protocols for healthcare decision making: A good practices report of an ISPOR task force," *Value in Health*, vol. 27, no. 11, pp. 1469-1478, 2024, doi: 10.1016/j.jval.2024.07.027..

NOMENKLATUR

Simbol	Keterangan
C_i	kelas program studi ke-i
X	vektor jawaban calon mahasiswa
x_j	jawaban pada indikator ke-j
$P(C_i)$	probabilitas prior kelas C_i
$P(x_j C_i)$	probabilitas likelihood jawaban x_j pada kelas C_i
$P(C_i X)$	probabilitas posterior kelas C_i berdasarkan X