

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Pendidikan Pertanian

Pendidikan pertanian merupakan bidang pendidikan yang berfokus pada pengembangan pengetahuan, keterampilan, dan sikap dalam sektor pertanian, mencakup aspek budidaya tanaman, peternakan, agribisnis, teknologi pertanian, dan keberlanjutan lingkungan. Pendidikan ini memiliki peran strategis dalam mempersiapkan sumber daya manusia yang inovatif dan adaptif terhadap perubahan iklim, teknologi presisi, serta tantangan ketahanan pangan global.

Menurut Afifah et al. [8], pendidikan tinggi pertanian di Indonesia masih menghadapi tantangan dalam hal kesenjangan antara kurikulum dengan kebutuhan industri pertanian modern, rendahnya integrasi teknologi digital, serta kurangnya pendekatan pembelajaran yang berbasis data dan personalisasi. Kondisi ini diperparah oleh keterbatasan tenaga pengajar dan infrastruktur pendukung, terutama di perguruan tinggi non-unggulan.

Selanjutnya, menurut Fadilah et al. [9], integrasi teknologi dalam pendidikan pertanian, seperti sistem pembelajaran cerdas (*Intelligent Tutoring Systems*) dan sistem rekomendasi adaptif, dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas pembelajaran. Sistem ini mampu menyediakan materi atau soal yang disesuaikan dengan kemampuan dan kebutuhan masing-masing mahasiswa secara individual, sehingga memperkuat pemahaman konseptual dan mempercepat kompetensi teknis yang dibutuhkan dalam dunia kerja agrikultur modern.

Dengan demikian, pendidikan pertanian yang didukung oleh pendekatan pembelajaran adaptif berbasis teknologi tidak hanya menjawab tantangan global, tetapi juga menjadi solusi untuk menciptakan pembelajar yang mandiri, reflektif, dan siap menghadapi kompleksitas sistem pertanian masa depan.

2.2 Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi (*recommender system*) adalah suatu sistem cerdas yang dirancang untuk memberikan saran atau pilihan yang paling relevan kepada pengguna berdasarkan preferensi, kebutuhan, atau perilaku sebelumnya. Sistem ini berperan penting dalam membantu pengguna menyaring informasi dari jumlah data yang sangat besar, sehingga pengalaman pengguna menjadi lebih personal, efisien,

dan terarah. Dalam dunia digital, sistem rekomendasi telah digunakan secara luas, seperti dalam platform e-commerce, media sosial, layanan streaming, hingga pendidikan. Dalam konteks pendidikan, sistem rekomendasi dapat digunakan untuk merekomendasikan materi belajar, soal latihan, atau jalur pembelajaran berdasarkan minat dan kelemahan siswa.

Menurut Gama et al. [10], sistem rekomendasi memiliki tiga pendekatan utama, yaitu content-based filtering, collaborative filtering, dan hybrid approach. Content-based filtering merekomendasikan item berdasarkan kemiripan karakteristik konten dengan apa yang disukai pengguna sebelumnya. Sementara itu, collaborative filtering merekomendasikan item berdasarkan kesamaan preferensi antar pengguna. Hybrid approach menggabungkan kedua pendekatan tersebut untuk meningkatkan akurasi rekomendasi.

Sistem rekomendasi juga banyak dikembangkan menggunakan algoritma machine learning dan teknik seperti cosine similarity, decision tree, hingga deep learning. Dalam konteks sistem pembelajaran, penerapan sistem rekomendasi dapat digunakan untuk mendukung pembelajaran adaptif dan meningkatkan efisiensi proses belajar-mengajar. Misalnya, siswa yang memiliki skor rendah dalam suatu topik dapat secara otomatis direkomendasikan untuk mempelajari materi tambahan atau latihan soal yang relevan. Dengan demikian, sistem rekomendasi dapat mendukung personalisasi pembelajaran dan pengambilan keputusan berbasis data dalam sistem pendidikan modern.

2.3 Quiz

Quiz atau kuis adalah salah satu bentuk evaluasi pembelajaran berupa pertanyaan singkat yang digunakan untuk mengukur pemahaman siswa terhadap materi yang telah diajarkan. Kuis bersifat formatif, artinya digunakan untuk memberikan umpan balik kepada peserta didik dan guru tentang penguasaan materi sebelum dilakukan evaluasi sumatif.

Menurut Pratama dan Hidayati [11], kuis dapat meningkatkan motivasi belajar siswa karena mendorong partisipasi aktif dan memberikan gambaran langsung tentang sejauh mana mereka memahami materi pelajaran.

Kuis memiliki beberapa fungsi utama dalam kegiatan belajar-mengajar, antara lain:

- Sebagai alat evaluasi formatif: Membantu guru menilai sejauh mana siswa telah memahami materi.

- Meningkatkan retensi dan daya ingat: Proses mengingat jawaban kuis dapat memperkuat Pembentukan memori jangka panjang.
- Meningkatkan motivasi dan keterlibatan: Kuis interaktif, seperti melalui *platform digital* (Kahoot, Quizizz), membuat siswa lebih antusias mengikuti pelajaran.
- Menyediakan umpan balik langsung: Baik untuk siswa maupun guru dalam menyesuaikan metode pembelajaran berikutnya.

Dengan berkembangnya teknologi *digital*, kuis kini telah diintegrasikan ke dalam berbagai *platform e-learning* seperti Google Forms, Moodle, Quizizz, dan Kahoot. Hal ini mendukung pembelajaran jarak jauh maupun *blended learning*.

Kuis digital terbukti meningkatkan keterlibatan siswa, serta mempermudah guru dalam merekap dan menganalisis hasil secara otomatis. Pemanfaatan data hasil kuis juga dapat dijadikan dasar untuk pengembangan sistem rekomendasi materi (misalnya dalam *Intelligent Tutoring Systems*).

2.4 *Intelligent Tutoring Systems*

Intelligent Tutoring Systems (ITS) adalah sistem pembelajaran berbasis komputer yang dirancang untuk mensimulasikan interaksi pengajaran satu-satu (*one-on-one tutoring*) yang efektif antara seorang tutor manusia dan seorang siswa. Tujuan utama ITS adalah untuk menyediakan instruksi, panduan, umpan balik, dan dukungan pembelajaran yang dipersonalisasi dan adaptif sesuai dengan kebutuhan, pengetahuan, dan kemajuan belajar masing-masing individu siswa [12].

ITS memiliki empat komponen utama, yaitu: *domain model* (mewakili pengetahuan yang akan diajarkan), *student model* (mewakili profil dan kemajuan belajar siswa), *pedagogical model* (mengatur strategi pengajaran), dan *user interface* (antarmuka pengguna untuk interaksi) [13]. Keempat komponen ini bekerja secara terintegrasi untuk menyediakan pembelajaran yang bersifat adaptif dan kontekstual.

Menurut Pranata dan Andayani [14], ITS terbukti efektif dalam meningkatkan hasil belajar dan retensi pemahaman siswa, terutama ketika diintegrasikan dengan sistem evaluasi otomatis dan sistem rekomendasi soal. Dengan pemanfaatan algoritma seperti *Content-Based Filtering*, ITS dapat merekomendasikan soal latihan yang sesuai dengan kelemahan spesifik siswa berdasarkan histori interaksi mereka.

Penggunaan ITS sangat relevan dalam pendidikan modern, termasuk di bidang pertanian, karena mampu menjawab tantangan kurangnya personalisasi dalam pembelajaran konvensional. ITS juga memberikan fleksibilitas waktu dan tempat, memungkinkan mahasiswa untuk belajar sesuai ritme masing-masing secara lebih efektif.

2.5 Content-Based Filtering

Content-Based Filtering (CBF) salah satu teknik fundamental dalam sistem rekomendasi yang bertujuan untuk menyarankan item kepada pengguna dengan menganalisis deskripsi konten dari item tersebut dan profil preferensi pengguna. Prinsip dasarnya adalah merekomendasikan item yang serupa dengan item-item yang telah disukai atau berinteraksi positif dengan pengguna di masa lalu, atau dalam konteks lain, item yang relevan dengan kebutuhan spesifik pengguna yang teridentifikasi[15].

Menurut Gama et al. [10], Content-Based Filtering menggunakan teknik representasi vektor terhadap item, seperti menggunakan TF-IDF atau embedding, kemudian menghitung tingkat kemiripan antar item menggunakan ukuran kesamaan seperti cosine similarity atau euclidean distance. Hasil dari perhitungan ini akan menentukan seberapa relevan suatu item untuk direkomendasikan. Dalam konteks pendidikan, metode ini dapat digunakan untuk merekomendasikan soal latihan, materi pembelajaran, atau sumber belajar lainnya yang memiliki kemiripan topik dengan apa yang sebelumnya dikerjakan siswa. Misalnya, jika seorang siswa mengalami kesulitan dalam topik "pertanian berkelanjutan", maka sistem akan merekomendasikan soal atau materi lain yang juga membahas konsep serupa berdasarkan konten yang relevan.

Salah satu keunggulan dari pendekatan CBF adalah kemampuannya untuk menghasilkan rekomendasi yang konsisten dan dipersonalisasi secara mendalam, karena didasarkan pada preferensi historis pengguna. Namun, metode ini juga memiliki keterbatasan seperti over-specialization, yaitu sistem cenderung hanya merekomendasikan item yang sangat mirip, sehingga mengurangi keberagaman dalam rekomendasi.

2.5.1 Cosine Similarity

Cosine Similarity adalah sebuah metrik yang digunakan untuk mengukur kemiripan antara dua vektor non-nol dalam sebuah ruang berdimensi (*inner product space*). Metrik ini mengukur kosinus sudut antara dua vektor tersebut. Jika sudut antara dua vektor kecil (mendekati 0 derajat), maka kosinusnya akan mendekati 1, yang menandakan kemiripan yang tinggi. Sebaliknya, jika sudutnya besar (mendekati 90 derajat atau ortogonal), kosinusnya akan mendekati 0, menandakan ketidakmiripan. Jika sudutnya 180 derajat (berlawanan arah), kosinusnya akan menjadi -1 (dalam beberapa aplikasi, nilai negatif ini mungkin tidak relevan atau dinormalisasi ke 0 jika hanya kemiripan positif yang dicari) [16].

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} \quad (2.1)$$

- \mathbf{A} = Vektor kelemahan (weakness vector).
- \mathbf{B} = Vektor chapter (chapter vector)
- $\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}$ = Dot Product.
- $\|\mathbf{A}\|$ and $\|\mathbf{B}\|$ = Norm Euclidean.

A Aplikasi

Cosine similarity memiliki berbagai aplikasi praktis, terutama dalam bidang berikut:

- Text Mining: Mengukur kemiripan antar dokumen atau kalimat, seperti dalam sistem rekomendasi (misalnya, menyarankan artikel serupa) atau deteksi plagiarisme.
- NLP: Membandingkan embedding kata atau kalimat, seperti dalam model seperti BERT atau Word2Vec, untuk menemukan hubungan semantik.
- Sistem Rekomendasi: Menemukan item serupa berdasarkan profil pengguna, seperti film di Netflix atau produk di e-commerce.
- Clustering: Mengelompokkan data berdasarkan kemiripan, seperti mengelompokkan berita berdasarkan tema.

- Pengenalan Gambar: Membandingkan deskriptor gambar untuk menemukan gambar serupa.

B Keunggulan dan Kelemahan

- Keunggulan:
 - Tidak sensitif terhadap panjang vektor, sehingga cocok untuk membandingkan dokumen dengan ukuran berbeda.
 - Efisien untuk data berdimensi tinggi, seperti representasi teks, karena hanya mempertimbangkan arah, bukan magnitudo.
 - Mudah diimplementasikan dengan operasi dasar seperti perkalian, penjumlahan, dan akar kuadrat, membuatnya skalabel untuk dataset besar.
- Kelemahan:
 - Tidak mempertimbangkan magnitudo vektor, sehingga informasi tentang intensitas (misalnya, frekuensi kata) bisa hilang.
 - Kurang efektif jika konteks semantik diperlukan, kecuali digunakan dengan representasi vektor canggih seperti *embedding*.
 - Sensitif terhadap data *sparse* (banyak nol), yang sering terjadi dalam representasi teks.
 - Simetris, sehingga tidak dapat membedakan urutan perbandingan (A dibandingkan B sama dengan B dibandingkan A).

C Contoh Kasus

Seorang dosen ingin mengevaluasi pemahaman mahasiswa pada tiga topik: Aljabar, Kalkulus, dan Statistika berdasarkan hasil kuis. Kuis terdiri dari 9 soal, dengan setiap topik memiliki 3 soal. Dosen ingin membandingkan hasil kuis mahasiswa dengan "profil ideal" (jawaban sempurna) untuk mengidentifikasi topik yang lemah.

- Jumlah soal per topik: 3 soal untuk Aljabar, 3 soal untuk Kalkulus, 3 soal untuk Statistika.
- Skor per soal: 1 (benar) atau 0 (salah).

- Profil ideal: Mahasiswa yang menjawab semua soal dengan benar di setiap topik.
- Vektor profil ideal: [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1] (3 soal Aljabar, 3 soal Kalkulus, 3 soal Statistika).
- Hasil mahasiswa (misalnya, Mahasiswa A):
 - Aljabar: 2 benar, 1 salah → [1, 1, 0]
 - Kalkulus: 1 benar, 2 salah → [1, 0, 0]
 - Statistika: 3 benar → [1, 1, 1]
 - Vektor Mahasiswa A: [1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1]

D Langkah Perhitungan Cosine Similarity

Cosine similarity mengukur kesamaan antara dua vektor berdasarkan sudut di antara mereka.

- $A \cdot B$ = Dot Product dari vektor A (mahasiswa) dan B (profil ideal).
- $\|A\|$ = Norm (panjang) vektor A.
- $\|B\|$ = Norm vektor B.

Langkah 1: Hitung Dot Product

- Vektor Mahasiswa A: [1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1]
- Vektor Profil Ideal: [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]
- Dot product : $(1 \cdot 1) + (1 \cdot 1) + (0 \cdot 1) + (1 \cdot 1) + (0 \cdot 1) + (0 \cdot 1) + (1 \cdot 1) + (1 \cdot 1) + (1 \cdot 1) = 1 + 1 + 0 + 1 + 0 + 0 + 1 + 1 + 1 = 6$

Langkah 2: Hitung Norm Vektor

- Norm vektor Mahasiswa A ($\|A\|$): $\sqrt{1^2 + 1^2 + 0^2 + 1^2 + 0^2 + 0^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2} = \sqrt{1 + 1 + 0 + 1 + 0 + 0 + 1 + 1 + 1} = \sqrt{6} \approx 2.449$
- Norm vektor Profil Ideal ($\|B\|$): $\sqrt{1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2} = \sqrt{9} = 3$

Langkah 3: Hitung Cosine Similarity

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{6}{2.449 \cdot 3} = \frac{6}{7.347} \approx 0.817 \quad (2.2)$$

Nilai cosine similarity Mahasiswa A adalah 0.817, yang menunjukkan tingkat kesamaan yang cukup tinggi dengan profil ideal, tetapi tidak sempurna.

E Analisis Kelemahan Topik

Untuk mendeteksi kelemahan per topik, kita dapat membagi vektor menjadi tiga segmen (Aljabar, Kalkulus, Statistika) dan menghitung cosine similarity untuk masing-masing topik.

- Aljabar (soal 1-3)
 - Vektor Mahasiswa A: [1, 1, 0]
 - Vektor Ideal: [1, 1, 1]
 - Dot product: $1 \cdot 1 + 1 \cdot 1 + 0 \cdot 1 = 2$
 - Norm Mahasiswa A: $\sqrt{1^2 + 1^2 + 0^2} = \sqrt{2} \approx 1.414$
 - Norm Ideal: $\sqrt{1^2 + 1^2 + 1^2} = \sqrt{3} \approx 1.732$
 - Cosine Similarity: $\frac{2}{1.414 \cdot 1.732} \approx \frac{2}{2.449} \approx 0.816$
- Kalkulus (soal 4-6)
 - Vektor Mahasiswa A: [1, 0, 0]
 - Vektor Ideal: [1, 1, 1]
 - Dot product: $1 \cdot 1 + 0 \cdot 1 + 0 \cdot 1 = 1$
 - Norm Mahasiswa A: $\sqrt{1^2 + 0^2 + 0^2} = \sqrt{1} = 1$
 - Norm Ideal: $\sqrt{3} \approx 1.732$
 - Cosine Similarity: $\frac{1}{1 \cdot 1.732} \approx 0.577$
- Statistika (soal 7-9)
 - Vektor Mahasiswa A: [1, 1, 1]
 - Vektor Ideal: [1, 1, 1]
 - Dot product: $1 \cdot 1 + 1 \cdot 1 + 1 \cdot 1 = 3$

- Norm Mahasiswa A: $\sqrt{1^2 + 1^2 + 1^2} = \sqrt{3} \approx 1.732$
- Norm Ideal: $\sqrt{3} \approx 1.732$
- Cosine Similarity: $\frac{3}{1.732 \cdot 1.732} = \frac{3}{3} = 1.0$

F Interpretasi

- Aljabar: Cosine similarity = 0.816 (cukup baik, tapi ada 1 soal salah, menunjukkan pemahaman yang belum sempurna).
- Kalkulus: Cosine similarity = 0.577 (rendah, menunjukkan kelemahan signifikan karena hanya 1 soal benar dari 3 soal).
- Statistika: Cosine similarity = 1.0 (sempurna, semua soal benar).

Kesimpulan: Mahasiswa A memiliki kelemahan utama pada topik Kalkulus, di mana cosine similarity paling rendah (0.577). Dosen dapat menyarankan mahasiswa untuk fokus memperdalam materi Kalkulus, misalnya dengan latihan tambahan atau konsultasi.

2.5.2 Konteks Penggunaan dan Tantangan Content-Based Filtering

Meskipun algoritma *Content-Based Filtering* (CBF) memiliki keunggulan dalam memberikan rekomendasi yang bersifat personal dan relevan, efektivitas pendekatan ini sangat bergantung pada skala dan kompleksitas data yang digunakan. Ketika dataset terlalu kecil atau fitur kontennya terlalu sederhana, sistem CBF cenderung menghasilkan rekomendasi yang monoton dan kurang bervariasi. Hal ini dapat menyebabkan kesan bahwa sistem terlalu sederhana atau kurang "cerdas", terutama dalam konteks sistem pembelajaran berbasis quiz.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengembangkan dataset berskala besar yang terdiri dari 520 soal yang diambil dari 26 bab, serta memperkaya fitur soal dengan atribut tambahan seperti *chapter title*, *topic*, dan *keywords*. Dengan struktur data yang lebih luas dan deskriptif, sistem dapat menghasilkan vektor representasi soal yang lebih akurat, sehingga perhitungan *cosine similarity* menjadi lebih bermakna. Strategi ini memungkinkan sistem memberikan rekomendasi soal yang lebih adaptif, variatif, dan sesuai dengan kelemahan spesifik setiap mahasiswa.

Langkah ini juga merupakan bentuk antisipasi terhadap kelemahan umum CBF pada skala data kecil, dan menunjukkan bahwa performa sistem dapat ditingkatkan secara signifikan dengan pendekatan desain dataset yang tepat sejak awal.

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah alat evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi, termasuk dalam konteks sistem rekomendasi seperti rekomendasi soal. Dalam sistem rekomendasi soal, *confusion matrix* membantu mengevaluasi seberapa baik sistem merekomendasikan soal yang relevan (positif) atau tidak relevan (negatif) dibandingkan dengan preferensi aktual pengguna. *Confusion Matrix* terdiri dari empat elemen utama [17]:

- True Positive (TP): Bab lemah yang berhasil direkomendasikan oleh sistem.
- False Positive (FP): Bab tidak lemah yang ikut direkomendasikan secara keliru.
- False Negative (FN): Bab lemah yang tidak berhasil direkomendasikan.
- True Negative (TN): Bab tidak lemah yang memang tidak direkomendasikan.

Tujuan utama dari penggunaan confusion matrix adalah untuk menyediakan gambaran menyeluruh mengenai bagaimana performa sistem dalam mengklasifikasikan atau merekomendasikan item, baik secara benar maupun salah. Evaluasi tidak hanya berfokus pada akurasi secara keseluruhan, tetapi juga pada jenis kesalahan yang terjadi (misalnya, memberikan soal yang tidak relevan atau melewatkan soal yang relevan) [18]. Ini sangat penting dalam sistem rekomendasi pendidikan, karena rekomendasi yang tidak sesuai bisa mengganggu efektivitas pembelajaran.

Tabel 2.1. Tabel Confusion Matrix:

	Aktual Relevan	Aktual Tidak Relevan
Prediksi Relevan	TP	FP
Prediksi Tidak Relevan	FN	TN

2.6.1 Accuracy

Rumus *Accuracy* mempertimbangkan jumlah *True Positive* dan *True Negative* pada pembilang. *True Positive* dan *True Negative* adalah elemen yang diklasifikasikan oleh sistem dengan benar dan menjadi diagonal utama, Selain dari diagonal utama klasifikasi yang salah merupakan penyebut. *Accuracy* adalah probabilitas bahwa prediksi sistem benar.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.3)$$

2.6.2 Precision

Precision adalah elemen *True Positive* dibagi dengan jumlah unit yang diprediksi secara positif, baik *true Positive* dan *false Positive*. *Precision* digunakan untuk memberi tahu kita sistem berhasil memprediksi hasil sebagai positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.4)$$

2.6.3 Recall

Recall adalah elemen *True Positive* dibagi dengan jumlah unit yang di prediksi secara positif. Khususnya *False Negative* yang di beri label oleh sistem negatif yang sebenarnya positif. *Recall* dibutuhkan untuk menemukan semua unit positif dalam kumpulan data

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.5)$$

2.6.4 F1-Score

F1-Score menilai kinerja sistem rekomendasi dengan menggabungkan ukuran *Precision* dan *Recall*. Dengan nilai tertinggi yaitu 1 dan nilai terburuk yaitu 0. *F1-Score* rata-rata dari *Precision* dan *Recall*. *F1-Score* berguna untuk menemukan *trade-off* terbaik antara dua kuantitas.

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (2.6)$$