

**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN RESEP MASAKAN
BERDASARKAN BAHAN YANG TERSEDIA MENGGUNAKAN
METODE *K-NEAREST NEIGHBOR***

SKRIPSI

Oleh :

BAIQ AQUILLAH YASENDA ANEL AZHARI
NIM. 200605110187



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN RESEP MASAKAN
BERDASARKAN BAHAN YANG TERSEDIA MENGGUNAKAN
METODE *K-NEAREST NEIGHBOR***

SKRIPSI

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh :
BAIQ AQUILLAH YASENDA ANEL AZHARI
NIM. 200605110187

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

HALAMAN PERSETUJUAN

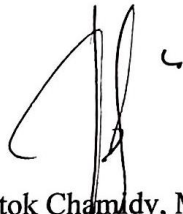
**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN RESEP MASAKAN
BERDASARKAN BAHAN YANG TERSEDIA MENGGUNAKAN
METODE *K-NEAREST NEIGHBOR***

SKRIPSI

Oleh :
BAIQ AQUILLAH YASENDA ANEL AZHARI
NIM. 200605110187

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 18 November 2025

Pembimbing I,



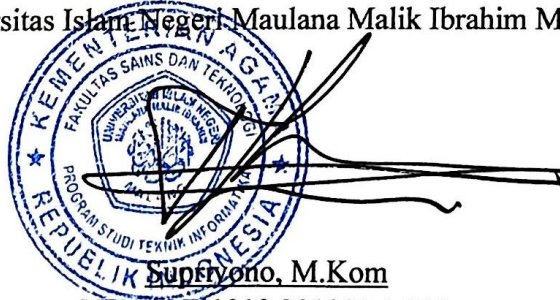
Dr. Totok Chamidy, M.Kom
NIP. 19691222 200604 1 001

Pembimbing II,



Dr. M. Imamudin, Lc, MA
NIP. 19740602 200901 1 010

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Supriyono, M.Kom
NIP. 19841010 201903 1 012

HALAMAN PENGESAHAN

SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN RESEP MASAKAN BERDASARKAN BAHAN YANG TERSEDIA MENGGUNAKAN METODE *K-NEAREST NEIGHBOR*

SKRIPSI

Oleh :

BAIQ AQUILLAH YASENDA ANEL AZHARI
NIM. 200605110187

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 18 Desember 2025

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Dr. M. Ainul Yaqin, M. Kom
NIP. 19761013 200604 1 004

Anggota Penguji I : Syahiduz Zaman, M. Kom
NIP. 19700502 200501 1 005

Anggota Penguji II : Dr. Totok Chamidy, M. Kom
NIP. 19691222 200604 1 001

Anggota Penguji III : Dr. M. Imamudin Lc, MA
NIP. 19740602 200901 1 010

()
()
()
()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Supriyanto, M.Kom
NIP. 19841010 201903 1 012

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Baiq Aquillah Yasenda Anel Azhari
NIM : 200605110187
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Resep
Masakan Berdasarkan Bahan yang Tersedia
Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 19 November 2025

Yang membuat pernyataan,



Baiq Aquillah Yasenda Anel Azhari
NIM.200605110187

MOTTO

... Tidak akan selesai jika tidak dikerjakan ...

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji Syukur atas kehadiran Allah *Subhanahu wa ta'ala*, karena berkat Rahmat dan petunjuk-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam kepada Rasulullah Shallallahu 'alaihi wa sallam, yang telah membawa kita dari zaman jahiliyah menuju addinul Islam.

Penulis mempersembahkan karya ini kepada orang tua sebagai bentuk tanggung jawab penulis kepada orang tua yang telah berjuang keras dalam membantu penulis dalam menggapai masa depannya.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada kehadirat *Allah Subhanahu wa ta'ala* yang telah melimpahkan nikmat serta karunia-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan penulisan Skripsi yang berjudul “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Resep Masakan Berdasarkan Bahan yang Tersedia Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*” dengan baik.

Dalam penulisan skripsi ini, penulis menyadari banyak pihak yang terlibat baik dalam proses membimbing penulisan dan juga memberikan semangat dan dukungan moril atau materiil. Untuk itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si., CAHRM., CRMP., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. H. Agus Mulyono, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Supriyono, M. Kom., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Totok Chamidy, M. Kom., selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan dalam penulisan skripsi ini.
5. Dr. M. Imamudin Lc, MA., selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan dalam penulisan skripsi ini.
6. Dr. M. Ainul Yaqin, M. Kom., selaku Ketua Penguji yang telah memberikan banyak saran dalam menyelesaikan skripsi ini.

7. Syahiduz Zaman, M. Kom., selaku Dosen Penguji II yang telah menguji serta memberikan masukan dalam penulisan skripsi ini.
8. Nia Faricha, S.Si., selaku Admin Program Studi Teknik Informatika yang dengan sabar membantu, memberikan arahan, dan informasi terkait perkuliahan.
9. Segenap civitas akademik Program Studi Teknik Informatika, dan seluruh dosen yang telah memberikan ilmu serta arahan semasa kuliah.
10. Orang tua penulis, Eyang, Bunda, Ayah, serta untuk adik-adik penulis yaitu Baiq Ayumitha, Baiq Airin dan Siti Nabila yang selalu memberikan dukungan, bantuan, serta doa yang tiada henti kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
11. Fakhar Muhammad Hidayat, selaku rekan yang selalu kebersamai selama masa pengerjaan skripsi. Terima kasih telah menemani, mendukung, memberikan bantuan, dan menghibur di masa-masa hilang harapan.
12. Teman-teman penulis, Bayu, Lala, Ayum, Tasa dan yang tidak bisa disebutkan satu-persatu. Terima kasih telah memberikan support, motivasi dan bantuannya kepada penulis.
13. Saudara Teknik Informatika terkhusus Angkatan 2020 “Integer”, yang sama-sama mengejar gelar S.Kom dan memberikan support serta pengalaman di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
14. Kucing peliharaan penulis, Brownies dan gajah-gajah online yang lucu dan menggemaskan, Domang, Nisa, Tari yang senantiasa menghibur dikala penulis banyak pikiran.

15. Diri sendiri, terima kasih sudah bertahan dan tidak menyerah.

Skripsi yang penulis tulis ini masih jauh dari kata sempurna dan mungkin terdapat kesalahan didalamnya. Oleh karena itu, penulis sangat mengapresiasi adanya kritik dan saran yang membangun untuk mengembangkan skripsi ini menjadi lebih baik dan lebih bermanfaat untuk diri penulis sendiri dan pembaca pada umumnya.

Malang, 18 Desember 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	iv
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
المخلص	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Batasan Masalah	7
1.4 Tujuan Penelitian	7
1.5 Manfaat Penelitian	8
BAB II STUDI PUSTAKA	9
2.1 Penelitian Terkait	9
2.2 Sistem Pendukung Keputusan.....	14
2.3 <i>K-Nearest Neighbor</i>	17
2.4 TF-IDF	20
2.5 <i>Precision</i>	22
2.6 Resep Masakan	23
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	25
3.1 Deskripsi dan Karakteristik Data	25
3.2 Tahapan Penelitian.....	25
3.2.1 Preprocessing	27
3.2.2 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)	30
3.2.3 Normalisasi Fitur Numerik	31
3.2.4 Kombinasi Fitur Gabungan	33
3.2.5 <i>K-Nearest Neighbor</i>	35
3.3 Desain Sistem.....	37
3.4 Desain Eksperimen.....	38
3.4.1 Black Box Testing.....	38
3.4.2 Kombinasi Parameter Terbaik.....	41
3.4.3 Uji Karakteristik Dataset.....	43
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	44
4.1 Hasil Penelitian	44
4.1.1 Kombinasi Parameter Terbaik.....	44
4.1.2 Uji Karakteristik Dataset.....	51

4.1.3	Black Box Testing.....	59
4.2	Implementasi Sistem.....	61
4.2.1	Halaman Utama.....	61
4.2.2	Halaman Hasil Rekomendasi	61
4.2.3	Halaman Detail Resep.....	62
4.3	Evaluasi Sistem.....	63
4.4	Pembahasan.....	78
4.5	Integrasi dalam Islam.....	87
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		93
5.1	Kesimpulan	93
5.2	Saran	94
DAFTAR PUSTAKA		

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	26
Gambar 3.2 Preprocessing	27
Gambar 3.3 Kode sumber TF-IDF	30
Gambar 3.4 Kombinasi fitur	34
Gambar 3.5 Desain Sistem	37
Gambar 4.1 Grafik Analisis Peforma $K = 3$	46
Gambar 4.2 Grafik Analisis Peforma $K = 5$	47
Gambar 4.3 Grafik Analisis Peforma $K = 7$	48
Gambar 4.4 Grafik Analisis Peforma $K = 10$	49
Gambar 4.5 Grafik Perbandingan F1-Score	51
Gambar 4.6 Halaman utama sistem	61
Gambar 4.7 Halaman hasil rekomendasi resep	62
Gambar 4.8 Halaman detail resep	63

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	12
Tabel 3.1 Kode sumber <i>Cleaning</i>	27
Tabel 3.2 Proses <i>Cleaning</i>	28
Tabel 3.3 Kode sumber <i>Case Folding</i>	28
Tabel 3.4 Proses <i>Case Folding</i>	28
Tabel 3.5 Kode sumber Tokenisasi	29
Tabel 3.6 Proses Tokenisasi	29
Tabel 3.7 Hasil TF-IDF	31
Tabel 3.8 Hasil normalisasi fitur	32
Tabel 3.9 Black Box Testing.....	39
Tabel 3.10 Variasi jumlah tetangga	42
Tabel 3.11 Variasi jarak	42
Tabel 3.12 Kombinasi parameter KNN	42
Tabel 3.13 Karakteristik dataset.....	43
Tabel 4.1 Tuning parameter	45
Tabel 4.2 Pengujian kueri K = 3	46
Tabel 4.3 Pengujian kueri K = 5	47
Tabel 4.4 Pengujian kueri K = 7	48
Tabel 4.5 Pengujian kueri K = 10	49
Tabel 4.6 Rata-rata performa kombinasi parameter.....	50
Tabel 4.7 Input form berbahan ayam	52
Tabel 4.8 Hasil rekomendasi 10 resep teratas	53
Tabel 4.9 Input form berbahan sapi	54
Tabel 4.10 Hasil rekomendasi 10 resep teratas	54
Tabel 4.11 Input form kombinasi beberapa bahan.....	55
Tabel 4.12 Hasil rekomendasi 10 resep teratas	55
Tabel 4.13 Input form kombinasi beberapa bahan.....	56
Tabel 4.14 Hasil rekomendasi 10 resep teratas	56
Tabel 4.15 Input form berdasarkan kombinasi gizi	57
Tabel 4.16 Hasil rekomendasi 10 resep teratas	57
Tabel 4.17 Input form berdasarkan kombinasi gizi	58
Tabel 4.18 Hasil rekomendasi 10 resep teratas	58
Tabel 4.19 Hasil pengujian Black Box Testing	60
Tabel 4.20 Hasil uji akurasi kueri beef	65
Tabel 4.21 Hasil uji akurasi kueri egg	65
Tabel 4.22 Hasil uji akurasi kueri duck	66
Tabel 4.23 Hasil uji akurasi kombinasi beberapa kueri	67
Tabel 4.24 Hasil uji akurasi kueri tofu, pepper, garlic.....	68

Tabel 4.25 Hasil uji akurasi kombinasi beberapa kueri	68
Tabel 4.26 Hasil uji akurasi kueri chicken (tinggi protein, rendah kalori)	69
Tabel 4.27 Hasil uji akurasi kueri noodle (tinggi kalori, rendah protein).....	70
Tabel 4.28 Hasil uji akurasi kueri potato (tinggi protein, rendah kalori).....	70
Tabel 4.29 Hasil uji akurasi kueri salmon (tinggi kalori, rendah protein)	71
Tabel 4.30 Hasil evaluasi seluruh kueri	72
Tabel 4.31 Evaluasi kueri egg.....	74
Tabel 4.32 Evaluasi kueri beef.....	75
Tabel 4.33 Evaluasi kueri chicken	76

ABSTRAK

Azhari, Baiq Aquillah Yasenda Anel. 2025. **Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Resep Masakan Berdasarkan Bahan yang Tersedia Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor***. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Totok Chamidy, M. Kom (II) Dr. M. Imamudin, Lc, MA.

Kata kunci: Sistem Pendukung Keputusan, Rekomendasi Resep Masakan, K-Nearest Neighbor, Euclidean Distance

Pemilihan resep masakan yang sesuai dengan bahan yang tersedia sering menjadi permasalahan bagi pengguna, terutama ketika jumlah resep yang tersedia sangat banyak. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem pendukung keputusan yang mampu memberikan rekomendasi resep secara tepat dan relevan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendukung keputusan penentuan resep masakan berdasarkan bahan yang tersedia menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Dataset yang digunakan berisi data resep masakan beserta daftar bahan yang kemudian direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur. Proses penelitian meliputi tahap pra-pemrosesan data, perhitungan jarak antar resep menggunakan metrik Euclidean Distance, serta pengujian beberapa nilai K, yaitu K = 3, 5, 7, dan 10. Evaluasi kinerja sistem dilakukan menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score untuk menilai ketepatan dan kelengkapan hasil rekomendasi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa peningkatan nilai K cenderung meningkatkan nilai recall, meskipun diikuti dengan sedikit penurunan precision. Berdasarkan rata-rata F1-score, kombinasi parameter terbaik diperoleh pada nilai K = 10 dengan metrik Euclidean Distance yang menghasilkan nilai F1-score tertinggi dibandingkan kombinasi lainnya. Selain itu, evaluasi menggunakan 100 sampel data dimana terdapat pengujian pada 10 kueri dan 10 hasil rekomendasi menunjukkan akurasi sebesar 85% dan evaluasi tambahan berupa data uji acak sebanyak 200 resep menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai nilai rata-rata precision sebesar 87,8%.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode KNN dengan parameter K = 10 dan metrik Euclidean Distance mampu memberikan rekomendasi resep masakan yang relevan dan akurat berdasarkan bahan yang tersedia, sehingga layak digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam pemilihan resep masakan.

ABSTRACT

Azhari, Baiq Aquillah Yasenda Anel. 2025. **Decision Support System for Determining Cooking Recipes Based on Available Ingredients Using the *K*-Nearest Neighbor Method**. Undergraduate Thesis. Informatics Engineering Study Program, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Dr. Totok Chamidy, M. Kom (II) Dr. M. Imamudin, Lc, MA.

Selecting recipes that match available ingredients often poses a challenge for users, particularly when dealing with a vast collection of recipes. Consequently, a Decision Support System (DSS) capable of providing accurate and relevant recipe recommendations is required. This study aims to develop a Decision Support System for recipe determination based on available ingredients using the K-Nearest Neighbor (KNN) method.

The dataset utilized contains recipe data along with ingredient lists, which are subsequently represented as feature vectors. The research process encompasses data preprocessing, distance calculation between recipes using the Euclidean Distance metric, and testing various K values, specifically K = 3, 5, 7, and 10. System performance evaluation was conducted using precision, recall, and F1-score metrics to assess the accuracy and completeness of the recommendations.

The test results indicate that increasing the K value tends to improve recall, albeit accompanied by a slight decrease in precision. Based on the average F1-score, the optimal parameter combination was identified at K = 10 using the Euclidean Distance metric, yielding the highest F1-score compared to other combinations. Furthermore, an evaluation using 100 data samples—consisting of tests on 10 queries with 10 recommendation results each—demonstrated an accuracy of 85%. Additionally, a supplementary evaluation using 200 random test recipes showed that the system achieved an average precision of 87.8%.

Based on these results, it can be concluded that the KNN method with K = 10 and the Euclidean Distance metric is capable of providing relevant and accurate recipe recommendations based on available ingredients, making it suitable for implementation as a Decision Support System for recipe selection.

Key words: DSS, K-Nearest Neighbor, Recommend Recipes, Euclidean Distance

المخلص

ازهاري، بائق عقيلة ياسندا انيل. 2025 نظام دعم القرار لتحديد صفات الطهي بناءً على المكونات المتاحة باستخدام خوارزمية الجار الأقرب. رسالة جامعية. قسم هندسة المعلومات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية بمالانج. المشرف: (الأول) الدكتور توتوك شاميدي، الماجستير؛ (الثاني) الدكتور الحاج محمد إمام الدين، الليسانس، الماجستير.

الكلمات الرئيسية : نظام دعم القرار، توصية وصفات الطهي، الجار الأقرب

غالبًا ما يشكل اختيار صفات الطهي المناسبة للمكونات المتاحة تحديًا للمستخدمين، خاصة عندما تكون كمية الوصفات المتوفرة كبيرة جدًا. لذلك، هناك حاجة إلى نظام دعم قرار قادر على تقديم توصيات وصفات دقيقة وذات صلة. يهدف هذا البحث إلى تطوير نظام دعم قرار لتحديد وصفات الطهي بناءً على المكونات المتاحة باستخدام طريقة الجار الأقرب (K-Nearest Neighbor - KNN).

تحتوي مجموعة البيانات المستخدمة على بيانات وصفات الطهي وقوائم المكونات التي تم تمثيلها لاحقًا في شكل متجهات خصائص (feature vectors). تشمل عملية البحث مرحلة المعالجة المسبقة للبيانات، وحساب المسافة بين الوصفات باستخدام مقياس المسافة الإقليدية (Euclidean Distance)، بالإضافة إلى اختبار عدة قيم لـ K ، وهي $K = 3, 5, 7, 10$. تم تقييم أداء النظام باستخدام مقاييس الدقة (precision)، والاسترجاع (recall)، ودرجة (F1-score) F1 لتقييم دقة وشمولية نتائج التوصية.

أظهرت نتائج الاختبار أن زيادة قيمة K تميل إلى زيادة قيمة الاسترجاع، على الرغم من أن ذلك يتبعه انخفاض طفيف في الدقة. استنادًا إلى متوسط درجة F1، تم الحصول على أفضل مزيج من المعلومات عند القيمة $K = 10$ مع مقياس المسافة الإقليدية، مما أنتج أعلى قيمة لدرجة F1 مقارنة بالمجموعات الأخرى. بالإضافة إلى ذلك، أظهر التقييم باستخدام 100 عينة بيانات، حيث تم اختبار 10 استعلامات و 10 نتائج توصية، دقة بلغت 85%، كما أظهر تقييم إضافي باستخدام بيانات اختبار عشوائية تتكون من 200 وصفة أن النظام قادر على تحقيق متوسط دقة (precision) يبلغ 87.8%.

بناءً على هذه النتائج، يمكن استنتاج أن طريقة KNN مع المعلمة $K = 10$ ومقياس المسافة الإقليدية قادرة على تقديم توصيات وصفات طهي ذات صلة ودقيقة بناءً على المكونات المتاحة، مما يجعلها صالحة للاستخدام كنظام لدعم القرار في اختيار وصفات الطهي.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemajuan teknologi informasi yang sangat pesat di era digital saat ini telah membawa dampak transformasional dalam hampir seluruh aspek kehidupan manusia (Pujanthen & Manurung, 2025), termasuk dalam dunia kuliner. Saat ini, internet telah menjadi sumber utama bagi masyarakat dalam mencari inspirasi memasak. Sebagian besar ibu rumah tangga mendapatkan ide resep dari website resep. Resep dari website tersebut memiliki kelebihan mudah untuk diakses dan memiliki resep yang cukup lengkap, mulai dari yang sederhana hingga yang kompleks (Priskila et al., 2024). Hal ini menunjukkan betapa besar peran teknologi dalam memudahkan akses terhadap informasi kuliner yang sebelumnya sulit diperoleh.

Sering kali seorang pengolah makanan seperti ibu rumah tangga yang mencari resep memiliki kesulitan untuk menentukan menu apa yang akan dimasak dengan bahan masakan yang tersedia di dapur (Nugroho et al., 2021). Kondisi ini semakin diperburuk oleh keterbatasan situs resep daring yang belum menyediakan fitur pencarian berbasis bahan dan anggaran, sehingga sering menimbulkan pemborosan dalam belanja rumah tangga (Ramli et al., 2023). Kondisi ini menciptakan kebutuhan akan sebuah sistem yang dapat memberikan hasil keputusan resep berdasarkan bahan-bahan yang ada di rumah.

Sekarang ini sering seorang pengolah makanan seperti ibu rumah tangga lebih memilih untuk membeli olahan makanan sudah jadi yang bahan masakan dan

kebersihan saat mengolah masakan belum tentu terjamin. Hal ini dikarenakan faktor kurangnya pengetahuan untuk mengolah sebuah bahan dasar masakan menjadi sebuah hidangan yang cocok (Wahyuni et al., 2018). Terkadang, ketika seseorang memiliki bahan-bahan tertentu di rumah, mereka cenderung ingin memanfaatkannya secara optimal untuk menghindari pemborosan. Namun, banyaknya variasi resep yang tersedia secara *online* dapat membuat proses pencarian resep yang sesuai menjadi cukup kompleks dan memakan waktu. Tanpa bantuan yang tepat, pengguna mungkin akan merasa kewalahan dan akhirnya memilih resep yang kurang optimal atau bahkan memutuskan untuk tidak memasak sama sekali. Ini menunjukkan bahwa meskipun teknologi telah mempermudah akses terhadap informasi, masih ada ruang untuk pengembangan lebih lanjut agar lebih responsif terhadap kebutuhan spesifik pengguna.

Pemborosan bahan makanan juga menjadi masalah serius yang sering diabaikan. Laporan UNEP (2021) mengemukakan pada tahun 2021 secara global rata-rata pemborosan pangan per kapita pada sebesar 121 kg/tahun atau secara global sebanyak 931 juta ton, dengan rincian yang dihasilkan dari rumah tangga, jasa pangan, dan pengecer masing-masing sebesar 74 kg, 32 kg, dan 15 kg per kapita/tahun (Ariani et al., 2022). Sedangkan Food and Agriculture Organization (FAO) menyatakan bahwa 1/3 dari pangan dunia atau sekitar 1,3 miliar ton dengan nilai sekitar 990 miliar USD terbuang/hilang secara sia-sia (Asri & Handoyo, 2024). Kondisi ini tidak hanya merugikan secara ekonomi, tetapi juga berdampak negatif terhadap lingkungan, mengingat sampah makanan menjadi salah satu kontribusi terbesar dalam limbah rumah tangga. Dengan sistem yang dapat membantu

pengguna memanfaatkan bahan-bahan yang sudah tersedia, masalah pemborosan makanan ini dapat diminimalkan.

Di sisi lain, preferensi kuliner setiap individu sangat beragam, dan banyak faktor yang memengaruhi pilihan resep yang akan diikuti, seperti selera pribadi, ketersediaan bahan, dan waktu yang tersedia untuk memasak. Oleh karena itu, sebuah sistem yang dapat memberikan dukungan keputusan resep secara personal sesuai dengan kondisi dan preferensi masing-masing pengguna akan sangat bermanfaat. Sistem semacam ini dapat menjadi asisten virtual yang membantu pengguna dalam membuat keputusan memasak yang lebih baik, cepat, dan efisien.

Allah SWT. berfirman dalam QS. al-A'raf: 31

يَا أَيُّهَا آدَمُ خُذْ مَا زِينَتُكَ مِنْ عِنْدِ كُلِّ مَسْجِدٍ وَكُلْ وَاشْرَبُوا وَلَا تُسْرِفُوا إِنَّهُ لَا يُحِبُّ الْمُسْرِفِينَ ؕ

“Wahai anak cucu Adam! Pakailah pakaianmu yang bagus pada setiap (memasuki) masjid, makan dan minumlah, tetapi jangan berlebihan. Sungguh, Allah tidak menyukai orang yang berlebih-lebihan.” (QS. al-A'raf: 31).

Menurut tafsir Al Madinah Al Munawwarah, ayat ini menjelaskan bahwa Allah menyuruh manusia dengan seruan yang lembut dengan menisbahkan mereka kepada ayah mereka: Hai para keturunan Adam, berpakaian dan berhiaslah dengan penampilan yang baik untuk menutupi aurat setiap kali menjalankan shalat. Dan makan dan minumlah dari makanan dan minuman yang baik tanpa berlebih-lebihan; karena sesungguhnya Allah tidak menyukai orang yang berlebih-lebihan (Tafsir Al-Madinah Al-Munawwarah, al-A'raf: 31).

Pada ayat diatas, Allah memerintahkan umat-Nya untuk makan dan minumlah tetapi jangan berlebihan. Maka dari itu, penelitian ini bertujuan untuk membantu pengguna dalam mengelola bahan makanan yang mereka miliki untuk

menciptakan hidangan yang bermanfaat. Dalam kehidupan sehari-hari, penyelesaian masalah, termasuk perencanaan makanan, sering kali melibatkan usaha manusia yang didukung dengan doa dan pengharapan kepada Allah. Sistem yang dikembangkan dapat menjadi salah satu bentuk ikhtiar manusia untuk memenuhi kebutuhan mereka. Hal ini juga berkaitan dengan QS. al-Baqarah: 168

يَا أَيُّهَا النَّاسُ كُلُوا مِمَّا فِي الْأَرْضِ حَلَالًا طَيِّبًا وَلَا تَتَّبِعُوا خُطُوَاتِ الشَّيْطَانِ إِنَّهُ لَكُمْ عَدُوٌّ مُبِينٌ

"Hai sekalian manusia, makanlah yang halal lagi baik dari apa yang terdapat di bumi, dan janganlah kamu mengikuti langkah-langkah syaitan; Karena Sesungguhnya syaitan itu adalah musuh yang nyata bagimu." (QS. al-Baqarah: 168).

Tafsir Al-Mukhtashar menjelaskan Surat Al Baqarah ayat 168 sebagai peringatan dari Allah untuk memakan makanan dari apa yang ada di bumi, baik dari hewan, tumbuh-tumbuhan maupun pohon-pohonan yang diperoleh dengan cara yang halal dan memiliki kandungan yang baik, tidak jorok. Dan janganlah kalian mengikuti jalan setan yang menggoda kalian secara bertahap. Sesungguhnya setan itu adalah musuh yang nyata bagi kalian. Dan orang yang berakal sehat tidak boleh mengikuti musuhnya yang selalu berusaha keras untuk mencelakakan dan menyesatkannya (Tafsir Al-Mukhtashar, al-Baqarah: 168).

Ayat diatas menjelaskan bahwa Allah memberikan pedoman kepada manusia untuk memilih makanan yang tidak hanya memenuhi syarat kehalalan secara syariat, tetapi juga baik dari segi kesehatan dan kebersihan. Penelitian ini bertujuan untuk membantu pengguna dalam memanfaatkan bahan makanan yang ada dengan cara yang bijaksana melalui rekomendasi resep. Sistem yang dikembangkan dapat membantu pengguna untuk mengolah makanan yang sesuai

dengan prinsip halal dan baik (*thayyib*), dengan memastikan bahan yang digunakan tidak disia-siakan atau dibuang tanpa alasan yang jelas.

Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN), metode K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah salah satu metode klasifikasi ketahanan pangan yang digunakan. Metode ini mengklasifikasikan objek berdasarkan data latih yang paling dekat dengan objek tersebut (Aziza et al., 2024). KNN sebagai salah satu algoritma *dalam machine learning* memberikan solusi yang efektif untuk masalah ini, karena bekerja dengan prinsip klasifikasi berdasarkan tingkat kesamaan (*similarity*) antar data. Selain itu juga menjadi salah satu algoritma tertua, paling sederhana, dan juga akurat untuk klasifikasi pola dan model regresi (Daulay, 2024). Dapat disimpulkan bahwa algoritma ini merupakan algoritma yang bergantung pada kedekatan tertinggi dengan suatu objek (Nugraha et al., 2024).

Dalam konteks penelitian ini, bahan-bahan masakan yang dimiliki pengguna akan direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur. KNN kemudian akan menghitung jarak (misalnya dengan *Euclidean Distance* atau *Cosine Similarity*) antara vektor tersebut dengan resep-resep yang ada di dataset, untuk menemukan resep yang paling mirip dan relevan dengan kondisi bahan yang tersedia.

Keunggulan metode KNN adalah tangguh terhadap training data yang noise, tidak memerlukan pre-processing data yang rumit, mudah diimplementasikan dan dipahami dan efektif apabila data latihnya besar (Rismala et al., 2023). Karena KNN tidak memerlukan proses pelatihan model yang kompleks, algoritma ini sangat fleksibel untuk digunakan dalam sistem pendukung keputusan berbasis konten seperti resep masakan. Dengan demikian, sistem dapat langsung

memberikan keputusan yang akurat berdasarkan kedekatan antara bahan masakan pengguna dengan bahan-bahan pada resep di dataset.

Penggunaan metode KNN dalam sistem pendukung keputusan dalam menentukan resep masakan memungkinkan pencocokan resep dilakukan secara lebih personal dan relevan. Setiap kali pengguna memasukkan bahan yang dimiliki, sistem akan mencari resep-resep dengan tingkat kemiripan tertinggi, sehingga keputusan yang diberikan lebih sesuai dengan kondisi nyata di dapur pengguna. Selain itu, KNN juga dapat disesuaikan untuk mempertimbangkan faktor-faktor lain seperti kandungan gizi, tingkat kesulitan memasak, maupun preferensi pengguna, sehingga kualitas keputusan dapat semakin meningkat dari waktu ke waktu.

Dengan adanya sistem pendukung keputusan suatu resep berbasis KNN, pengguna akan terdorong untuk lebih kreatif dalam mengolah bahan makanan yang tersedia. Mereka dapat menemukan resep baru yang sebelumnya tidak terpikirkan, sekaligus meminimalisir risiko pemborosan bahan makanan. Hal ini sejalan dengan tujuan penelitian, yaitu memberikan solusi praktis bagi permasalahan sehari-hari di dapur melalui pemanfaatan teknologi *machine learning*.

Dengan demikian, pengembangan sistem pendukung keputusan dalam menentukan resep masakan berdasarkan bahan yang tersedia menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* tidak hanya memberikan solusi praktis untuk masalah sehari-hari di dapur, tetapi juga berkontribusi dalam mengurangi pemborosan makanan serta meningkatkan kreativitas pengguna dalam memasak. Penelitian ini diharapkan mampu menghadirkan inovasi yang bermanfaat secara luas, serta menjadi langkah

nyata dalam mendukung upaya global menuju pola konsumsi pangan yang lebih efisien, sehat, dan berkelanjutan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang, maka rumusan masalah yang dikaji pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Bagaimana merekomendasikan resep berdasarkan bahan-bahan yang tersedia?

1.3 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini:

1. Penelitian ini hanya akan mencakup resep masakan yang umum ditemukan dalam sumber *online* dan tidak mencakup resep dari sumber yang tidak terstruktur atau tidak terverifikasi.
2. Sistem yang dikembangkan hanya akan menggunakan metode Nearest Neighbor untuk memproses dan memberikan keputusan, tanpa membandingkan dengan metode *machine learning* lainnya.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan utama dari penelitian ini adalah :

1. Mengembangkan sistem pendukung keputusan dalam menentukan resep masakan yang mampu memberikan saran resep sesuai dengan bahan-bahan yang tersedia dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*.

2. Mengevaluasi akurasi terhadap keputusan yang diberikan oleh sistem, serta mengidentifikasi area yang dapat ditingkatkan dalam sistem.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang akan diperoleh dari Sistem Pendukung Keputusan dalam Menentukan Resep Masakan Berdasarkan Bahan yang Tersedia Menggunakan Metode Nearest Neighbor yaitu :

1. Memberikan solusi praktis dalam menemukan resep yang sesuai dengan bahan yang tersedia, sehingga dapat menghemat waktu dan mengurangi pemborosan bahan makanan.
2. Menyediakan kontribusi akademis dalam bidang sistem informasi dan *machine learning* dengan menerapkan metode *K-Nearest Neighbor* dalam konteks rekomendasi resep masakan, yang dapat menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Ada beberapa penelitian terdahulu yang meneliti mengenai sistem informasi resep masakan dengan berbagai macam metode dan juga objek. Seperti yang telah dilakukan oleh (Nugraha et al., 2024) yang berjudul “Penerapan Algoritma *K-Nearest Neighbor* pada Aplikasi Rekomendasi Makanan Sehat Berbasis Mobile” dengan mengambil data makanan Indonesia dari *FatSecret*. Hasil pengujian menggunakan perhitungan jarak *cosine* dengan nilai $k = 7$ menunjukkan bahwa makanan paling efektif terdapat pada kondisi tanpa penyakit dan alergi dengan jarak terdekat (0,053–0,115), sedangkan jarak terbesar (0,471–0,5) muncul pada kondisi dengan penyakit dan alergi tertentu. Makanan dengan jarak terdekat dianggap paling sesuai karena memiliki kesamaan nutrisi dengan kebutuhan pengguna, sementara makanan berjarak jauh memiliki kesesuaian lebih rendah namun tetap lolos filter penyakit dan alergi.

Kemudian penelitian dari (Nova et al., 2024) berjudul “Implementasi Content-Based Filtering Menggunakan TF-IDF and Cosine Similarity Untuk Sistem Rekomendasi Resep Masakan” dengan menggunakan sampel data pada penelitian ini adalah 30 data resep masakan yang diambil dari website masakapahariini.com. Hasil rekomendasi akan mencari 5 rekomendasi resep berdasarkan resep preferensi atau *query* bahan-bahan yang diinputkan oleh pengguna pada form pencarian. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan Root Mean Square Error dapat dikatakan bahwa sistem rekomendasi dengan metode

Content-Based Filtering yang sudah diimplementasikan menghasilkan rekomendasi yang cukup akurat, karena nilai Root Mean Squared Error (RMSE) mendekati nol (0).

Selanjutnya, penelitian oleh (Saputra et al., 2019) berjudul “Klasifikasi Jenis Makanan menggunakan Neighbor Weighted *K-Nearest Neighbor* dengan seleksi Fitur Information Gain” dengan hasil menyimpulkan bahwa metode NWKNN cocok untuk klasifikasi citra makanan dengan data tidak seimbang. Akurasi tertinggi diperoleh hasil pada $K = 3$ dengan perhitungan jarak NWKNN dengan jumlah fitur 15 yaitu 91,3%. Akurasi terendah yang dihasilkan adalah 47,82%. Dari hasil pengujian K-Fold. Cross. Validation. diperoleh akurasi tertinggi 72,53% dengan pembagian data uji sebanyak 30. Hasil K-Fold Cross Validation cenderung naik ketika pembagian nilai lebih besar. Hal ini dikarenakan ketika pembagian lebih besar maka data uji akan semakin sedikit dan data latih akan semakin besar sehingga metode klasifikasi akan melakukan pembelajaran yang lebih banyak. Metode perhitungan jarak yang cocok untuk klasifikasi NWKNN adalah Cosine Simiarity dengan menghasilkan akurasi jauh lebih baik daripada Euclidean dan Manhattan yaitu menghasilkan akurasi tertinggi 91,3%. Hal ini dikarenakan hasil dari *Cosine Similarity* diurutkan berdasarkan yang terbesar ke yang terkecil sehingga ketika dilakukan perkalian terhadap bobot hasilnya akan sesuai dengan kelas aslinya.

Selain itu, penelitian oleh (Utami & Sari, 2019) berjudul “Rekomendasi Resep Masakan Berdasarkan Ketersediaan Bahan Masakan Menggunakan Metode N-Gram dan *Cosine Similarity*” menunjukkan hasil bahwa metode N-Gram dan

Cosine Similarity berhasil diimplementasikan dalam menentukan rekomendasi resep masakan. Penelitian ini menggunakan 100 data latih yang terdiri dari 100 dokumen resep masakan serta data uji dalam bentuk *query* dibutuhkan oleh user sebagai bahan masakan tersedia yang akan diproses hingga menghasilkan keluaran berupa rekomendasi resep masakan. Terdapat beberapa tahap perhitungan sebelum memberikan keluaran berupa rekomendasi resep masakan yaitu 100 data resep masakan yang akan dilakukan pemrosesan menggunakan text preprocessing, pembobotan TF-IDF, normalisasi serta perhitungan cosine similarity. Keluaran yang akan dihasilkan yaitu dalam bentuk rekomendasi resep masakan. Hasil evaluasi dari pengujian menggunakan metode N-Gram dan *Cosine Similarity* menghasilkan proses trigram sebagai yang terbaik diantara ketiga metode unigram, bigram, dan trigram. Hal tersebut dikarenakan nilai threshold yang dihasilkan yaitu $\geq 90\%$ dan recall bernilai 0,2 serta nilai precision yaitu 1. Perbedaan dari tiga proses unigram, bigram, dan trigram adalah proses unigram melakukan pemecahan *query* menjadi per 1 bagian kata, proses bigram melakukan pemecahan *query* menjadi per 2 bagian kata, dan proses trigram melakukan pemecahan *query* menjadi per 3 bagian kata.

Terakhir, penelitian oleh (Kurniawan et al., 2024) berjudul “Sistem Rekomendasi Channel Youtube Resep masakan Menggunakan Collaborative Filtering”, hasil penelitian ini dinyatakan bahwa metode user-based filtering dapat merekomendasikan Channel baru yang belum memiliki rating sebelumnya, sementara metode Collaborative Filtering dapat merekomendasikan Channel yang memiliki history dan telah memiliki rating namun metode ini hanya dapat memberikan rekomendasi kepada Channel lama yang telah memiliki rating. Setelah

implementasi selanjutnya melakukan pengujian terhadap rata rata error. Pengujian dilakukan menggunakan means absolute error (MAE) dengan hasil rata-rata yang didapat yaitu sebesar 2.103042813696612. Dalam hasil ini metode Collaborative Filtering dapat membantu memilih Channel yang tepat sesuai kriteria dan kebutuhan pengguna.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

Sumber	Input	Metode Penelitian	Output	Hasil Penelitian	Research Gap
(Alvin, Purba & Anggunmekka)	Data dari FatSecret	<i>K-Nearest Neighbor, Cosine Similarity</i>	Aplikasi rekomendasi masakan berbasis mobile	Hasil pengujian menggunakan metode KNN dengan <i>Cosine Distance</i> $k = 7$ menunjukkan hasil terbaik pada pengguna tanpa penyakit dan alergi dengan jarak nutrisi terendah 0,053, sedangkan jarak tertinggi 0,471 terjadi pada pengguna dengan kolesterol dan alergi seafood.	Sistem yang dibangun belum dievaluasi menggunakan metrik akurasi seperti <i>precision</i> atau <i>recall</i> , sehingga tingkat keakuratan rekomendasi belum terukur secara objektif.
(Ressa, Nova & Putu Bagus, 2024)	Data resep dari website masakapahari.com	Content Based Filtering, <i>Cosine Similarity</i> , TF-IDF	Sistem rekomendasi resep masakan	Hasil pengujian menggunakan Root Mean Square Error dapat dikatakan bahwa sistem rekomendasi dengan metode Content-Based Filtering yang sudah diimplementasikan menghasilkan rekomendasi yang cukup akurat, karena nilai Root Mean Squared Error (RMSE) mendekati nol (0)	Sistem hanya menggunakan dataset berukuran kecil, yaitu 30 data resep dari satu sumber, sehingga cakupan rekomendasi masih terbatas dan belum mewakili variasi bahan atau jenis masakan yang lebih luas.

(Fadhlika, Ade, & Agus, 2024)	Data pengguna yang sudah menetapkan rating pada Channel	Collaborative Filtering	Aplikasi rekomendasi channel youtube resep masakan	Berdasarkan hasil penelitian ini dinyatakan bahwa metode user-based filtering dapat merekomendasikan Channel baru yang belum memiliki rating sebelumnya, Adapun pengujian dilakukan menggunakan means absolute error (MAE) dengan hasil rata-rata yang didapat yaitu sebesar 2.1030428136966 12.	Belum mengeksplorasi hybrid recommendation system yang dapat mengombinasikan Collaborative Filtering dengan Content-Based Filtering untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih personal. Jumlah data uji yang relatif kecil (100 channel) dan nilai error yang masih cukup tinggi (MAE \approx 2.10) menunjukkan perlunya optimasi model dan peningkatan jumlah serta variasi data pengguna
(Vriza Wahyu Saputra et al., 2019)	Data primer pengambilan gambar makanan tunggal	Neighbor Weighted <i>K-Nearest Neighbor</i> , K-Fold Cross Validation, <i>Cosine Similarity</i>	Nama dan resep masakan	Hasil menyimpulkan bahwa metode NWKNN cocok untuk klasifikasi citra makanan dengan data tidak seimbang. Akurasi tertinggi diperoleh hasil pada $K = 3$ dengan perhitungan jarak NWKNN dengan jumlah fitur 15 yaitu 91,3%. Akurasi terendah yang dihasilkan adalah 47,82%. Dari hasil pengujian K-Fold. diperoleh akurasi tertinggi 72,53% dengan pembagian data uji sebanyak 30.	Penelitian ini menunjukkan hasil akurasi tinggi, namun belum mengeksplorasi integrasi fitur bentuk (shape feature) yang dapat meningkatkan representasi visual makanan secara lebih menyeluruh. Selain itu, penelitian masih berfokus pada fitur warna dan tekstur tanpa mempertimbangkan aspek visual lain seperti pola, ukuran, atau komposisi makanan yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi.

(Ratna Tri Utami et al., 2019)	Dataset resep masakan dari situs https://cookpad.com	N-Gram, <i>Cosine Similarity</i>	Sistem rekomendasi resep masakan	Hasil evaluasi dari pengujian menggunakan metode N-Gram dan <i>Cosine Similarity</i> menghasilkan proses trigram sebagai yang terbaik diantara ketiga metode unigram, bigram, dan trigram. Hal tersebut dikarenakan nilai threshold yang dihasilkan yaitu $\geq 90\%$ dan recall bernilai 0,2 serta nilai precision yaitu 1.	Sistem hanya diuji menggunakan dataset berjumlah 100 dokumen resep yang dipilih secara manual dari satu sumber, sehingga cakupan data masih sempit dan belum mencerminkan variasi resep secara luas. Nilai evaluasi yang diperoleh juga menunjukkan ketidakseimbangan antara <i>precision</i> dan <i>recall</i> .
--------------------------------	----------------------------------------------------------------------------------------	----------------------------------	----------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Penelitian ini memiliki novelty yang membedakannya dari penelitian-penelitian sebelumnya, baik dari segi karakteristik dataset maupun metode yang digunakan. Dataset pada penelitian ini mencakup informasi nilai gizi serta resep masakan, sehingga memberikan cakupan data yang lebih komprehensif. Selain itu, penelitian ini mengembangkan sistem pendukung keputusan berbasis web dengan menggunakan Python Flask, berbeda dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang masih minim implementasi menggunakan Python.

2.2 Sistem Pendukung Keputusan

Sistem Pendukung Keputusan (Decision Support System – DSS) merupakan sistem berbasis komputer yang dirancang untuk membantu pengambil keputusan dalam memecahkan masalah yang bersifat semi-terstruktur maupun tidak terstruktur. Sistem ini tidak menggantikan peran manusia dalam pengambilan keputusan, melainkan berfungsi sebagai alat bantu (support tool) yang menyajikan

informasi, analisis data, serta alternatif keputusan yang dapat dipertimbangkan oleh pengguna (Turban et al., 2006). SPK biasanya memanfaatkan data historis, model analitik, serta antarmuka interaktif untuk mendukung proses pengambilan keputusan yang lebih rasional dan terukur.

Secara umum, SPK terdiri atas tiga komponen utama, yaitu subsistem data, subsistem model, dan subsistem antarmuka pengguna. Subsistem data berfungsi sebagai basis data yang menyimpan informasi dan fakta relevan, sementara subsistem model berisi metode analisis atau algoritma yang digunakan untuk memproses data. Adapun antarmuka pengguna menyediakan sarana interaksi antara pengguna dengan sistem, sehingga pengguna dapat memberikan input, memilih parameter tertentu, serta memperoleh hasil analisis yang mudah dipahami. Ketiga komponen ini bekerja secara terpadu agar proses pengambilan keputusan dapat dilakukan secara efisien dan akurat (Power, 2002).

Dalam konteks penelitian ini, Sistem Pendukung Keputusan berperan untuk membantu pengguna dalam menentukan resep masakan yang sesuai dengan bahan-bahan yang tersedia. SPK digunakan karena proses pemilihan resep dapat dianggap sebagai bentuk pengambilan keputusan, di mana pengguna harus memilih alternatif (resep) yang paling sesuai dari sekian banyak pilihan yang ada berdasarkan sejumlah kriteria, seperti kecocokan bahan dan kandungan gizi. Dengan memanfaatkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN), sistem dapat menganalisis kemiripan antara bahan yang dimiliki pengguna dengan resep-resep dalam dataset, sehingga menghasilkan rekomendasi resep yang paling relevan dan dapat dijadikan dasar keputusan.

Meskipun memiliki kesamaan tujuan dengan sistem rekomendasi (recommendation system), yaitu sebuah piranti lunak atau software tools dan teknik-teknik yang menyajikan saran untuk item-item yang berguna bagi pengguna (Ricci et al., 2011), SPK memiliki ruang lingkup yang lebih luas. Sistem rekomendasi umumnya berfokus pada pemberian saran secara otomatis berdasarkan preferensi pengguna, seperti pada platform e-commerce atau streaming film. Sementara itu, Sistem Pendukung Keputusan lebih menekankan pada proses analisis dan evaluasi berbagai alternatif untuk membantu pengguna mengambil keputusan secara sadar dan terukur (Marakas, 1999). Dengan kata lain, sistem rekomendasi memberikan “apa yang mungkin disukai pengguna”, sedangkan SPK membantu menentukan “apa yang sebaiknya dipilih” berdasarkan kriteria dan data yang tersedia.

Selain itu, SPK juga memiliki keunggulan dalam fleksibilitasnya terhadap parameter dan kriteria keputusan. Dalam penelitian ini, pengguna tidak hanya mendapatkan saran resep semata, tetapi juga dapat mempertimbangkan faktor faktor gizi seperti kalori, lemak, protein, atau karbohidrat, sehingga keputusan yang diambil lebih sesuai dengan kebutuhan kesehatan atau preferensi pribadi. SPK memungkinkan integrasi antara analisis kuantitatif (melalui perhitungan jarak pada algoritma KNN) dan pertimbangan kualitatif (berdasarkan preferensi bahan dan nutrisi pengguna). Hal ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya bersifat informatif, tetapi juga adaptif terhadap kebutuhan pengguna.

Dengan demikian, Sistem Pendukung Keputusan merupakan bentuk pengembangan yang komprehensif. Dalam konteks penentuan resep masakan,

sistem ini tidak sekadar memberikan daftar resep yang mirip, tetapi juga membantu pengguna dalam memilih resep terbaik berdasarkan bahan yang tersedia dan kebutuhan gizi tertentu. Implementasi metode KNN dalam SPK ini memperkuat kemampuan sistem untuk memberikan hasil yang objektif dan akurat, sehingga pengguna dapat mengambil keputusan secara lebih bijak dan efisien.

2.3 K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan Algoritma KNN yang menggunakan dalam melakukan klasifikasi data berdasarkan jarak terpendek terhadap objek data. Penentuan nilai K yang terbaik untuk algoritma ini berdasarkan pada data yang ada (Cholil et al., 2021). Algoritma ini sangat populer dalam berbagai aplikasi pembelajaran mesin karena kesederhanaannya dan kemampuannya dalam menangani data dengan pola yang kompleks tanpa memerlukan asumsi distribusi tertentu.

Secara umum, KNN bekerja dengan mencari sejumlah tetangga terdekat (*nearest neighbors*) dari suatu data uji berdasarkan ukuran jarak tertentu, untuk menghitung jarak dengan tetangganya dapat menggunakan metode *Euclidean Distance*, *Manhattan Distance* atau *Cosine Similarity* (Saputra et al., 2019). Data uji kemudian diklasifikasikan ke dalam kelas mayoritas dari tetangga terdekat tersebut. Dengan kata lain, algoritma ini mengasumsikan bahwa data yang mirip atau berdekatan dalam ruang fitur kemungkinan besar memiliki kelas atau label yang sama.

1. Cosine Distance

Jarak cosine merupakan ukuran yang digunakan untuk menentukan tingkat kemiripan antara dua vektor berdasarkan sudut yang terbentuk di antara kedua vektor tersebut. Metode ini tidak memperhatikan besar kecilnya nilai vektor, melainkan fokus pada arah atau orientasi vektor. Oleh karena itu, cosine umum digunakan dalam pengolahan data teks, sistem rekomendasi, dan data berdimensi tinggi yang bersifat sparse.

Pada dasarnya, cosine distance diperoleh dari nilai *Cosine Similarity*. Semakin kecil jarak cosine, maka semakin mirip kedua objek yang dibandingkan.

Rumus *Cosine Similarity* adalah sebagai berikut:

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

Untuk mengubahnya menjadi *cosine distance*, digunakan rumus:

$$\text{Cosine Distance} = 1 - \text{Cosine Similarity}$$

2. Euclidean Distance

Jarak Euclidean merupakan metode pengukuran jarak yang paling umum digunakan untuk menentukan kedekatan dua titik dalam ruang berdimensi banyak. Jarak ini menghitung panjang garis lurus antara dua titik. Metode ini banyak digunakan dalam algoritma seperti *K-Nearest Neighbors* dan *clustering*.

Semakin kecil nilai *Euclidean Distance*, maka semakin dekat dan mirip kedua objek yang dibandingkan.

Rumus Euclidean Distance dirumuskan sebagai berikut:

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2}$$

Pada ruang dua dimensi, rumus tersebut dapat disederhanakan menjadi:

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

3. Manhattan Distance

Jarak Manhattan, atau yang dikenal sebagai *L1 Distance*, merupakan metode perhitungan jarak yang menghitung total selisih absolut antar nilai pada setiap dimensi. Metode ini disebut "Manhattan" karena menyerupai pola jalan yang berbentuk grid pada kota Manhattan, sehingga jarak yang diukur tidak berupa garis lurus tetapi mengikuti rute kotak-kotak.

Jarak Manhattan banyak digunakan pada data yang bersifat sparse atau data dengan nilai-nilai diskrit.

Rumus Manhattan Distance adalah sebagai berikut:

$$d(A, B) = \sum_{i=1}^n |A_i - B_i|$$

Dalam konteks klasifikasi dengan KNN, langkah-langkah utamanya adalah:

1. Tentukan jumlah tetangga terdekat (k) yang akan digunakan.
2. Hitung jarak antara data uji dengan seluruh data pelatihan.
3. Pilih k data pelatihan dengan jarak terdekat.
4. Tentukan kelas dari data uji berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekat tersebut.

Kelebihan dari algoritma KNN adalah konsepnya yang sederhana, fleksibel, serta dapat memberikan hasil klasifikasi yang cukup akurat terutama jika nilai k kecil.

dipilih dengan tepat. KNN juga tidak memerlukan proses pelatihan yang rumit karena termasuk algoritma *lazy learner*, yaitu menyimpan semua data pelatihan dan melakukan klasifikasi hanya saat data uji diberikan. Namun, kelemahan KNN adalah membutuhkan komputasi yang relatif tinggi ketika jumlah data sangat besar, karena perhitungan jarak harus dilakukan terhadap seluruh data pelatihan. Selain itu, pemilihan nilai k yang kurang tepat dapat memengaruhi performa algoritma.

Dalam konteks sistem pendukung Keputusan penentuan resep masakan berbasis bahan yang tersedia, KNN dapat digunakan untuk mencari resep yang paling mirip dengan bahan yang dimiliki pengguna. Misalnya, jika pengguna memiliki bahan ayam, bawang, dan cabai, sistem akan merepresentasikan bahan tersebut sebagai vektor, lalu menghitung jaraknya dengan vektor bahan dari resep-resep yang ada dalam database. Resep dengan jarak paling dekat (tetangga terdekat) akan direkomendasikan kepada pengguna. Pendekatan ini memungkinkan pengguna untuk menemukan resep yang relevan dengan kondisi bahan di rumah, sekaligus mengurangi pemborosan makanan.

Dengan demikian, penggunaan KNN dalam sistem rekomendasi resep masakan menawarkan pendekatan yang intuitif dan praktis. Meskipun memiliki tantangan dalam hal efisiensi komputasi pada dataset yang sangat besar, algoritma ini tetap relevan dan efektif terutama dalam aplikasi dengan data berukuran menengah serta kebutuhan rekomendasi berbasis kesamaan konten

2.4 TF-IDF

TF-IDF, singkatan dari Term Frequency – Inverse Document Frequency, Algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan

bidang information retrieval yang digunakan untuk menghitung seberapa relevan sebuah kata (Meida Hersianty et al., 2025). Metode ini banyak diterapkan dalam sistem rekomendasi, pencarian informasi, dan analisis teks karena kemampuannya untuk menyoroti kata-kata yang paling relevan dalam setiap dokumen. Adapun algoritma Term Frequency Inverse-Document Frequency bekerja dengan menggalikan antara Term frequency dengan Inverse Document Frequency (Nurjannah & Astuti, 2022).

Komponen pertama, Term Frequency (TF), mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen. Kata yang muncul lebih sering akan memiliki nilai TF yang lebih tinggi, menandakan bahwa kata tersebut cukup signifikan dalam konteks dokumen tersebut. Dengan demikian, TF membantu menekankan kata-kata yang menjadi ciri khas atau fokus utama dari suatu dokumen.

Komponen kedua adalah Inverse Document Frequency (IDF), yang mengukur kepentingan kata dalam seluruh dokumen. Kata-kata yang muncul di banyak dokumen dianggap kurang spesifik dan mendapatkan nilai IDF yang rendah, sedangkan kata-kata yang jarang muncul memiliki nilai IDF yang tinggi. Dengan mengalikan TF dan IDF, diperoleh nilai TF-IDF, yang menunjukkan kata-kata penting dan unik dalam sebuah dokumen.

Dalam konteks sistem rekomendasi resep, TF-IDF digunakan untuk merepresentasikan setiap resep dalam bentuk vektor numerik. Representasi ini memungkinkan sistem menghitung kemiripan antar resep menggunakan metode seperti *Euclidean Distance* atau *Cosine Similarity*. Dengan demikian, TF-IDF menjadi dasar untuk menentukan resep mana yang relevan atau mirip, sehingga

sistem dapat memberikan rekomendasi yang akurat berdasarkan kata-kata kunci yang menonjol dalam setiap resep.

2.5 Precision

Precision adalah salah satu metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model dalam konteks klasifikasi atau rasio jumlah dokumen relevan yang ditemukan dengan total jumlah dokumen yang ditemukan, termasuk dalam sistem rekomendasi (Wijaya et al., 2022). *Precision* menggambarkan seberapa akurat hasil yang dikembalikan oleh model berdasarkan jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh prediksi positif yang dibuat. Dalam istilah sederhana, *precision* menunjukkan proporsi dari hasil prediksi yang benar-benar relevan terhadap seluruh hasil yang diklasifikasikan sebagai relevan oleh model. Secara matematis, *precision* dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{True Positives (TP)} + \text{False Positives (FP)}}$$

Di sini, True Positives (TP) adalah jumlah item yang diprediksi sebagai positif dan benar-benar relevan, sedangkan False Positives (FP) adalah jumlah item yang diprediksi sebagai positif tetapi sebenarnya tidak relevan. Dengan demikian, semakin tinggi nilai *precision*, semakin baik model tersebut dalam menghindari prediksi positif yang salah.

Dalam konteks sistem rekomendasi resep masakan, *precision* digunakan untuk mengukur seberapa banyak resep yang direkomendasikan oleh sistem yang benar-benar relevan dengan preferensi atau bahan yang dimiliki pengguna. Sebagai

contoh, jika sebuah sistem merekomendasikan 10 resep dan 8 di antaranya sesuai dengan bahan yang dimiliki pengguna, maka sistem tersebut memiliki nilai *precision* yang tinggi, karena mayoritas prediksi yang dihasilkan tepat sasaran. Namun, jika banyak rekomendasi yang diberikan ternyata tidak relevan, *precision* akan rendah, menunjukkan bahwa sistem cenderung memberikan hasil yang tidak akurat.

Precision sangat penting dalam situasi di mana kesalahan prediksi positif, atau false positives, memiliki dampak yang signifikan. Dalam sistem pendukung keputusan, *precision* memberikan gambaran yang lebih jelas tentang kualitas rekomendasi yang dihasilkan, terutama jika dibandingkan dengan metrik lain seperti recall, yang lebih fokus pada seberapa banyak item relevan yang berhasil ditemukan oleh sistem. *Precision* membantu memastikan bahwa pengguna tidak dibebani dengan terlalu banyak hasil yang tidak relevan, sehingga pengalaman pengguna dapat ditingkatkan melalui rekomendasi yang lebih akurat.

2.6 Resep Masakan

Resep masakan merupakan panduan membuat masakan yang telah teruji cita-rasanya (Christina et al., 2021). Sebuah resep umumnya terdiri dari dua komponen utama, yaitu daftar bahan-bahan yang dibutuhkan. Daftar bahan berisi rincian mengenai jenis bahan, takaran, dan bentuk atau kondisi bahan yang harus digunakan, seperti bahan yang dicincang, diiris, atau dihaluskan.

Di era digital, perkembangan internet telah mempermudah akses masyarakat terhadap ribuan resep masakan dari seluruh dunia. Platform berbasis

web dan aplikasi memasak memungkinkan pengguna untuk mencari resep berdasarkan jenis masakan, bahan yang tersedia, waktu memasak, dan tingkat kesulitan. Hal ini memberikan fleksibilitas bagi pengguna dalam menemukan resep yang sesuai dengan kebutuhan dan preferensi mereka. Beberapa aplikasi bahkan menyediakan fitur interaktif yang memungkinkan pengguna untuk memberikan ulasan, berbagi tips, atau memodifikasi resep sesuai dengan selera mereka.

Selain itu, resep masakan tidak hanya terbatas pada cara memasak, tetapi juga mencerminkan keragaman budaya dan kebiasaan makan. Misalnya, masakan dari daerah yang berbeda sering kali menggunakan bahan yang unik, teknik memasak yang spesifik, atau kombinasi rasa yang khas. Oleh karena itu, mempelajari resep masakan juga memberikan wawasan tentang tradisi kuliner suatu masyarakat.

Dalam konteks penelitian ini, resep masakan menjadi objek utama yang direkomendasikan kepada pengguna. Sistem rekomendasi akan menganalisis bahan-bahan yang tersedia di rumah pengguna, kemudian mencocokkan bahan-bahan tersebut dengan resep-resep yang relevan. Dengan cara ini, pengguna dapat dengan mudah menemukan berbagai ide masakan yang dapat disiapkan berdasarkan bahan yang ada, tanpa harus membeli bahan tambahan. Hal ini tidak hanya mempermudah proses memasak, tetapi juga dapat membantu mengurangi pemborosan makanan dan meningkatkan efisiensi dalam penggunaan bahan.

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Deskripsi dan Karakteristik Data

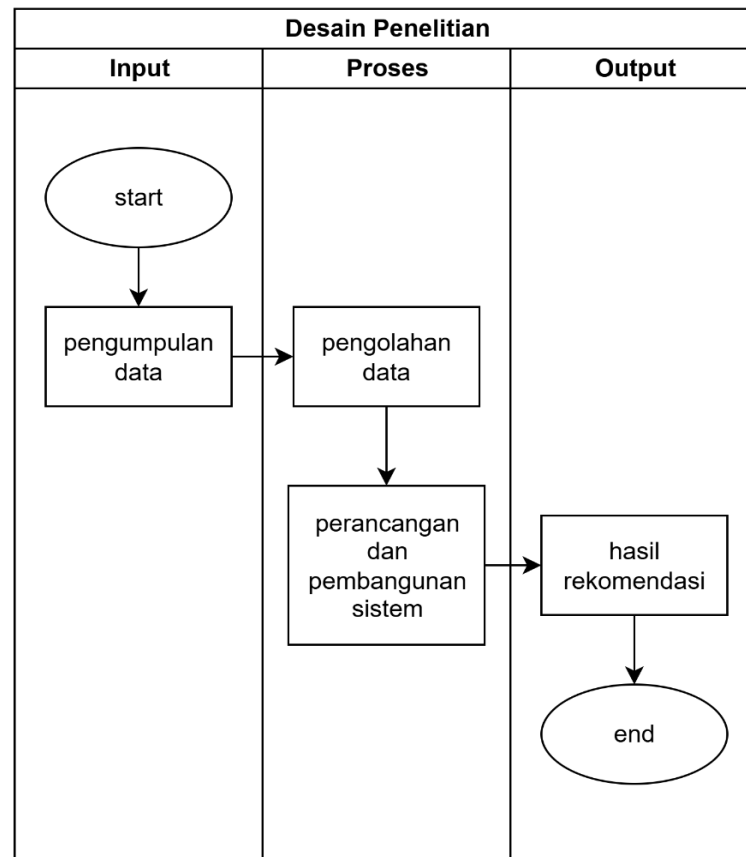
Pada penelitian ini, pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan dataset dari platform Kaggle yang berjudul "*Recipe Final*". Dengan data item yang beragam seperti id unik resep, nama resep, rata-rata rating resep, url gambar resep, jumlah ulasan pada resep, jumlah kalori, jumlah lemak dalam gram, jumlah kolesterol dalam miligram, jumlah protein dalam gram, jumlah natrium dalam miligram, jumlah serat pangan dalam gram, dan daftar bahan yang digunakan dalam resep. Dataset ini dipilih karena mencakup informasi yang relevan dan terperinci tentang berbagai resep masakan.

Adapun dengan distribusi resep yang cukup bervariasi, terdapat 7.790 resep yang menggunakan ayam, 5785 resep dengan bahan telur, 4.038 resep dengan bahan sapi, serta 14.261 resep yang berbasis bawang putih. Informasi ini menunjukkan keragaman bahan yang digunakan dalam resep, sehingga dapat mendukung proses analisis dan pembangunan sistem pendukung keputusan secara lebih komprehensif.

3.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang terstruktur, yang bertujuan untuk memberikan keputusan resep masakan berdasarkan bahan yang tersedia menggunakan metode Nearest Neighbor. Tahapan tersebut dimulai dari

pengumpulan data, pengolahan data, perancangan sistem, hingga hasil keputusan dari resep masakan. Adapun tahapannya digambarkan dalam gambar berikut:

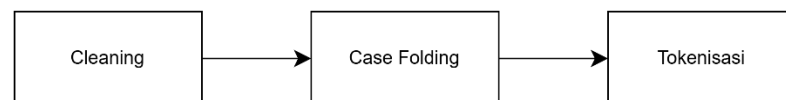


Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

Pada sub bab ini, pengolahan data akan menjelaskan bagaimana data yang ada akan diolah menjadi beberapa tahapan preprocessing.

3.2.1 Preprocessing

Pada preprocessing merupakan tahap pengolahan data yang melakukan serangkaian langkah-langkah untuk mempersiapkan data mentah menjadi data yang siap diolah.



Gambar 3.2 Preprocessing

1. Pembersihan (Cleaning)

Menghapus duplikasi data agar setiap resep hanya muncul satu kali dan menangani missing value dengan mengisi nilai numerik yang kosong menggunakan rata-rata kolom dan mengisi nilai kategori atau nama resep menggunakan nilai modus.

Menghapus Simbol atau Karakter Khusus

Tahapan ini adalah proses menghapus karakter yang tidak termasuk huruf atau spasi dari teks. Tujuannya adalah membuat teks menjadi bersih dan konsisten, sehingga algoritma bisa memproses kata-kata tanpa terganggu oleh tanda baca atau simbol yang tidak relevan.

Kode sumber 3.1 *Cleaning*

```
def cleaning(text)
    text = replace(text, '([a-z])([a-z])', '\\1 \\2')
    text = replace(text, '[^a-zA-Z\\s]', ' ')
    text = replace(text, '\\s+', ' ')
    text = strip(text)
    return text
```

Tabel 3.1 Proses *Cleaning*

Sebelum	Sesudah
['onion', 'smoked paprika', 'kosher salt']	onion smoked paprika kosher salt
['sauerkraut drained', 'Granny Smith apples sliced', 'large onion']	sauerkraut drained granny smith apples sliced large onion
['chicken wings', 'sprigs rosemary', 'head garlic']	chicken wings sprigs rosemary head garlic
['focaccia bread quartered', 'prepared basil pesto', 'diced cooked chicken']	focaccia bread quartered prepared basil pesto diced cooked chicken
['red potatoes', 'smoked beef', 'Sauce:']	red potatoes strips smoked beef Sauce
['skinless boneless chicken breast halves', 'diced tomatoes', 'green salsa']	skinless boneless chicken breast halves diced tomatoes green salsa
['rye bread', 'butter', 'thinly sliced corned beef']	rye bread butter thinly sliced corned beef
['extra lean ground turkey', 'chopped onion', 'chopped tomato']	extra lean ground turkey chopped onion chopped tomato
['beef chops', 'fresh', 'white sugar']	beef chops fresh white sugar
['skinless boneless chicken breasts', 'eggs', 'vegetable oil']	skinless boneless chicken breasts eggs vegetable oil

2. Case Folding

Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase). Tujuannya adalah menyamakan format teks sehingga kata yang sama, tapi ditulis dengan huruf berbeda, dianggap sama oleh sistem.

Kode sumber 3.2 *Case Folding*

```
def case_folding(text)
    text = lowercase(text)
    return text
```

Tabel 3.2 Proses *Case Folding*

Sebelum	Sesudah
['onion', 'smoked paprika', 'kosher salt']	onion smoked paprika kosher salt
['sauerkraut drained', 'Granny Smith apples sliced', 'large onion']	sauerkraut drained granny smith apples sliced large onion
['chicken wings', 'sprigs rosemary', 'head garlic']	chicken wings sprigs rosemary head garlic
['focaccia bread quartered', 'prepared basil pesto', 'diced cooked chicken']	focaccia bread quartered prepared basil pesto diced cooked chicken

['red potatoes', 'smoked beef', 'Sauce:']	red potatoes smoked beef sauce
['skinless boneless chicken breast halves', 'diced tomatoes', 'green salsa']	skinless boneless chicken breast halves diced tomatoes green salsa
['rye bread', 'butter', 'thinly sliced corned beef']	rye bread butter thinly sliced corned beef
['extra lean ground turkey', 'chopped onion', 'chopped tomato']	extra lean ground turkey chopped onion chopped tomato
['beef chops', 'fresh', 'white sugar']	beef chops fresh white sugar
['skinless boneless chicken breasts', 'eggs', 'vegetable oil']	skinless boneless chicken breasts eggs vegetable oil

3. Tokenisasi

Tahapan ini adalah proses mengubah rangkaian teks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, yang dikenal sebagai token. Tujuan utama tokenisasi adalah merepresentasikan teks dengan cara yang bermakna bagi mesin tanpa kehilangan konteksnya.

Kode sumber 3.3 Tokenisasi

```
def tokenizing(text)
    return text.split()
```

Tabel 3.3 Proses Tokenisasi

Sebelum	Sesudah
['onion', 'smoked paprika', 'kosher salt']	onion smoked paprika kosher salt
['sauerkraut drained', 'Granny Smith apples sliced', 'large onion']	sauerkraut drained granny smith apples sliced large onion
['chicken wings', 'sprigs rosemary', 'head garlic']	chicken wings sprigs rosemary head garlic
['focaccia bread quartered', 'prepared basil pesto', 'diced cooked chicken']	focaccia bread quartered prepared basil pesto diced cooked chicken
['red potatoes', 'smoked beef', 'Sauce:']	red potatoes smoked beef sauce
['skinless boneless chicken breast halves', 'diced tomatoes', 'green salsa']	skinless boneless chicken breast halves diced tomatoes green salsa
['rye bread', 'butter', 'thinly sliced corned beef']	rye bread butter thinly sliced corned beef
['extra lean ground turkey', 'chopped onion', 'chopped tomato']	extra lean ground turkey chopped onion chopped tomato
['beef chops', 'fresh', 'white sugar']	beef chops fresh white sugar

['skinless boneless chicken breasts', 'eggs', 'vegetable oil']	skinless boneless chicken breasts eggs vegetable oil
-------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------

3.2.2 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF adalah metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa penting sebuah kata di dalam sebuah dokumen dibandingkan dengan seluruh dokumen dalam koleksi (corpus).

Rumus TF-IDF adalah:

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_k f_{k,d}}, \quad IDF(t) = \ln \left(\frac{N}{dft} \right), \quad TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

dengan:

$f_{t,d}$ = jumlah kemunculan term t pada dokumen d ,
 $\sum_k f_{k,d}$ = total token pada dokumen d ,
 N = jumlah total dokumen,
 dft = jumlah dokumen yang mengandung term t .

TF (Term Frequency), mengukur seberapa sering sebuah kata muncul di dalam satu dokumen. Serta IDF (Inverse Document Frequency), mengukur seberapa unik kata tersebut di seluruh dokumen. Kata yang muncul di banyak dokumen = bobot IDF rendah. Kata yang jarang muncul = bobot IDF tinggi.

TF-IDF = TF × IDF

```
# Inisialisasi TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()

# Fit dan transform data
tfidf_matrix = vectorizer.fit_transform(df['recipe_name_clean'])

# Lihat semua kata unik
print(vectorizer.get_feature_names_out())
```

Gambar 3.3 Kode sumber TF-IDF

Tabel 3.4 Hasil TF-IDF

No	Top 10	Term	Tf	Idf	Weight
1	4210	sugar	0.052767	2.039476	0.107617
2	1864	ground	0.054918	1.921248	0.105512
3	842	chopped	0.047251	2.110024	0.099700
4	4691	white	0.045603	2.108034	0.096132
5	3127	pepper	0.050655	1.888239	0.095649
6	566	butter	0.042540	2.173115	0.092443
7	764	cheese	0.038659	2.351690	0.090913
8	1643	fresh	0.037029	2.408200	0.089172
9	1583	flour	0.037939	2.345367	0.088981
10	227	baking	0.028772	3.015385	0.086759

3.2.3 Normalisasi Fitur Numerik

Selain data teks, fitur numerik seperti kalori, lemak, dan protein juga digunakan. Agar perbedaan skala antar fitur tidak memengaruhi hasil perhitungan jarak, dilakukan normalisasi menggunakan *StandardScaler*. Normalisasi ini menghitung nilai z-score untuk setiap fitur:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Pada tahap ini, dilakukan normalisasi terhadap fitur numerik agar setiap variabel memiliki skala yang sebanding dan tidak mendominasi fitur lainnya dalam proses perhitungan jarak pada model *K-Nearest Neighbors* (KNN).

Fitur numerik yang dinormalisasi meliputi:

kalori (calories), lemak (fat), karbohidrat (carbohydrates), protein, kolesterol (cholesterol), natrium (sodium), dan serat (fiber).

Proses normalisasi dilakukan menggunakan metode *StandardScaler* dari library *scikit-learn*, yang mengubah nilai setiap fitur ke dalam skala distribusi

standar dengan rata-rata (mean) = 0 dan standar deviasi (standard deviation) = 1.

Dengan rumus:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

di mana:

X = nilai asli fitur

μ = rata-rata dari fitur

σ = standar deviasi dari fitur

Hasil dari proses ini menghasilkan nilai positif dan negatif yang menunjukkan seberapa jauh suatu nilai berada dari rata-rata dalam satuan standar deviasi. Nilai positif berarti di atas rata-rata, sedangkan nilai negatif berarti di bawah rata rata.

Berikut adalah contoh hasil normalisasi dari 5 data pertama:

Tabel 3.5 Hasil normalisasi fitur

	calories	fat	carbo	protein	cholesterol	sodium	fiber
0	-0.1317	0.4600	-1.1548	0.4929	0.0425	1.1399	-0.7639
1	0.2385	-0.3362	-0.0192	1.5579	0.5287	1.5920	2.5322
2	0.0534	0.4600	-1.0286	0.6990	0.1641	0.1570	-0.5949
3	1.4419	0.8581	1.2426	1.2831	0.0020	0.3929	0.5883
4	0.7796	-0.6016	-0.6501	-0.4690	-0.5246	-0.2950	-0.6794

Dari tabel 3.5 tersebut, terlihat bahwa setiap fitur kini berada pada skala yang relatif sama.

Contohnya:

1. Nilai protein pada data ke-2 bernilai 1.5579, yang berarti nilai protein pada resep tersebut lebih tinggi sekitar 1.5 standar deviasi di atas rata-rata.
2. Sebaliknya, nilai carbohydrates pada data ke-1 bernilai -1.1548, menunjukkan bahwa kadar karbohidratnya lebih rendah sekitar 1.15 standar deviasi dari rata-rata keseluruhan dataset.

Dengan adanya normalisasi ini, seluruh fitur numerik memiliki kontribusi yang setara dalam perhitungan jarak (*Euclidean Distance*) saat proses rekomendasi berlangsung.

3.2.4 Kombinasi Fitur Gabungan

Setelah dilakukan proses normalisasi fitur numerik dan perhitungan TF-IDF pada kolom `ingredients_list`, langkah selanjutnya adalah menggabungkan kedua hasil tersebut menjadi satu representasi fitur yang utuh.

Proses ini dilakukan dengan cara menggabungkan hasil transformasi fitur numerik (seperti kalori, lemak, karbohidrat, protein, kolesterol, natrium, dan serat) dengan fitur tekstual yang berasal dari daftar bahan (`ingredients list`) yang telah diubah ke bentuk vektor melalui metode TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency).

Secara matematis, proses penggabungan ini dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$X_{\text{combined}} = [X_{\text{numerical}} \mid X_{\text{textual}}]$$

dimana:

$X_{\text{numerical}}$ adalah matriks hasil normalisasi fitur numerik

X_{textual} adalah matriks hasil vektorisasi TF-IDF dari daftar bahan.

Melalui proses ini, setiap resep tidak hanya direpresentasikan berdasarkan karakteristik gizi (fitur numerik), tetapi juga komposisi bahan penyusun (fitur teks). Hal ini memungkinkan sistem untuk menghitung kesamaan antar resep dengan mempertimbangkan dua aspek sekaligus: nilai gizi dan kemiripan bahan.

```
Kombinasi fitur berhasil dibuat!  
Dimensi hasil akhir: (48735, 4937)
```

Gambar 3.4 Kombinasi fitur

Hasil kombinasi fitur menghasilkan dimensi akhir sebesar (48735, 4937), yang berarti:

1. Terdapat 48.735 baris data (jumlah resep dalam dataset),
2. Dan 4.937 kolom fitur, yang merupakan gabungan dari:
 - 7 fitur numerik hasil normalisasi, dan
 - 4.930 fitur teks hasil vektorisasi TF-IDF dari daftar bahan.

Dengan demikian, setiap resep kini direpresentasikan sebagai vektor berdimensi tinggi yang menggabungkan seluruh informasi penting, baik dari sisi bahan maupun nilai gizinya.

Representasi ini akan digunakan sebagai dasar untuk perhitungan jarak Euclidean dalam algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk menghasilkan rekomendasi resep yang relevan.

3.2.5 *K-Nearest Neighbor*

Metode KNN digunakan untuk mencari resep yang paling mirip dengan input pengguna.

1. Tahap Input:

Pengguna memasukkan daftar bahan yang tersedia (dan jika ada, batasan nutrisi). Input ini diproses dengan langkah yang sama seperti dataset: cleaning, tokenization, TF-IDF, dan normalisasi. setiap resep direpresentasikan sebagai vektor fitur gabungan yang terdiri dari:

1. Fitur tekstual hasil TF-IDF dari daftar bahan, dan
2. Fitur numerik hasil normalisasi nilai gizi (jika digunakan).

Secara matematis, satu resep dapat dituliskan sebagai:

$$\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$$

dan input pengguna sebagai:

$$\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_m]$$

dengan m adalah jumlah total fitur.

2. Tahap Perhitungan Jarak:

Jarak Euclidean digunakan untuk menghitung jarak lurus antara dua vektor dalam ruang berdimensi m . Rumus jarak Euclidean adalah:

$$d(\mathbf{q}, \mathbf{x}_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (q_j - x_{ij})^2}$$

Misalkan digunakan 3 fitur sederhana :

1. TF-IDF bahan *chicken*
2. TF-IDF bahan *garlic*
3. Protein (hasil normalisasi)

Input pengguna:

$$q = [0.40, 0.30, 0.50]$$

Resep A:

$$x_1 = [0.35, 0.25, 0.60]$$

Resep B:

$$x_2 = [0.10, 0.05, 0.20]$$

Jarak ke Resep A:

$$\begin{aligned} d(q, x_1) &= \sqrt{(0.40 - 0.35)^2 + (0.30 - 0.25)^2 + (0.50 - 0.60)^2} \\ &= \sqrt{0.0025 + 0.0025 + 0.01} \\ &= \sqrt{0.015} \\ &\approx 0.122 \end{aligned}$$

Jarak ke Resep B:

$$\begin{aligned} d(q, x_2) &= \sqrt{(0.40 - 0.10)^2 + (0.30 - 0.05)^2 + (0.50 - 0.20)^2} \\ &= \sqrt{0.09 + 0.0625 + 0.09} \\ &= \sqrt{0.2425} \\ &\approx 0.492 \end{aligned}$$

Karena:

$$d(q, x_1) < d(q, x_2)$$

maka Resep A lebih mirip dengan input pengguna dibandingkan Resep B.

3. Penyusunan Jarak Antar Resep

Langkah berikutnya adalah menghitung jarak antara input pengguna dengan seluruh resep dalam dataset:

$$\{d(\mathbf{q}, \mathbf{x}_1), d(\mathbf{q}, \mathbf{x}_2), \dots, d(\mathbf{q}, \mathbf{x}_n)\}$$

Hasil perhitungan ini menghasilkan daftar jarak numerik, misalnya:

Tabel 3.6 Contoh Penentuan Jarak

Resep	Jarak
Resep A	0.122
Resep B	0.198
Resep C	0.245
Resep D	0.492

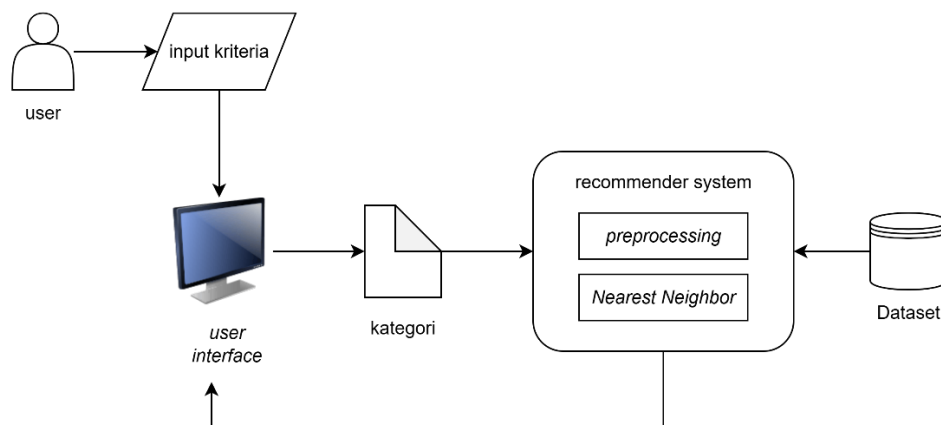
4. Tahap Penentuan Tetangga Terdekat:

Nilai jarak kemudian diurutkan dari yang terkecil ke terbesar. Untuk nilai K tertentu (misalnya $K = 5$), sistem memilih K resep dengan jarak terkecil sebagai tetangga terdekat.

5. Tahap Pendukung Keputusan:

Resep-resep yang termasuk dalam K tetangga terdekat ditampilkan sebagai hasil rekomendasi kepada pengguna. Resep dengan jarak paling kecil dianggap memiliki tingkat kemiripan tertinggi dengan bahan yang tersedia.

3.3 Desain Sistem



Gambar 3.5 Desain Sistem

Penelitian ini nantinya akan mengembangkan sistem berbasis web untuk memberikan keputusan resep masakan yang relevan atau memiliki kemiripan dengan data yang diinputkan pengguna. Untuk alur prosesnya, pengguna melakukan input data termasuk informasi nilai gizi seperti protein, karbohidrat, serat, natrium, lemak, kolesterol dan kalori, serta melakukan input untuk komposisi bahan yang tersedia melalui tampilan dari user interface. Kemudian data tersebut akan diproses dalam sistem pendukung keputusan yang diawali dengan text processing yang mencakup tahapan seperti cleaning, normalisasi, tokenizing, stopword removal dan stemming agar data yang akan diproses memiliki kualitas yang baik.

3.4 Desain Eksperimen

Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian terhadap sistem pendukung keputusan resep berbasis *K-Nearest Neighbors* (KNN) yang dikombinasikan dengan representasi teks menggunakan TF-IDF serta normalisasi fitur numerik. Eksperimen dirancang untuk mengevaluasi kinerja sistem pendukung keputusan dalam memberikan hasil yang relevan berdasarkan bahan dan informasi nutrisi yang tersedia. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menilai sejauh mana kualitas keputusan dipengaruhi oleh variasi input pengguna serta parameter yang digunakan pada model.

3.4.1 Black Box Testing

Black box testing merupakan metode pengujian yang berfokus pada fungsionalitas perangkat lunak dengan cara memberikan masukan dan mengamati

apakah output yang dihasilkan sudah sesuai dengan yang diharapkan. Metode ini tidak menguji kode program secara langsung, melainkan memeriksa apakah sistem berjalan sesuai fungsi yang telah dirancang, baik dari sisi proses maupun tampilan antarmuka (Novalia & Voutama, 2022). Beberapa aspek yang diuji dengan metode Black Box antara lain:

1. Pengujian Fungsional

Uji apakah sistem dapat menerima input bahan masakan dengan benar.

Uji apakah sistem menampilkan daftar resep yang sesuai dengan input bahan pengguna.

Uji apakah keputusan yang diberikan konsisten dengan bahan yang tersedia serta informasi gizi.

2. Pengujian Tampilan Antarmuka (UI/UX)

Uji apakah antarmuka aplikasi berbasis web responsif dan mampu memberikan umpan balik saat pengguna memasukkan data.

3. Pengujian Validasi Data

Uji apakah data resep yang digunakan, termasuk daftar bahan dan nilai gizi, ditampilkan dengan benar sesuai dengan dataset.

Tabel 3.7 Black Box Testing

No	Skenario Pengujian	Input	Proses yang Diharapkan	Output yang Diharapkan	Kesimpulan
1	Input nilai gizi lengkap dan 1 bahan utama	Kalori: medium, Protein: high, Lemak: low, Karbohidrat: low, Sodium: low, Serat: low, Kolesterol: low, Bahan: "ayam	Sistem memproses input, transformasi TF-IDF + normalisasi, cari tetangga terdekat dengan KNN	Rekomendasi 5 resep dengan bahan utama ayam ditampilkan di halaman web	

2	Input kombinasi beberapa bahan	Kalori: medium, Protein: high, Lemak: low, Karbohidrat: low, Sodium: low, Serat: low, Kolesterol: low, Bahan: "ayam, telur"	Sistem memproses input, transformasi TF-IDF + normalisasi, lalu melakukan pencocokan kata kunci, memberikan rekomendasi berbasis kesamaan	Rekomendasi resep yang mengandung ayam dan/atau telur muncul	
3	Input dengan batasan nilai gizi	Kalori: high, Protein: low (atau sebaliknya) Bahan: "ayam"	Sistem memfilter berdasarkan nilai gizi rendah kalori lalu mencari resep terdekat dengan ayam	Rekomendasi resep rendah kalori berbahan ayam	
4	Input kosong (tanpa bahan)	Form tidak diisi, klik submit	Sistem menolak input karena form required	Notifikasi error atau halaman tetap menampilkan form	
5	Input bahan yang tidak ada di dataset	Bahan: "lamp"	Sistem tidak dapat menemukan bahan yang tidak tersedia pada data	Terdapat notifikasi bahwa system tidak menemukan resep mengandung "lamp"	
6	Klik pada salah satu resep rekomendasi	User klik judul/gambar resep	Sistem membuka detail resep lalu menampilkan komposisi lengkap	Halaman detail resep tampil dengan informasi lengkap	
7	Klik pada proses perhitungan KNN	User meng-klik tombol "Lihat Proses Perhitungan KNN"	Sistem membuka tab baru untuk detail perhitungan KNN	Halaman baru dari proses perhitungan KNN	

3.4.2 Kombinasi Parameter Terbaik

Pada tahap ini, dilakukan pengujian untuk menemukan kombinasi parameter terbaik dari algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Parameter yang diuji meliputi:

Jumlah Tetangga (k)

1. Nilai k menentukan berapa banyak tetangga terdekat yang dipertimbangkan.
2. Semakin kecil k hasil keputusan lebih spesifik, namun rentan noise.
3. Semakin besar k hasil keputusan lebih stabil, namun bisa kehilangan detail.

Metrik Jarak (metric)

1. Euclidean merupakan metode yang paling intuitif dan mewakili jarak terpendek antara dua titik. Perhitungannya menggunakan teorema Pythagoras yang terkenal.
2. *Cosine Similarity* digunakan untuk menghitung kesamaan antara dua vektor. Melalui pengukuran ini, objek data dalam suatu set data diperlakukan sebagai vektor, dan kesamaan dihitung berdasarkan kosinus sudut antara dua vektor.
3. Manhattan digunakan untuk memperkirakan jarak dari satu titik data ke titik data lainnya jika jalur yang diambil berbentuk kisi. Tidak seperti jarak Euclidean, jarak Manhattan menghitung jumlah nilai absolut dari selisih koordinat dua titik.

Bobot (weights)

1. uniform semua tetangga dianggap memiliki kontribusi yang sama.
2. distance tetangga yang lebih dekat mendapat bobot lebih besar.

Tetapi karena model NearestNeighbor yang digunakan dalam penelitian ini tidak memiliki parameter weights. Karena parameter tersebut adanya di K-Neighbor Classifier (untuk klasifikasi). Jadi, dalam hal ini hanya akan focus optimasi pada k (n_neighbors) dan metric (jarak).

Tabel 3.8 Variasi jumlah tetangga

No	Nilai K	Metric	Weights	Keterangan
1	3	euclidean	distance	
2	5	euclidean	distance	
3	7	euclidean	distance	
4	10	euclidean	distance	

Tabel 3.9 Variasi jarak

No	Nilai K	Metric	Weights	Keterangan
1	5	cosine	distance	
2	5	euclidean	distance	
3	5	manhattan	distance	

Tabel 3.10 Kombinasi parameter KNN

No	Nilai K	Metric	Weights	Keterangan
1	3	euclidean	distance	
2	3	cosine	distance	
3	3	manhattan	distance	
4	5	euclidean	distance	
5	5	cosine	distance	
6	5	manhattan	distance	
7	7	euclidean	distance	
8	7	cosine	distance	
9	7	manhattan	distance	
10	10	euclidean	distance	
11	10	cosine	distance	
12	10	manhattan	distance	

3.4.3 Uji Karakteristik Dataset

Dalam skenario ini, sistem diuji dengan variasi karakteristik dataset. Tujuannya untuk melihat apakah model KNN tetap konsisten ketika dataset mengalami perubahan isi atau distribusi.

Beberapa variasi yang umum dilakukan:

1. Subset data berdasarkan kategori, hanya menggunakan resep dengan bahan utama tertentu atau kombinasi beberapa bahan (misalnya ayam saja atau sayuran saja).
2. Filter berdasarkan gizi, hanya ambil resep rendah kalori, tinggi protein, atau kombinasi tertentu.

Tabel 3.11 Karakteristik dataset

Variasi Dataset	Jumlah Resep	Nilai k	Precision	Recall	F1-Score
Hanya resep berbahan sapi					
Hanya resep berbahan bebek					
Hanya resep berbahan telur					
Kombinasi beberapa bahan					
Resep rendah kalori, tinggi protein					

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Hasil dari penelitian ini adalah mengembangkan system pendukung keputusan rekomendasi resep masakan yang mengimplementasikan metode *K-Nearest Neighbor*. Sistem berhasil dikembangkan dengan menggunakan Bahasa pemrograman python sebagai mesin rekomendasi.

4.1.1 Kombinasi Parameter Terbaik

Pada tahap ini, dilakukan proses pengujian untuk menentukan kombinasi parameter terbaik pada metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam sistem pendukung keputusan penentuan resep masakan berdasarkan bahan yang tersedia. Pengujian ini berfokus pada evaluasi performa KNN dalam memberikan rekomendasi resep yang paling relevan berdasarkan masukan bahan dari pengguna.

Proses penentuan parameter terbaik dilakukan dengan memvariasikan nilai K (jumlah tetangga terdekat) dan membandingkan tiga jenis metrik jarak yang umum digunakan pada KNN, yaitu *Euclidean Distance*, *Cosine Similarity*, dan *Manhattan Distance*. Ketiga metrik ini dipilih karena mampu merepresentasikan tingkat kemiripan antar daftar bahan pada setiap resep.

Perlu ditekankan bahwa penelitian ini tidak menggunakan bobot (weights) pada algoritma KNN. Hal ini disebabkan oleh karakteristik dataset yang hanya berisi daftar bahan tanpa atribut numerik yang dapat diberi bobot tertentu. Oleh

karena itu, seluruh perhitungan jarak dilakukan secara murni berdasarkan data text bahan resep hasil proses *preprocessing*.

Tujuan utama dari tahap pengujian ini adalah untuk menemukan kombinasi nilai K dan metrik jarak yang menghasilkan performa paling optimal berdasarkan tiga indikator evaluasi, yaitu *precision*, *recall*, dan F1-score. Ketiga metrik tersebut digunakan untuk menilai tingkat ketepatan dan kelengkapan hasil rekomendasi, sehingga dapat diketahui konfigurasi KNN yang paling efektif dalam konteks pencarian resep berdasarkan bahan yang tersedia.

Tuning Parameter

Tabel 4.1 Tuning parameter

Jumlah Tetangga	Metrik
3	euclidean
3	cosine
3	manhattan
5	euclidean
5	cosine
5	manhattan
7	euclidean
7	cosine
7	manhattan
10	euclidean
10	cosine
10	manhattan

Tabel diatas menunjukkan daftar seluruh kombinasi parameter yang digunakan dalam proses tuning untuk menentukan konfigurasi terbaik dari algoritma *K-Nearest Neighbor*. Empat nilai K dipilih karena mewakili variasi kecil (K=3), menengah (K=5 dan 7), dan besar (K=10). Nilai K yang lebih besar biasanya memperluas cakupan tetangga, sehingga berdampak pada *recall*.

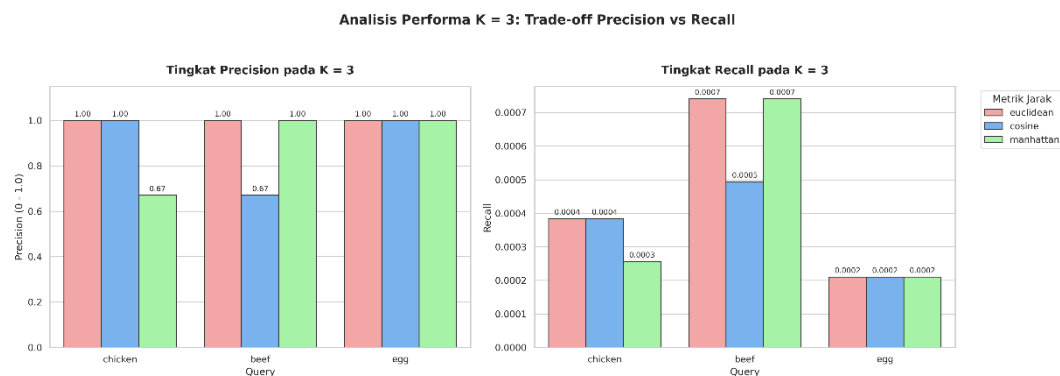
Tabel ini berfungsi sebagai dasar bahwa setiap kombinasi akan diuji performanya menggunakan *precision*, recall, dan F1-score sehingga sistem dapat menentukan parameter terbaik.

Hasil Detail Precision/Recall per Kueri

Tabel 4.2 Pengujian kueri K = 3

Metric	K	Query	Precision	Recall
euclidean	3	chicken	1.000000	0.000384
euclidean	3	beef	1.000000	0.000741
euclidean	3	egg	1.000000	0.000210
cosine	3	chicken	1.000000	0.000384
cosine	3	beef	0.666667	0.000494
cosine	3	egg	1.000000	0.000210
manhattan	3	chicken	0.666667	0.000256
manhattan	3	beef	1.000000	0.000741
manhattan	3	egg	1.000000	0.000210

Berikut visualisasi dalam bentuk grafik :



Gambar 4.1 Grafik Analisis Peforma K = 3

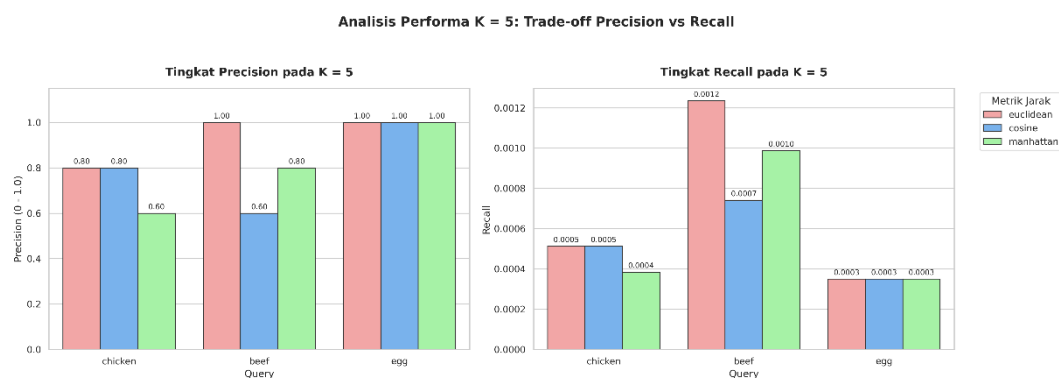
Pada grafik diatas dapat dilihat bahwa pengujian pada nilai K = 3 *precision* cenderung sangat tinggi pada hampir semua metrik dan kueri. Hal ini menandakan bahwa meskipun sistem jarang memberikan rekomendasi, tetapi ketika sistem merekomendasikan suatu resep, resep tersebut hampir selalu relevan. Namun

demikian, nilai recall sangat rendah karena hanya tiga tetangga yang dipertimbangkan, sehingga banyak resep relevan lain tidak diambil. Meskipun *precision* untuk Euclidean, Cosine, dan Manhattan cukup konsisten, kombinasi ini menghasilkan F1-score yang rendah akibat recall yang sangat kecil.

Tabel 4.3 Pengujian kueri K = 5

Metric	K	Query	Precision	Recall
euclidean	5	chicken	0.800000	0.000512
euclidean	5	beef	1.000000	0.001235
euclidean	5	egg	1.000000	0.000350
cosine	5	chicken	0.800000	0.000512
cosine	5	beef	0.600000	0.000741
cosine	5	egg	1.000000	0.000350
manhattan	5	chicken	0.600000	0.000384
manhattan	5	beef	0.800000	0.000988
manhattan	5	egg	1.000000	0.000350

Berikut visualisasi dalam bentuk grafik :



Gambar 4.2 Grafik Analisis Peforma K = 5

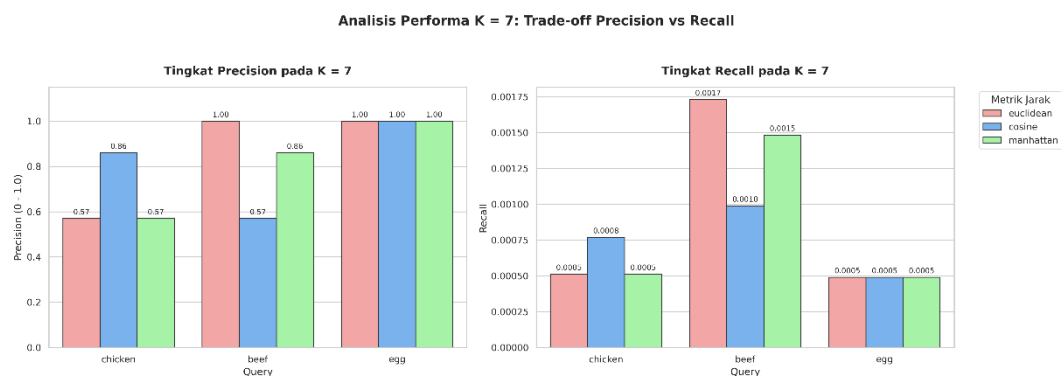
Pada grafik diatas dapat dilihat bahwa ketika jumlah tetangga ditingkatkan menjadi K = 5, pola performa sistem mulai berubah. *Precision* masih cukup tinggi, meskipun sedikit menurun pada beberapa metrik karena bertambahnya jumlah tetangga membuat terdapat kemungkinan lebih besar memasukkan resep yang tidak

sepenuhnya relevan. Di sisi lain, recall meningkat secara signifikan daripada $K = 3$ karena cakupan rekomendasi menjadi lebih luas. Pada tahap ini, metrik Euclidean tetap menunjukkan stabilitas terbaik, sementara Cosine menunjukkan sedikit penurunan performa pada beberapa kueri, dan Manhattan berada di tingkat menengah.

Tabel 4.4 Pengujian kueri $K = 7$

Metric	K	Query	Precision	Recall
euclidean	7	chicken	0.571429	0.000512
euclidean	7	beef	1.000000	0.001730
euclidean	7	egg	1.000000	0.000490
cosine	7	chicken	0.857143	0.000769
cosine	7	beef	0.571429	0.000988
cosine	7	egg	1.000000	0.000490
manhattan	7	chicken	0.571429	0.000512
manhattan	7	beef	0.857143	0.001483
manhattan	7	egg	1.000000	0.000490

Berikut visualisasi dalam bentuk grafik :



Gambar 4.3 Grafik Analisis Performa K = 7

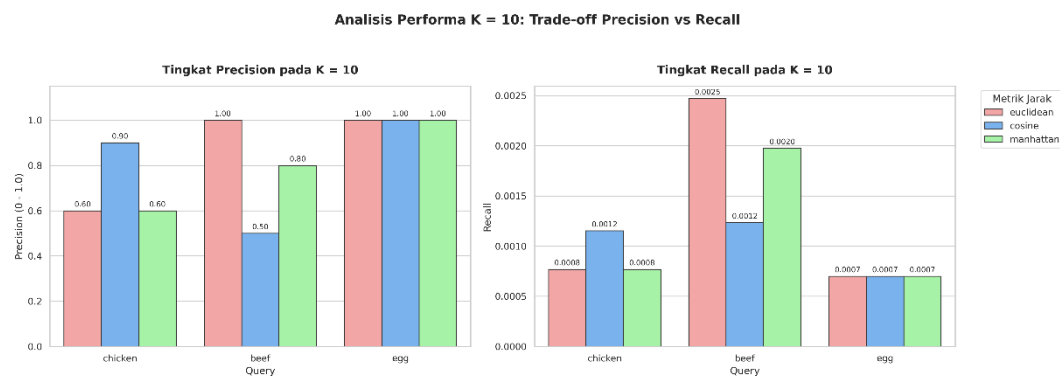
Grafik diatas menunjukkan bahwa hasil pengujian pada $K = 7$ mengalami peningkatan recall yang lebih konsisten dibandingkan nilai K sebelumnya. *Precision* sedikit berfluktuasi namun tidak menunjukkan penurunan drastis.

Peningkatan nilai K membuat sistem mampu mendeteksi lebih banyak resep relevan dan mengurangi risiko kehilangan resep dengan bahan yang sesuai. Pada nilai K ini, metrik Euclidean kembali menjadi metrik dengan performa paling stabil, sementara Cosine memperlihatkan kecenderungan penurunan *precision* pada beberapa kueri. Manhattan masih memberikan hasil yang kompetitif dan relatif dekat dengan performa Euclidean.

Tabel 4.5 Pengujian kueri K = 10

Metric	K	Query	Precision	Recall
euclidean	10	chicken	0.600000	0.000769
euclidean	10	beef	1.000000	0.002471
euclidean	10	egg	1.000000	0.000699
cosine	10	chicken	0.900000	0.001153
cosine	10	beef	0.500000	0.001235
cosine	10	egg	1.000000	0.000699
manhattan	10	chicken	0.600000	0.000769
manhattan	10	beef	0.800000	0.001977
manhattan	10	egg	1.000000	0.000699

Berikut visualisasi dalam bentuk grafik :



Gambar 4.4 Grafik Analisis Performa K = 10

Dapat dilihat pada grafik diatas, bahwa pengujian pada K = 10 memberikan hasil paling seimbang antara *precision* dan recall. Hal ini terjadi karena

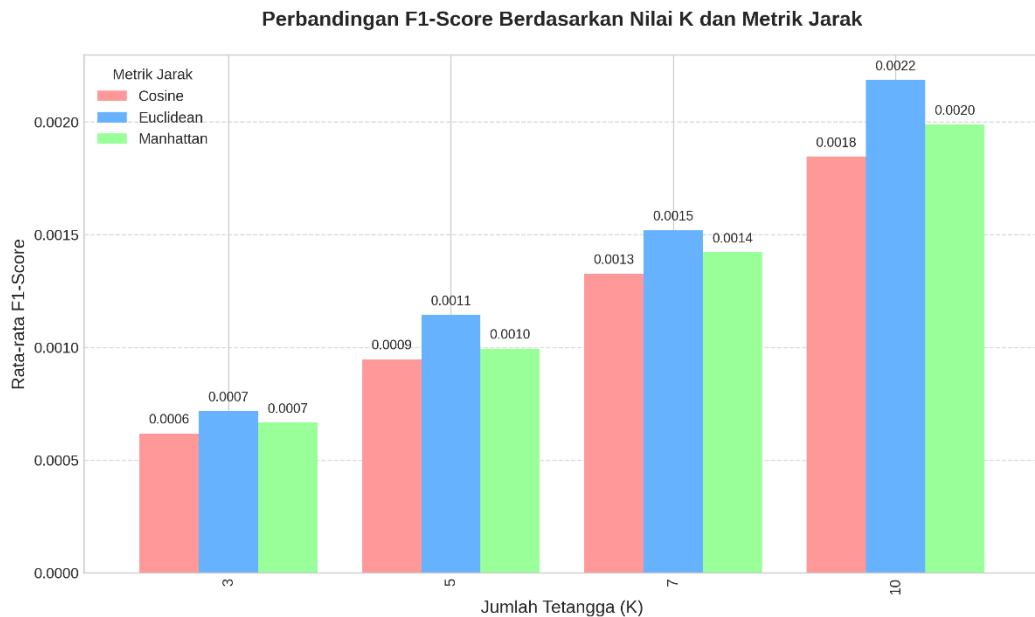
bertambahnya jumlah tetangga membuat sistem mampu menjangkau lebih banyak resep relevan, sehingga recall meningkat secara paling signifikan. *Precision* memang mengalami sedikit penurunan, tetapi tetap berada pada tingkat yang tinggi. Pada nilai K terbesar ini, *Euclidean Distance* menjadi metrik dengan performa terbaik secara keseluruhan karena sifatnya yang mampu menangkap kedekatan daftar bahan dalam bentuk representasi vektor. Manhattan menunjukkan performa yang stabil, sedangkan Cosine memiliki recall yang lebih rendah karena sifat metrik tersebut yang lebih fokus pada kesamaan arah vektor daripada persamaan jumlah bahan.

Rata-rata performa (diurutkan berdasarkan F1-Score)

Tabel 4.6 Rata-rata performa kombinasi parameter

K	Metrik	avg_precision	avg_recall	avg_f1_score
10	euclidean	0.920000	0.001095	0.002187
10	manhattan	0.880000	0.000996	0.001989
10	cosine	0.880000	0.000924	0.001847
7	euclidean	0.914286	0.000761	0.001521
7	manhattan	0.885714	0.000712	0.001422
7	cosine	0.885714	0.000664	0.001327
5	euclidean	0.960000	0.000573	0.001145
5	manhattan	0.880000	0.000498	0.000995
5	cosine	0.880000	0.000474	0.000948
3	euclidean	1.000000	0.000359	0.000718
3	manhattan	0.933333	0.000334	0.000667
3	cosine	0.933333	0.000310	0.000619

Seluruh nilai *precision* dan recall kemudian dirata-ratakan untuk menghasilkan F1-score sebagai indikator utama dalam menentukan parameter terbaik.



Gambar 4.5 Grafik Perbandingan F1-Score

Grafik rangkuman akhir menunjukkan bahwa kombinasi $K = 10$ dengan metrik Euclidean memberikan nilai F1-score tertinggi dibandingkan seluruh kombinasi parameter lainnya, dengan rata-rata f1-score = 0.0022. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar nilai K , semakin besar kemampuan sistem dalam menangkap lebih banyak resep yang relevan, dan *Euclidean Distance* menjadi metrik jarak yang paling mampu menggambarkan kedekatan antar bahan dalam dataset. Oleh karena itu, kombinasi $K = 10$ dan *Euclidean Distance* dipilih sebagai parameter terbaik yang akan digunakan pada sistem rekomendasi resep yang dikembangkan.

4.1.2 Uji Karakteristik Dataset

Tahap ini bertujuan untuk menghitung tingkat kemiripan antar resep berdasarkan gabungan fitur yang telah diperoleh sebelumnya (fitur numerik dan

hasil vektorisasi TF-IDF), Pengujian dilakukan dengan beberapa variasi jenis kueri, meliputi input satu bahan, kombinasi beberapa bahan, serta bahan dengan batasan nilai gizi tertentu, guna mengevaluasi kemampuan sistem dalam memberikan rekomendasi yang sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Perhitungan jarak kemiripan antar resep dilakukan menggunakan *Euclidean Distance*, yang mengukur jarak lurus antara dua vektor dalam ruang multidimensi. Setiap dimensi merepresentasikan satu fitur bahan atau nilai gizi, sehingga jarak Euclidean mencerminkan tingkat perbedaan keseluruhan antara resep masukan pengguna dan resep yang tersimpan di dalam basis data. Semakin kecil nilai jarak Euclidean yang dihasilkan, semakin dekat posisi dua resep dalam ruang fitur, yang berarti semakin tinggi tingkat kemiripannya.

Resep dengan nilai jarak Euclidean paling kecil menunjukkan bahwa resep tersebut memiliki kombinasi bahan dan karakteristik gizi yang paling mendekati input pengguna. Hal ini tidak hanya berarti bahwa resep tersebut mengandung bahan yang sama atau serupa, tetapi juga memiliki keseimbangan nilai gizi yang relatif sebanding. Dengan demikian, jarak Euclidean yang kecil mengindikasikan kesesuaian yang lebih komprehensif, mencakup aspek ketersediaan bahan sekaligus kecocokan profil nutrisi.

Input Pengguna :

Tabel 4.7 Input form berbahan ayam

Bahan	Kalori	Protein	Lemak	Karbo	Kolestrol	Natrium	Serat
chicken	medium	high	low	low	low	low	low

Ditemukan **7790** resep yang cocok untuk “chicken” dan menampilkan 10 resep teratas yang sesuai dengan gizi yang diinputkan.

Perhitungan Hasil

Tabel 4.8 Hasil rekomendasi 10 resep teratas

Peringkat	ID Resep	Nama Resep (Tetangga)	Jarak (euclidean)
1	48432	Garlic Pepper	0.863848
2	17641	Marinated Teriyaki Chicken	0.939805
3	47006	Skillet Herbed Chicken with Mustard	0.981592
4	8616	Port And Mushroom Sauce Chicken	0.982681
5	14722	Smothered Chops	0.996575
6	103144	Balsamic Chicken	1.001499
7	17007	Cranberry Sauce Chicken I	1.004141
8	8774	Cajun Spiced Chicken	1.005994
9	217978	Eden's Nectar Bourbon Chicken	1.016608
10	25757	Angela's Oriental Chicken Noodle Soup	1.017318

Pada pengujian pertama, pengguna memasukkan bahan utama chicken dan sistem secara otomatis melakukan proses pencarian resep yang di dalam komposisinya memuat bahan ayam. Oleh karena itu, seluruh resep yang muncul pada tabel adalah resep yang benar-benar mengandung chicken, meskipun nama resepnya tidak selalu secara eksplisit menuliskan kata “chicken”. Contohnya, “Garlic Pepper” berada pada peringkat teratas bukan karena resep tersebut tidak mengandung ayam, melainkan karena komposisi bahan di dalamnya memenuhi kecocokan dengan input — termasuk keberadaan chicken sebagai salah satu bahan. Jarak Euclidean yang paling kecil menunjukkan bahwa resep tersebut memiliki kemiripan struktur bahan dan profil gizi paling mendekati input pengguna. Hal ini

menegaskan bahwa sistem hanya memilih resep yang valid berdasarkan bahan, lalu menghitung kedekatannya untuk menentukan peringkat rekomendasi.

Input Pengguna :

Tabel 4.9 Input form berbahan sapi

Bahan	Kalori	Protein	Lemak	Karbo	Kolestrol	Natrium	Serat
beef	medium	high	low	low	low	low	low

Ditemukan **4038** resep yang cocok untuk “beef” dan menampilkan 10 resep teratas yang sesuai dengan gizi yang diinputkan.

Perhitungan Hasil

Tabel 4.10 Hasil rekomendasi 10 resep teratas

Peringkat	ID Resep	Nama Resep (Tetangga)	Jarak (euclidean)
1	130443	Beef Kelaguen	0.921433
2	148647	Orange Peel Beef	1.048288
3	15918	Chicken With Portobello Mushrooms and Artichokes	1.059252
4	214605	Slow Cooker Balsamic Beef and Onions	1.13938
5	233018	Chicken Marsala from Birds Eye®	1.154522
6	220132	Raisin Whiskey Steak	1.157075
7	220856	Round Steak and Gravy	1.157764
8	216424	Lee's Chislic	1.172824
9	246172	Easy Bulgogi (Korean BBQ Beef)	1.182304
10	238677	Dilly Round Steak	1.190332

Pada uji kedua, input pengguna adalah beef. Sistem kemudian menyeleksi semua resep yang mengandung daging sapi di dalam dataset. Hasil akhirnya menunjukkan bahwa “Beef Kelaguen” menjadi rekomendasi utama karena mengandung beef dan memiliki profil bahan yang paling mendekati input pada

perhitungan jarak Euclidean. Semua resep pada daftar rekomendasi terbukti memiliki kandungan beef, meskipun beberapa nama resep mungkin memuat campuran bahan lain. Kedekatan jarak antar resep juga menunjukkan tingkat kesesuaian komposisi dan karakteristik gizi sehingga semakin kecil jarak, semakin besar relevansi resep terhadap input beef tersebut.

Input Pengguna

Tabel 4.11 Input form kombinasi beberapa bahan

Bahan	Kalori	Protein	Lemak	Karbo	Kolestrol	Natrium	Serat
beef garlic potato tomato	medium	high	low	low	low	low	low

Ditemukan **12** resep yang cocok untuk “beef, garlic, potato, tomato” dan menampilkan 10 resep teratas yang sesuai dengan gizi yang diinputkan.

Perhitungan Hasil

Tabel 4.12 Hasil rekomendasi 10 resep teratas

Peringkat	ID Resep	Nama Resep (Tetangga)	Jarak (euclidean)
1	21022	Wedding Soup	1.481106
2	71224	Abalos-Style Hamburger Soup (Picadillo Filipino)	1.588043
3	70713	Corned Beef Hash (Abalos style)	1.65213
4	228238	Goat Stew	2.328088
5	130808	Mom's Portuguese Beef Stew	2.534719
6	12984	Basic Beef Stock	2.552239
7	168472	Spicy Italian Sausage and Black Bean Soup	2.561142
8	240939	Alita's Tomato Beef Stew	2.66323
9	35651	Scot Hibb's Killer Culinary Meal Loaf	2.819386
10	216814	Arroz Tapado (Rice-On-Top)	2.966906

Pada pengujian berikutnya, pengguna memasukkan kombinasi empat bahan sekaligus, yaitu beef, garlic, potato, dan tomato. Sistem kemudian menyaring seluruh resep yang mengandung keempat bahan tersebut atau minimal sejumlah bahan yang secara signifikan sesuai dengan input. Rekomendasi pertama adalah “Wedding Soup”, sebuah resep yang umumnya menggunakan beef, tomat, bawang putih, dan kentang. Jarak Euclidean yang diperoleh lebih tinggi dibandingkan uji single-ingredient karena inputnya lebih kompleks, sehingga sistem hanya dapat mengembalikan beberapa resep yang benar-benar cocok dengan keseluruhan kombinasi. Ini memperlihatkan bahwa semakin banyak bahan yang diinputkan, semakin spesifik dan ketat hasil rekomendasinya.

Input Pengguna

Tabel 4.13 Input form kombinasi beberapa bahan

Bahan	Kalori	Protein	Lemak	Karbo	Kolestrol	Natrium	Serat
duck onion pepper	medium	high	low	low	low	low	low

Ditemukan **12** resep yang cocok untuk “duck, onion, pepper” dan menampilkan 10 resep teratas yang sesuai dengan gizi yang diinputkan.

Perhitungan Hasil

Tabel 4.14 Hasil rekomendasi 10 resep teratas

Peringkat	ID Resep	Nama Resep (Tetangga)	Jarak (euclidean)
1	36908	Duck Adobo	1.795705
2	230047	Caribbean Chicken	1.95695
3	141099	Duck and Fontina Pizza With Rosemary and Caramelized Onions	2.002244
4	256888	Chef John's Pate de Campagne	2.158943

5	207282	Chicago Style Roast Duck	2.303234
6	18777	Roast Duck with Apple Dressing	2.947845
7	218788	Faye's Duck Dressing	3.681216
8	235356	Chef John's Duck, Sausage, and Shrimp Gumbo	3.761055
9	240607	Duck Fesenjan	3.781781
10	246668	Chef John's Cassoulet	4.223875

Pada pengujian ini, kombinasi bahan yang dimasukkan terdiri dari *duck*, *onion*, *pepper*. Dataset umumnya memiliki jumlah resep berbahan bebek lebih sedikit dibandingkan bahan umum seperti ayam atau daging sapi. Akibatnya, sistem hanya menemukan beberapa resep yang sesuai, dan seluruh resep pada tabel memang mengandung duck sebagai salah satu bahan. Resep pertama yang direkomendasikan adalah “*Duck Adobo*”, yang secara komposisi memang mendekati bahan input. Nilai jarak Euclidean relatif lebih besar menunjukkan bahwa variasi resep berbahan bebek dalam dataset tidak terlalu luas sehingga tingkat kemiripannya pun cenderung lebih rendah dibandingkan bahan populer lainnya.

Input Pengguna

Tabel 4.15 Input form berdasarkan kombinasi gizi

Bahan	Kalori	Protein	Lemak	Karbo	Kolestrol	Natrium	Serat
chicken	low	high	low	low	low	low	low

Perhitungan Hasil

Tabel 4.16 Hasil rekomendasi 10 resep teratas

Peringkat	ID Resep	Nama Resep (Tetangga)	Jarak (euclidean)
1	14722	Smothered Chops	0.828372
2	232169	Tandoori Chicken Skewers	0.879948
3	17268	Yogurt Chicken Curry	0.904865

4	177655	Crunchy No-Fry Chicken	0.907413
5	103144	Balsamic Chicken	0.916049
6	9013	Chili Chicken II	0.93147
7	218688	Lighter Chicken Egg Foo Young	0.932277
8	166278	Jalapeno-Lime Chicken	0.932811
9	104895	Lime-Garlic Chicken and Spinach Salad	0.93576
10	8748	Dee's Special Chicken	0.936146

Pada tahap ini, pengguna tetap memasukkan bahan chicken, namun profil gizinya disesuaikan menjadi *low calorie – high protein*. Sistem tetap memfilter resep berdasarkan bahan (harus mengandung chicken), lalu menghitung jarak Euclidean berdasarkan kesesuaian atribut gizi. Hasilnya, resep seperti “*Smothered Chops*”, “*Tandoori Chicken Skewers*”, dan “*Yogurt Chicken Curry*” muncul sebagai rekomendasi teratas karena tidak hanya mengandung chicken, tetapi juga memiliki karakteristik gizi yang paling mendekati input pengguna. Nilai jarak yang kecil menunjukkan bahwa dataset memiliki banyak resep ayam yang tergolong rendah kalori namun tinggi protein, sehingga rekomendasi menjadi lebih tepat.

Input Pengguna

Tabel 4.17 Input form berdasarkan kombinasi gizi

Bahan	Kalori	Protein	Lemak	Karbo	Kolestrol	Natrium	Serat
chicken	high	low	low	low	low	low	low

Perhitungan Hasil

Tabel 4.18 Hasil rekomendasi 10 resep teratas

Peringkat	ID Resep	Nama Resep (Tetangga)	Jarak (euclidean)
1	221512	Creamy Chicken Marsala	1.716845
2	231105	Poppy Seed Chicken Pasta Salad	1.748913
3	13819	Elegant Turkey Stuffing	1.752989

4	57844	Arancini	1.753253
5	22288	Cheesy Confetti Rice	1.782027
6	239836	White Wine and Mushroom Sauce	1.801752
7	220992	Chicken Caesar Spring Rolls	1.808997
8	49729	Egg Rolls a la Paye	1.833646
9	228106	Orzo with Feta, Cucumber and Tomato	1.838076
10	128922	Mushroom and Oyster Stuffing	1.841983

Pada pengujian terakhir, bahan utama tetap chicken, tetapi profil gizinya diganti menjadi high calorie – low protein. Sistem kembali menyeleksi semua resep yang mengandung chicken, lalu menghitung jarak Euclidean berdasarkan kecocokan gizi. Resep pertama yang muncul, “Creamy Chicken Marsala”, memiliki kandungan tinggi kalori dari penggunaan krim, keju, atau saus berat lainnya. Sementara itu, resep-resep di bawahnya seperti “Poppy Seed Chicken Pasta Salad” dan “Cheesy Confetti Rice” juga termasuk masakan yang cenderung mengandung kalori tinggi. Jarak Euclidean yang lebih besar dibandingkan uji sebelumnya menunjukkan bahwa kategori resep ayam tinggi kalori tetapi rendah protein jumlahnya lebih sedikit dalam dataset, sehingga tingkat kemiripannya tidak sekuat kategori makanan sehat pada uji sebelumnya.

4.1.3 Black Box Testing

Black Box Testing adalah metode pengujian perangkat lunak berbasis fungsionalitas, memeriksa apakah sistem berjalan sesuai spesifikasi dari perspektif pengguna, tanpa memperhatikan struktur internal program.

Tabel 4.19 Hasil pengujian Black Box Testing

No	Skenario Pengujian	Input	Proses yang Diharapkan	Output yang Diharapkan	Kesimpulan
1	Input nilai gizi lengkap dan 1 bahan utama	Kalori: high, Protein: low, Lemak: low, Karbohidrat: low, Sodium: low, Serat: 5, Kolesterol: low, Bahan: "ayam	Sistem memproses input, transformasi TF-IDF + normalisasi, cari tetangga terdekat dengan KNN	Rekomendasi 5 resep dengan bahan utama ayam ditampilkan di halaman web	Valid
2	Input kombinasi beberapa bahan	Bahan: "ayam, telur"	Sistem melakukan pencocokan kata kunci lalu memberikan rekomendasi berbasis kesamaan	Rekomendasi resep yang mengandung ayam dan/atau telur muncul	Valid
3	Input dengan batasan nilai gizi	Kalori: high, Protein: low. Bahan: "ayam"	Sistem memfilter berdasarkan nilai gizi rendah kalori lalu mencari resep terdekat dengan ayam	Rekomendasi resep rendah kalori berbahan ayam	Valid
4	Input kosong (tanpa bahan)	Form tidak diisi, klik submit	Sistem menolak input karena form required	Notifikasi error atau halaman tetap menampilkan form	Valid
5	Input bahan yang tidak ada di dataset	Bahan: "lamp"	Sistem tidak dapat menemukan bahan yang tidak tersedia pada data	Terdapat notifikasi bahwa system tidak menemukan resep mengandung "lamp"	Valid
6	Klik pada salah satu resep rekomendasi	User klik judul/gambar resep	Sistem membuka detail resep lalu menampilkan komposisi lengkap	Halaman detail resep tampil dengan informasi lengkap	Valid
7	Klik pada proses perhitungan KNN	User meng-klik tombol "Lihat Proses Perhitungan KNN"	Sistem membuka tab baru untuk detail perhitungan KNN	Halaman baru dari proses perhitungan KNN	Valid

4.2 Implementasi Sistem

Penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi dalam bentuk website menggunakan framework Flask. Framework Flask memungkinkan Python digunakan untuk pengolahan data, sementara HTML, CSS, dan JavaScript digunakan untuk menyajikan tampilan dan visualisasi data. Di bawah ini ditampilkan beberapa contoh antarmuka dari sistem yang telah dibuat.

4.2.1 Halaman Utama

Homepage adalah halaman pertama yang muncul ketika pengguna mengakses sebuah website.

Sistem Penentuan Resep Masakan

Filter Informasi Gizi (per porsi)

Kalori (kcal)	Lemak (g)	Karbohidrat (g)
<input type="text" value="Rendah"/>	<input type="text" value="Rendah"/>	<input type="text" value="Rendah"/>
Protein (g)	Kolesterol (mg)	Natrium (mg)
<input type="text" value="Rendah"/>	<input type="text" value="Rendah"/>	<input type="text" value="Rendah"/>
Serat (g)	<input type="text" value="Rendah"/>	

Bahan Utama yang Dicari

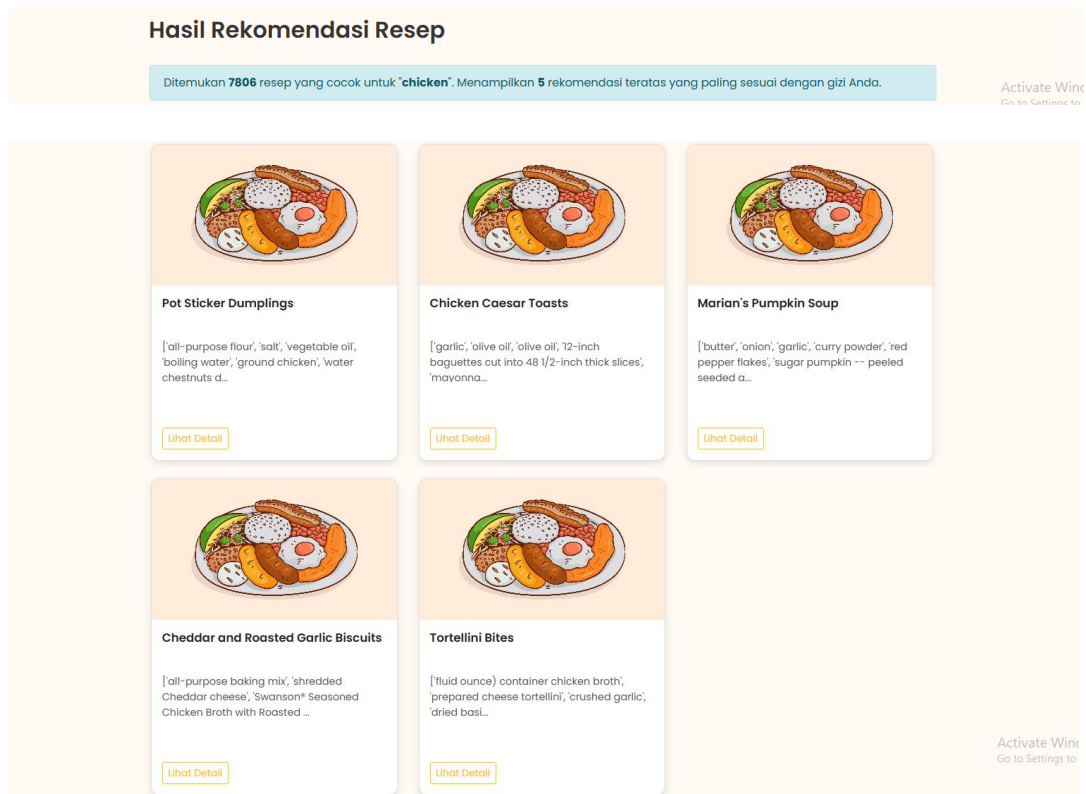
Pisahkan dengan spasi atau koma (contoh: ayam tahu)

Gambar 4.6 Halaman utama sistem

4.2.2 Halaman Hasil Rekomendasi

Halaman hasil rekomendasi adalah halaman yang muncul setelah pengguna melakukan interaksi dengan sistem, misalnya memasukkan kata kunci pencarian, memilih kategori, atau memilih resep tertentu. Halaman ini

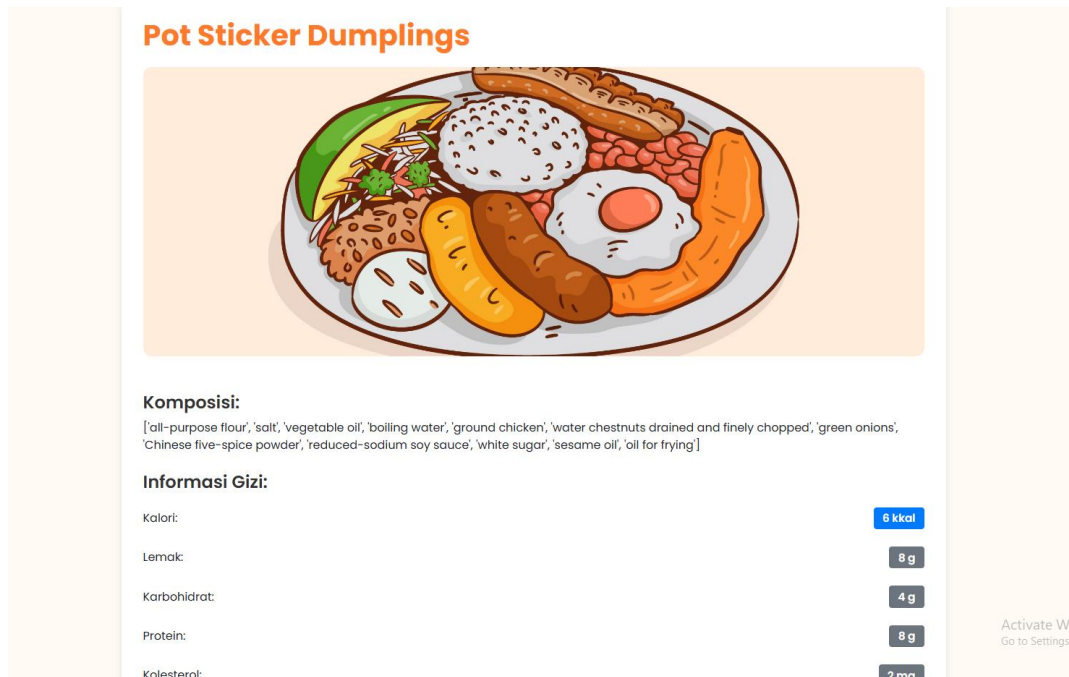
menampilkan daftar resep yang dianggap paling relevan berdasarkan sistem rekomendasi.



Gambar 4.7 Halaman hasil rekomendasi resep

4.2.3 Halaman Detail Resep

Halaman detail resep adalah halaman yang menampilkan informasi lengkap tentang satu resep tertentu setelah pengguna memilih resep dari daftar rekomendasi atau hasil pencarian. Halaman ini memungkinkan pengguna untuk memahami dan menyiapkan resep dengan mudah.



Gambar 4.8 Halaman detail resep

4.3 Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai sejauh mana model rekomendasi yang dibangun mampu memberikan hasil yang relevan dan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Pada penelitian ini, evaluasi berfokus pada aspek ketepatan rekomendasi (*accuracy of relevance*), yaitu seberapa banyak resep yang direkomendasikan benar-benar sesuai dengan bahan yang dicari oleh pengguna.

Karena tujuan utama sistem adalah menghasilkan rekomendasi yang tepat, bukan menghitung banyaknya seluruh item relevan dalam dataset, maka metode evaluasi yang digunakan adalah *Precision@10*. Metrik ini mengukur proporsi rekomendasi relevan dari 10 hasil teratas yang diberikan sistem. Pemilihan batas 10 rekomendasi berfungsi agar evaluasi tetap konsisten dan merepresentasikan

skenario penggunaan nyata, di mana pengguna umumnya hanya melihat rekomendasi pada urutan teratas.

Proses evaluasi dilakukan dengan menyiapkan beberapa kueri uji (*test query*) yang merepresentasikan berbagai jenis bahan makanan, seperti bahan tunggal (misalnya *Beef, Egg, Chicken*) hingga kombinasi beberapa bahan sekaligus (misalnya *Rice, Egg, Onion & Garlic*). Setiap kueri kemudian dijalankan pada sistem untuk menghasilkan 10 rekomendasi. Selanjutnya, seluruh hasil rekomendasi dinilai secara manual berdasarkan kesesuaian bahan dan konteks resep.

Setiap rekomendasi diklasifikasikan menjadi:

1. True Positive (TP) – rekomendasi yang relevan.
2. False Positive (FP) – rekomendasi yang tidak relevan.

Nilai presisi dihitung dari perbandingan antara TP dan total rekomendasi (10 item). Hasil perhitungan dari seluruh kueri kemudian diakumulasikan untuk memperoleh rata-rata presisi sistem, sehingga dapat diketahui performa sistem secara keseluruhan.

Dengan pendekatan ini, evaluasi tidak hanya menilai keberhasilan model dalam mencocokkan bahan, tetapi juga mengukur kemampuan sistem dalam memahami konteks bahan, kualitas filtering informasi gizi, dan akurasi metode yang digunakan.

Kueri Uji : Beef

Informasi Gizi : Kalori: medium, lemak: medium, karbohidrat: medium, protein: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.20 Hasil uji akurasi kueri beef

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Spaghetti Squash Beef Casserole	Relavan	1	0
2	Beef Samosas	Relavan	1	0
3	Wild Rice and Oyster Casserole	Tidak Relavan	0	1
4	Johnny Marzetti II	Relavan	1	0
5	Corned Beef-Stuffed Pumpernickel	Relavan	1	0
6	Black Bean & Beef Empanadas	Relavan	1	0
7	Creamed Beef with Rice	Relavan	1	0
8	French Onion Soup	Tidak Relavan	0	1
9	Chili Cheese Potato Skins	Relavan	1	0
10	Egg Roll Reuben Wraps	Relavan	1	0

Pengujian dimulai dengan kueri **“Beef”**, dengan karakteristik gizi bernilai *medium* pada seluruh atribut. Dari 10 rekomendasi, sistem menghasilkan presisi 80%, di mana 8 resep dinilai relevan. Dua FP yang muncul adalah “Wild Rice and Oyster Casserole” dan “French Onion Soup”. Keduanya menggunakan bahan berbasis *beef broth* atau *beef consommé*, yang oleh sistem dianggap relevan, tetapi secara manual dinilai tidak relevan karena tidak mengandung daging sapi utuh.

Kueri Uji : Egg

Informasi Gizi : Kalori: medium, lemak: medium, karbohidrat: medium, protein: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.21 Hasil uji akurasi kueri egg

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Cherry Clafouti	Relavan	1	0
2	Cheesy Potato Cakes	Relavan	1	0
3	Knoephla Soup	Relavan	1	0
4	Pancakes from Scratch	Relavan	1	0
5	Delicious Bread	Relavan	1	0

6	Banana Almond Chocolate Chip Muffins	Relavan	1	0
7	Deep-Fried Morel Mushrooms	Relavan	1	0
8	Jan's Simple and Tasty Egg Rolls	Relavan	1	0
9	Ranger Joe Cookies	Relavan	1	0
10	Noodles Romanoff I	Relavan	1	0

Pada kueri “Egg”, seluruh hasil rekomendasi (10 dari 10) dinilai relevan, sehingga presisi mencapai 100%. Hal ini dapat terjadi karena telur merupakan bahan yang sangat umum dan menjadi komponen utama atau pengikat pada banyak resep seperti roti, pancake, dan dessert.

Kueri Uji : Duck

Informasi Gizi : Kalori: medium, lemak: medium, karbohidrat: medium, protein: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.22 Hasil uji akurasi kueri duck

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Duck Fat Steak Fries	Relavan	1	0
2	Buckshot Duck with Wild and Brown Rice Stuffing	Relavan	1	0
3	Roasted Sherry Duck	Relavan	1	0
4	Roast Duck Legs With Red Wine Sauce	Relavan	1	0
5	Honey Duck	Relavan	1	0
6	Quick and Easy Crab Rangoon Dip	Tidak Relavan	0	1
7	Century Egg Rice Congee	Tidak Relavan	0	1
8	Duck and Fontina Pizza With Rosemary and Caramelized Onions	Relavan	1	0
9	Duck with Honey, Soy, and Ginger	Relavan	1	0
10	Chef John's Pate de Campagne	Relavan	1	0

Kueri “Duck” menghasilkan presisi 80% dengan dua FP, yakni “Quick and Easy Crab Rangoon Dip” dan “Century Egg Rice Congee”. Kedua resep ini mengandung *duck sauce* atau *preserved duck egg*, sehingga sistem membaca kata kunci sebagai relevan, meskipun tidak sesuai dengan konteks “duck meat” yang dimaksud pada kueri.

Kueri Uji : Rice, Egg, Onion & Garlic

Informasi Gizi : Kalori: medium, lemak: medium, karbohidrat: medium, protein: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.23 Hasil uji akurasi kombinasi beberapa kueri

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Easy Meat Fried Rice	Relavan	1	0
2	House Fried Rice	Relavan	1	0
3	Asian Corn Fritters	Tidak Relavan	0	1
4	Arancini	Relavan	1	0
5	Gyoza	Tidak Relavan	0	1
6	Chappy's Garlic Fried Rice	Relavan	1	0
7	Best Ever Veggie Burgers	Relavan	1	0
8	Vegetable Fried Rice	Tidak Relavan	0	1
9	Spinach Arancini	Relavan	1	0
10	Apple Fried Rice	Relavan	1	0

Pada kueri “Rice, Egg, Onion & Garlic”, presisi menurun menjadi 70%. Ketiga FP yang muncul disebabkan oleh kesalahan sistem dalam mengenali kata “rice”. Sistem menganggap “rice vinegar” atau “white rice flour” sebagai relevan, padahal kueri mengacu pada “rice” sebagai bahan makanan utama, bukan turunan olahan beras.

Kueri Uji : Tofu, Pepper & Garlic

Informasi Gizi : Kalori: medium, lemak: medium, karbohidrat: medium, protein: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.24 Hasil uji akurasi kueri tofu, pepper, garlic

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Crispy Tofu and Meat Wraps	Relavan	1	0
2	Tofu Vegetable Pot Pie	Relavan	1	0
3	Eggless Tofu Spinach Quiche	Relavan	1	0
4	Barb-a-fu	Tidak Relavan	0	1
5	Yellow Squash and Tofu Stir Fry	Relavan	1	0
6	Ma Po Tofu	Relavan	1	0
7	Tofu Tacos I	Tidak Relavan	0	1
8	Italian Tofu Meatballs	Relavan	1	0
9	Slimmed-Down Potato Salad	Relavan	1	0
10	Mango Tofu Tacos	Tidak Relavan	0	1

Pengujian “Tofu, Pepper & Garlic” juga menghasilkan presisi 70%. FP muncul karena sistem mendeteksi bahan yang bentuknya berbeda. Misalnya “garlic powder” dianggap sama dengan “garlic”, atau “Tofutti” dianggap sebagai “tofu”. Kesalahan ini menunjukkan sensitivitas KNN terhadap kemiripan kata pada fitur berbasis teks.

Kueri Uji : Carrot, Potato & Celery

Informasi Gizi : Kalori: medium, lemak: medium, karbohidrat: medium, protein: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.25 Hasil uji akurasi kombinasi beberapa kueri

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Cream of Chicken and Gnocchi Soup	Relavan	1	0
2	Beef Stew with Ale	Relavan	1	0
3	Easy Chicken and Gnocchi Soup	Relavan	1	0
4	Tourtiere (Meat Pie)	Relavan	1	0
5	Jack's Old-Fashioned Beef and Vegetable Soup	Relavan	1	0
6	Butternut Squash Sweet Potato Soup	Tidak Relavan	0	1
7	Veggie Pate	Relavan	1	0

8	Soup La Angelena	Relavan	1	0
9	Vegetable-Loaded Potato Stew	Relavan	1	0
10	Next Day Turkey Soup	Tidak Relavan	0	1

Pada kueri “Potato, Carrot, & Celery” mencatat presisi 80%. Dua FP muncul akibat perbedaan bentuk bahan. “Butternut Squash Sweet Potato Soup” dan Next Day Turkey Soup menggunakan *sweet potato*.

Kueri Uji : Chicken

Informasi Gizi : Protein: high, kalori: low, lemak: medium, karbohidrat: medium, kolestrol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.26 Hasil uji akurasi kueri chicken (tinggi protein, rendah kalori)

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Coconut Pecan Chicken	Relavan	1	0
2	Pasta, Chicken and Artichokes	Relavan	1	0
3	Buttermilk Chicken and Corn Flake Baked Casserole	Relavan	1	0
4	Peachy Chicken Picante	Relavan	1	0
5	Broccoli-Quinoa Casserole	Relavan	1	0
6	Maui Chicken	Relavan	1	0
7	Orange Mango Chicken	Relavan	1	0
8	Chicken Costa Brava	Relavan	1	0
9	Chicken and Melon Salad	Relavan	1	0
10	Garlic Onion Chicken Fajitas with Lime	Relavan	1	0

Pengujian “Chicken (High Protein)” menunjukkan presisi sempurna 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa untuk kueri tunggal berbahan jelas dan dengan filter gizi spesifik, sistem dapat mengenali resep yang relevan secara konsisten.

Kueri Uji : Noodle

Informasi Gizi : Protein: low, kalori: high, lemak: medium, karbohidrat: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.27 Hasil uji akurasi kueri noodle (tinggi kalori, rendah protein)

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Rosie's Bok Choy Salad	Relavan	1	0
2	Chinese Broccoli Slaw	Relavan	1	0
3	My Mom's Sausage and Rice Casserole	Relavan	1	0
4	Korean Sweet Potato Noodles (Japchae)	Relavan	1	0
5	Chicken Veggie Stir Fry	Relavan	1	0
6	Summer Cabbage Salad	Relavan	1	0
7	Christian Rice	Relavan	1	0
8	Stir-Fried Beef and Broccoli with Crisp Ramen Noodle Cake	Relavan	1	0
9	That's Good Moosh!	Relavan	1	0
10	Cloggers' Delight Salad	Relavan	1	0

Pada kueri “Noodle (High Calorie)”, presisi juga mencapai 100%.

Mayoritas resep menggunakan mie atau pasta sebagai bahan utama, sehingga model dapat memberikan rekomendasi yang sangat tepat.

Kueri Uji : Potato

Informasi Gizi : Protein: high, kalori: low, lemak: medium, karbohidrat: medium, kolesterol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.28 Hasil uji akurasi kueri potato (tinggi protein, rendah kalori)

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Spicy Tuna Fish Cakes	Relavan	1	0
2	Slow Cooker Beef Round Stew	Relavan	1	0
3	Wedding Soup	Tidak Relavan	0	1
4	Pressure Cooker Goat Curry	Relavan	1	0
5	Simple Salmon Chowder II	Relavan	1	0

6	New Mexico Green Chile Stew	Relavan	1	0
7	Parsley Spinach Chicken Stew	Relavan	1	0
8	Paleo Slow Cooker Sirloin	Relavan	1	0
9	Filipino Chicken Curry	Relavan	1	0
10	Baked Crispy Potato Chicken	Tidak Relavan	0	1

Untuk kueri “Potato (High Calorie)”, presisi 80% diperoleh. Dua FP seperti “Wedding Soup” terjadi karena penggunaan bahan seperti *sweet potato* yang berbeda dari kentang biasa. Sedangkan FP lain muncul karena kentang hanya digunakan sebagai komponen minor dalam resep.

Kueri Uji : Salmon

Informasi Gizi : Protein: low, kalori: high, lemak: medium, karbohidrat: medium, kolestrol: medium, natrium: medium, serat: medium.

Tabel 4.29 Hasil uji akurasi kueri salmon (tinggi kalori, rendah protein)

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Salmon and Potato Pie	Relavan	1	0
2	Roasted Garlic Potato Soup with Smoked Salmon	Relavan	1	0
3	Smoked Salmon Pasta Salad	Relavan	1	0
4	Easy Grilled Salmon Pasta	Relavan	1	0
5	Asian Salmon Cakes with Creamy Miso and Sake Sauce	Relavan	1	0
6	Karen's Salmon Salad	Relavan	1	0
7	Grilled Hawaiian Salmon with Strawberry Pineapple Salsa	Tidak Relavan	0	1
8	Creamy Smoked Salmon Pasta	Relavan	1	0
9	BBQ Salmon and Fruit Skewers	Relavan	1	0
10	Super Easy Salmon Cakes	Relavan	1	0

Kueri terakhir, “Salmon”, menghasilkan presisi 90%. FP terjadi pada “Grilled Hawaiian Salmon”, karena resep tersebut hanya menggunakan *skin-on salmon fillets*. Secara manual dinilai tidak relevan karena tidak memanfaatkan bagian daging salmon sesuai konteks kueri.

Tabel berikut merangkum hasil evaluasi untuk seluruh kueri uji :

Tabel 4.30 Hasil evaluasi seluruh kueri

No.	Kueri Uji	Total Rekomendasi (k)	True Positive (TP)	False Positive (FP)	Akurasi (Precision@10)
1	Beef	10	8	2	80.00%
2	Egg	10	10	0	100.00%
3	Duck	10	8	2	80.00%
4	Rice, Egg, Onion & Garlic	10	7	3	70.00%
5	Tofu, Pepper & Garlic	10	7	3	70.00%
6	Potato, Carrot, Tomato & Celery	10	8	2	80.00%
7	Chicken (High Protein)	10	10	0	100.00%
8	Noodle (High Calorie)	10	10	0	100.00%
9	Potato (High Protein)	10	8	2	80.00%
10	Salmon (High Calorie)	10	9	1	90.00%
	Rata-rata	100	85	15	85.00%

Setelah menghitung nilai presisi untuk masing-masing dari 10 kueri uji, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai rata-rata presisi keseluruhan. Perhitungan ini dilakukan untuk mengetahui performa umum sistem rekomendasi, bukan hanya pada satu jenis kueri tertentu.

Rata-rata presisi dihitung menggunakan rumus:

$$Precision \text{ rata-rata} = \frac{\sum_{i=1}^n Precision_i}{n}$$

dengan keterangan:

n = jumlah kueri uji (dalam penelitian ini, $n = 10$),

$Precision_i$ = nilai presisi dari kueri ke- i .

Contohnya, seluruh nilai presisi dari 10 kueri adalah:

80%, 100%, 80%, 70%, 70%, 80%, 100%, 100%, 80%, 90%.

Kemudian dijumlahkan:

$$80 + 100 + 80 + 70 + 70 + 80 + 100 + 100 + 80 + 90 = 850$$

Lalu dibagi jumlah kueri (10):

$$Precision \text{ Rata-rata} = \frac{850}{10} = 85\%$$

Dengan demikian, rata-rata $Precision@10$ yang diperoleh sistem adalah 85%, yang berarti secara keseluruhan sistem mampu memberikan rekomendasi relevan sebanyak 85 dari setiap 100 rekomendasi yang dihasilkan.

Lalu untuk membuktikan keakuratan sistem secara lebih menyeluruh, dilakukan evaluasi tambahan menggunakan data uji yang diambil langsung dari dataset. Pada tahap ini, sebanyak 200 baris data resep dipilih secara acak dari keseluruhan dataset. Data tersebut kemudian diuji menggunakan sistem rekomendasi dengan tiga kueri uji bahan, yaitu egg, beef, dan chicken. Pemilihan ketiga bahan ini didasarkan pada tingkat kemunculannya yang cukup umum dalam resep, sehingga dapat merepresentasikan performa sistem pada bahan yang sering digunakan.

Tabel 4.31 Evaluasi kueri egg

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Strawberries 'n' Cream Croissant Cups	Relavan	1	0
2	Pumpkin Crisp	Relavan	1	0
3	Gyoza (Japanese Potstickers)	Relavan	1	0
4	Oatmeal Peanut Butter Chocolate Bars	Relavan	1	0
5	Cornmeal Millet Poppy Seed Muffins	Relavan	1	0
6	Butterscotch Pecan Cookies	Relavan	1	0
7	Chocolate Sugar Drop Cookies	Relavan	1	0
8	Peanut Butter Banana Oatmeal Raisin	Relavan	1	0
9	Cat Poop Cookies III	Relavan	1	0
10	Easy Salsa Meatloaf	Relavan	1	0
11	Brookies (Fudgy Brownie Cookies)	Relavan	1	0
12	Coconut Cream Tarts	Relavan	1	0
13	Apple Galette	Relavan	1	0
14	Kentucky Banana Pudding	Relavan	1	0
15	Schaum Torte	Relavan	1	0
16	Quick Gnocchi	Relavan	1	0
17	Idaho-Style Finger Steaks	Relavan	1	0
18	Crispy Kung Pao Chicken	Relavan	1	0
19	Simple Stromboli	Tidak Relavan	0	1

Berdasarkan hasil penelusuran manual terhadap 200 resep, diketahui bahwa terdapat 19 resep yang benar-benar mengandung bahan telur (egg). Sistem kemudian diberikan kueri *egg* dan menghasilkan daftar rekomendasi sebagaimana ditunjukkan pada tabel pengujian.

Dari hasil tersebut, 18 resep dinilai relevan (True Positive) karena secara eksplisit menggunakan telur sebagai bahan utama maupun pendukung. Sementara itu, terdapat 1 resep yang dinilai tidak relevan (False Positive), yaitu *Simple Stromboli*, karena hanya menggunakan putih telur saja. Dengan demikian, nilai *precision* untuk kueri *egg* pada pengujian ini adalah 18/19 atau sebesar 94,7%.

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi resep berbahan telur, terutama karena telur merupakan bahan yang umum dan mudah terdeteksi dalam daftar bahan resep.

Tabel 4.32 Evaluasi kueri beef

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Nonie's Best BBQ	Relavan	1	0
2	Grands!® Cheesy BBQ Cups	Relavan	1	0
3	Skillet Lasagna from Land O'Lakes®	Relavan	1	0
4	Tim's Lamb Stew	Tidak Relavan	0	1
5	Easy Salsa Meatloaf	Relavan	1	0
6	Home-Style Vegetable Beef Soup	Relavan	1	0
7	Flatlander Chili	Relavan	1	0
8	Easy Taco Skillet	Relavan	1	0
9	Big Ben's Beef Machaca	Relavan	1	0
10	Dalton's Beans	Relavan	1	0
11	Really Awesome Chili	Relavan	1	0
12	Idaho-Style Finger Steaks	Relavan	1	0
13	Italian Rib Eye	Relavan	1	0
14	Best Korean Bulgogi	Relavan	1	0

Pada kueri *beef*, dari 200 data resep yang diuji terdapat 14 resep yang benar-benar menggunakan daging sapi (*beef*). Berdasarkan hasil rekomendasi sistem, 13 resep dinilai relevan (True Positive) karena memang menggunakan *beef* sebagai bahan utama. Namun, terdapat 1 resep yang dikategorikan sebagai False Positive, yaitu *Tim's Lamb Stew*, yang menggunakan daging kambing (*lamb*) dan kaldu sapi (*beef broth*) sehingga tidak sesuai dengan kriteria bahan *beef*.

Dengan demikian, nilai *precision* untuk kueri *beef* adalah 13/14 atau sebesar 92,9%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem cukup akurat dalam membedakan bahan daging sapi dari jenis daging lain, meskipun masih terdapat kesalahan akibat kemiripan konteks bahan protein hewani.

Tabel 4.33 Evaluasi kueri chicken

K	Nama Resep	Penilaian (TP/FP?)	TP	FP
1	Daniel Boone's Favorite Honey-Fried Chicken	Relavan	1	0
2	Turkey and Spinach Rice Bowl	Relavan	1	0
3	Thai-Style Chicken Wings	Relavan	1	0
4	Easy Deviled Chicken	Relavan	1	0
5	Grilled Asian Chicken	Relavan	1	0
6	Margie's Sour Cream	Tidak Relavan	0	1
7	Grilled Chicken with Herbs	Relavan	1	0
8	Chicken Karaage (Japanese Fried Chicken)	Relavan	1	0
9	Chinese Chicken Salad III	Relavan	1	0
10	Easy Broccoli Quinoa Soup	Tidak Relavan	0	1
11	Chicken Jerusalem II	Relavan	1	0
12	Lemon Pepper Pasta with Chicken and Vegetable	Relavan	1	0
13	Thai Chicken Burgers	Relavan	1	0
14	Brown Spanish Rice	Tidak Relavan	0	1
15	Marian's Pumpkin Soup	Tidak Relavan	0	1
16	Mary's Pecan Crusted Chicken	Relavan	1	0

17	Spicy Mediterranean Chicken with Sausage-Stuffed Cherry Peppers	Relavan	1	0
18	Saltimbocca alla Pollo	Relavan	1	0
19	Squash Stuffed With Dates and Onion	Relavan	1	0
20	Ramen Noodle Frittata	Tidak Relavan	0	1
21	Quick and Easy Sweet Potato Soup	Tidak Relavan	0	1
22	Country Fried Chicken	Relavan	1	0
23	Creamy Chicken and Rice	Relavan	1	0
24	Grilled Chicken Taco Salad	Relavan	1	0
25	Crispy Kung Pao Chicken	Relavan	1	0

Selanjutnya, pada kueri *chicken*, hasil identifikasi manual menunjukkan terdapat 25 resep yang mengandung bahan ayam dari 200 data uji. Berdasarkan tabel hasil rekomendasi, sistem berhasil merekomendasikan 19 resep yang relevan (True Positive). Namun demikian, terdapat 6 resep yang dinilai tidak relevan (False Positive), seperti *Margie's Sour Cream*, *Easy Broccoli Quinoa Soup*, *Brown Spanish Rice*, dan beberapa resep sup atau hidangan yang tidak menggunakan daging ayam lainnya.

Kesalahan ini umumnya disebabkan oleh kemunculan kata *chicken* dalam konteks lain, seperti kaldu ayam (*chicken broth*), bumbu, atau kemiripan vektor bahan akibat kombinasi bahan lain yang dominan. Dengan demikian, nilai *precision* untuk kueri *chicken* adalah 19/25 atau sebesar 76%.

Berdasarkan ketiga skenario pengujian tambahan tersebut, diperoleh nilai *precision* sebagai berikut:

1. Kueri *egg* : 94,7%
2. Kueri *beef* : 92,9%
3. Kueri *chicken* : 76,0%

Rata-rata *precision* keseluruhan dihitung dengan menjumlahkan ketiga nilai *precision* dan membaginya dengan jumlah kueri uji, sehingga diperoleh nilai rata-rata sebesar 87,8%.

4.4 Pembahasan

Hasil pada penelitian ini diawali dengan penentuan kombinasi parameter terbaik pada metode K-Nearest Neighbor (KNN), yang meliputi pemilihan nilai K dan jenis metrik jarak yang digunakan. Parameter K diuji pada beberapa nilai, yaitu K = 3, 5, 7, dan 10, sedangkan metrik jarak yang digunakan terdiri dari *Euclidean Distance*, *Manhattan Distance*, dan *Cosine Similarity*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan F1-score untuk setiap kombinasi parameter, kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh gambaran performa sistem secara umum. Secara matematis, *precision* merepresentasikan proporsi rekomendasi yang relevan terhadap seluruh rekomendasi yang dihasilkan, sedangkan *recall* mengukur kemampuan sistem dalam menemukan seluruh item relevan yang ada dalam dataset. F1-score digunakan sebagai ukuran keseimbangan antara *precision* dan *recall*, sehingga dapat mencerminkan performa sistem secara lebih menyeluruh.

Berdasarkan grafik 4.1 yaitu hasil pengujian pada nilai K = 3, sistem menunjukkan nilai *precision* yang sangat tinggi pada hampir seluruh metrik dan kueri. *Precision* pada metrik *Euclidean* mencapai nilai 1,00 untuk kueri *chicken*, *beef*, dan *egg*, dengan nilai *recall* masing-masing sebesar 0,000384, 0,000741, dan 0,000210. Pola serupa juga terlihat pada metrik *Cosine*, di mana *precision* bernilai 1,00 pada kueri *chicken* dan *egg*, namun mengalami penurunan menjadi

0,67 pada kueri *beef*, dengan nilai recall berkisar antara 0,000210 hingga 0,000494. Pada metrik Manhattan, precision berada pada rentang 0,67 hingga 1,00 dengan nilai recall yang relatif lebih rendah, yaitu antara 0,000210 hingga 0,000741.

Nilai precision yang mendekati atau sama dengan 1 menunjukkan bahwa hampir seluruh resep yang direkomendasikan oleh sistem pada $K = 3$ bersifat relevan. Namun, nilai recall yang sangat kecil, seluruhnya berada di bawah 0,001, mengindikasikan bahwa sistem hanya mampu mengambil sebagian yang sangat kecil dari total resep relevan yang tersedia. Kondisi ini menyebabkan nilai F1-score pada $K = 3$ tetap rendah meskipun precision sangat tinggi, sehingga kombinasi parameter pada nilai K ini belum mampu memberikan keseimbangan performa yang optimal.

Pada grafik 4.2 pengujian nilai $K = 5$, terlihat adanya perubahan pola performa dibandingkan dengan $K = 3$. Precision pada metrik Euclidean berada pada nilai 0,80 untuk kueri *chicken* dan tetap mencapai 1,00 pada kueri *beef* dan *egg*, sementara nilai recall meningkat menjadi 0,000512, 0,001235, dan 0,000350. Peningkatan recall ini menunjukkan bahwa sistem mulai mampu menjangkau lebih banyak resep relevan seiring dengan bertambahnya jumlah tetangga yang dipertimbangkan.

Pada metrik Cosine, precision mengalami penurunan pada kueri *beef* hingga 0,60, dengan recall sebesar 0,000741, sedangkan pada kueri *egg* precision tetap bernilai 1,00 dengan recall 0,000350. Metrik Manhattan menunjukkan precision yang bervariasi antara 0,60 hingga 1,00 dengan nilai

recall maksimum sebesar 0,000988 pada kueri *beef*. Secara keseluruhan, peningkatan nilai recall pada $K = 5$ diikuti oleh sedikit penurunan precision, yang mencerminkan mulai munculnya kompromi antara ketepatan dan cakupan rekomendasi. Hal ini berdampak pada peningkatan nilai F1-score dibandingkan $K = 3$, meskipun performanya belum optimal.

Grafik 4.3 pengujian pada nilai $K = 7$ menunjukkan peningkatan recall yang lebih konsisten pada seluruh metrik jarak. Pada metrik Euclidean, precision untuk kueri *chicken* berada pada angka 0,57 dengan recall sebesar 0,000512, sedangkan kueri *beef* dan *egg* mempertahankan precision 1,00 dengan recall meningkat menjadi 0,001730 dan 0,000490. Peningkatan ini menunjukkan bahwa sistem semakin efektif dalam mendeteksi resep-resep relevan yang tersebar di dalam dataset.

Metrik Cosine pada nilai $K = 7$ memperlihatkan precision sebesar 0,86 pada kueri *chicken* dan 0,57 pada kueri *beef*, dengan recall masing-masing sebesar 0,000769 dan 0,000988. Sementara itu, Manhattan Distance menghasilkan precision antara 0,57 hingga 1,00 dengan recall maksimum mencapai 0,001483 pada kueri *beef*. Secara numerik, peningkatan recall yang cukup signifikan pada $K = 7$ diikuti oleh fluktuasi precision yang masih berada dalam batas wajar, sehingga nilai F1-score terus mengalami peningkatan dibandingkan K sebelumnya.

Pada grafik 4.4 pengujian nilai $K = 10$, sistem menunjukkan performa yang paling seimbang secara numerik. Pada metrik Euclidean, precision untuk kueri *chicken* bernilai 0,60 dengan recall 0,000769, sedangkan pada kueri *beef*

dan *egg* precision tetap mencapai 1,00 dengan recall meningkat masing-masing menjadi 0,002471 dan 0,000699. Nilai recall pada kueri *beef* merupakan nilai tertinggi yang diperoleh pada seluruh pengujian, yang menunjukkan bahwa sistem mampu menjangkau resep relevan dalam jumlah yang lebih besar.

Metrik Cosine menunjukkan precision sebesar 0,90 pada kueri *chicken* dan 0,50 pada kueri *beef*, dengan recall berkisar antara 0,001153 hingga 0,001235. Sementara itu, Manhattan Distance menghasilkan precision antara 0,60 hingga 1,00 dengan recall maksimum sebesar 0,001977. Secara keseluruhan, nilai recall pada $K = 10$ meningkat paling signifikan dibandingkan nilai K sebelumnya, sementara precision tetap berada pada tingkat yang relatif tinggi. Kondisi ini menghasilkan nilai F1-score tertinggi di antara seluruh nilai K yang diuji.

Berdasarkan grafik 4.5 rangkuman performa rata-rata, kombinasi $K = 10$ menghasilkan nilai rata-rata F1-score tertinggi, khususnya pada metrik *Euclidean Distance* dengan nilai sebesar 0,0022. Nilai ini lebih tinggi dibandingkan kombinasi $K = 7$ (0,0015), $K = 5$ (0,0011), dan $K = 3$ (0,0007). Peningkatan F1-score yang konsisten seiring bertambahnya nilai K menunjukkan bahwa penambahan jumlah tetangga terdekat memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan kemampuan sistem dalam menangkap resep relevan. Oleh karena itu, secara numerik dan analitis, nilai $K = 10$ dengan metrik *Euclidean Distance* dipilih sebagai kombinasi parameter terbaik pada sistem rekomendasi resep yang dikembangkan.

Setelah kombinasi parameter terbaik diperoleh, pembahasan dilanjutkan dengan analisis karakteristik dataset berdasarkan tingkat kemiripan antar resep. Pada tahap ini, sistem menghitung jarak Euclidean antara vektor input pengguna dan vektor setiap resep dalam dataset. Jarak Euclidean yang semakin kecil menunjukkan bahwa resep tersebut memiliki tingkat kemiripan yang semakin tinggi terhadap input, baik dari sisi komposisi bahan maupun profil nilai gizi. Secara matematis, perhitungan jarak ini melibatkan selisih kuadrat antara setiap fitur yang kemudian dijumlahkan dan diakarkan, sehingga setiap perbedaan kecil pada fitur bahan atau gizi akan memengaruhi nilai jarak secara keseluruhan. Hasil pengujian pada tabel karakteristik dataset memperlihatkan bahwa resep dengan jarak terkecil umumnya memiliki struktur bahan utama yang sama atau sangat mendekati bahan yang diinputkan pengguna, serta nilai gizi yang berada pada rentang yang sejalan dengan batasan yang diberikan. Hal ini membuktikan bahwa representasi fitur yang digunakan telah mampu menangkap pola kemiripan secara semantik dan numerik.

Lalu pada pengujian pertama, pengguna memasukkan bahan utama “chicken” dan sistem secara otomatis melakukan proses pencarian resep yang di dalam komposisinya memuat bahan ayam. Dijelaskan bahwa input dari bahan ayam tersebut menghasilkan 7790 resep masakan dengan jarak kemiripan berkisar dari angka 0.863848 – 1.017318, hal ini menunjukkan bahwa jarak antar satu resep dengan resep yang lain berdekatan. Kemudian untuk resep berbahan “beef” menghasilkan 4038 resep masakan dengan jarak menunjukkan angka 0.921433 – 1.190332, nilai ini termasuk kecil artinya jarak antar resep

masih sangat berdekatan. Namun pada pengujian untuk kombinasi beberapa bahan yaitu “beef, garlic, tomato dan potato” menghasilkan hanya 12 resep masakan dengan jarak 1.481106 – 2966906, dapat dilihat bahwa jarak euclidean yang diperoleh lebih tinggi dibandingkan uji single-ingredient karena inputnya lebih kompleks, sehingga sistem hanya dapat mengembalikan beberapa resep yang benar-benar cocok dengan keseluruhan kombinasi. Ini memperlihatkan bahwa semakin banyak bahan yang diinputkan, semakin spesifik dan ketat hasil rekomendasinya. Yang terakhir untuk kombinasi beberapa bahan yaitu “duck, onion dan pepper” menghasilkan 12 resep masakan dengan jarak kedekatan pada angka 1.795705 – 4.223875, hal ini karena memang umumnya dataset memiliki jumlah resep berbahan bebek lebih sedikit dibandingkan bahan umum seperti ayam atau daging sapi. Akibatnya, sistem hanya menemukan beberapa resep yang sesuai, dapat dilihat bahwa dari 3 bahan tersebut hanya terdapat 12 resep saja yang muncul. Nilai jarak Euclidean relatif lebih besar menunjukkan bahwa variasi resep berbahan bebek dalam dataset tidak terlalu luas sehingga tingkat kemiripannya pun cenderung lebih rendah dibandingkan bahan populer lainnya apalagi dalam hal ini ditambah 2 bahan lainnya.

Evaluasi sistem kemudian dilakukan menggunakan skenario 100 sampel data, yang terdiri dari 10 kueri uji dengan input satu bahan terdapat 3 kueri yaitu beef, egg dan duck, lalu input kombinasi beberapa bahan (Rice, Egg, Onion dan Garlic), (Tofu, Pepper dan Garlic), (Carrot, Potato dan Celery), yang terakhir adalah input batasan nilai gizi dengan 4 kueri yaitu Chicken, Noodle, Potato dan Salmon dengan masing-masing kueri menghasilkan 10 hasil rekomendasi,

sehingga total rekomendasi yang dianalisis berjumlah 100. Fokus evaluasi pada tahap ini adalah mengukur ketepatan rekomendasi teratas menggunakan metrik *Precision@10*. Pendekatan ini dipilih karena sistem rekomendasi pada praktiknya lebih menekankan kualitas hasil teratas yang dilihat pengguna dibandingkan kemampuan menemukan seluruh item relevan dalam dataset. Setiap rekomendasi dievaluasi secara manual dan diklasifikasikan sebagai True Positive (TP) apabila resep mengandung bahan sesuai kueri dan konteks pencarian, atau False Positive (FP) apabila tidak memenuhi kriteria tersebut. Nilai presisi untuk setiap kueri dihitung sebagai perbandingan antara jumlah TP dan total rekomendasi yang diberikan, yaitu 10 resep.

Hasil evaluasi terhadap 10 kueri uji menunjukkan variasi nilai presisi yang dipengaruhi oleh kompleksitas kueri. Kueri berbahan tunggal dengan konteks jelas, seperti Egg, Chicken (High Protein), dan Noodle (High Calorie), cenderung menghasilkan presisi tinggi hingga mencapai 100%. Sebaliknya, kueri kombinasi bahan atau kueri dengan potensi ambiguitas istilah, seperti Rice, Egg, Onion & Garlic serta Tofu, Pepper & Garlic, menunjukkan penurunan presisi akibat kesalahan interpretasi sistem terhadap turunan bahan atau kemiripan istilah pada fitur berbasis teks. Meskipun demikian, setelah seluruh nilai presisi dijumlahkan dan dirata-ratakan secara matematis, sistem memperoleh nilai *Precision@10* sebesar 85%, yang menunjukkan bahwa dari setiap 100 rekomendasi yang dihasilkan, 85 di antaranya dinilai relevan.

Untuk memperkuat validitas hasil tersebut, dilakukan evaluasi lanjutan menggunakan 200 baris data resep yang diambil secara acak dari dataset.

Evaluasi ini bertujuan untuk menguji konsistensi sistem dalam skala data yang lebih besar dan dengan pendekatan yang lebih mendekati kondisi sebenarnya. Pada tahap ini, sistem diuji menggunakan kueri egg, beef, dan chicken, kemudian hasil rekomendasi dibandingkan dengan jumlah resep relevan yang benar-benar tersedia dalam 200 data tersebut. Pendekatan ini memungkinkan analisis yang lebih objektif terhadap kemampuan sistem dalam mengidentifikasi resep relevan di antara data yang lebih beragam.

Berdasarkan Tabel 4.31, dari hasil penelusuran manual terhadap 200 data resep diketahui bahwa terdapat 19 resep yang benar-benar mengandung bahan telur (*egg*). Ketika sistem diberikan kueri *egg*, sistem menghasilkan 19 rekomendasi teratas. Dari keseluruhan rekomendasi tersebut, sebanyak 18 resep diklasifikasikan sebagai *True Positive* dan 1 resep diklasifikasikan sebagai *False Positive*.

Resep yang dinilai tidak relevan adalah *Simple Stromboli*, karena hanya menggunakan putih telur dan tidak menjadikan telur sebagai bahan utama maupun bahan pendukung utama sesuai dengan kriteria evaluasi. Secara numerik, nilai precision untuk kueri *egg* dihitung dengan membagi jumlah *True Positive* sebanyak 18 dengan total rekomendasi sebanyak 19, sehingga diperoleh nilai precision sebesar $18/19$ atau 0,947 (94,7%). Nilai ini menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat ketepatan yang sangat tinggi dalam mengidentifikasi resep berbahan telur.

Lalu berdasarkan Tabel 4.32, dari 200 data resep yang dianalisis secara manual terdapat 14 resep yang benar-benar menggunakan daging sapi (*beef*)

sebagai bahan utama. Hasil rekomendasi sistem menunjukkan bahwa dari 14 resep yang direkomendasikan, sebanyak 13 resep termasuk dalam kategori *True Positive* dan 1 resep termasuk dalam kategori *False Positive*. Resep yang dikategorikan sebagai *False Positive* adalah *Tim's Lamb Stew*, yang menggunakan daging kambing (*lamb*) sebagai bahan utama dan hanya memanfaatkan kaldu sapi (*beef broth*). Hal ini menyebabkan sistem keliru dalam mengklasifikasikan resep tersebut sebagai resep berbahan *beef*. Nilai precision untuk kueri *beef* dihitung sebesar $13/14$ atau 0,929 (92,9%). Hasil ini menunjukkan bahwa sistem cukup akurat dalam membedakan resep berbahan daging sapi, meskipun masih terdapat kesalahan akibat kemiripan konteks bahan protein hewani.

Terakhir pada tabel 4.33, hasil identifikasi manual menunjukkan bahwa dari 200 data uji terdapat 25 resep yang mengandung bahan ayam (*chicken*). Sistem kemudian merekomendasikan 25 resep teratas, di mana sebanyak 19 resep diklasifikasikan sebagai *True Positive* dan 6 resep diklasifikasikan sebagai *False Positive*. Resep-resep yang dinilai tidak relevan umumnya tidak menggunakan daging ayam secara langsung, melainkan hanya menggunakan kaldu ayam atau memiliki kemiripan vektor bahan akibat kombinasi bahan lain yang dominan, seperti pada resep *Margie's Sour Cream*, *Easy Broccoli Quinoa Soup*, dan *Brown Spanish Rice*. Secara perhitungan, nilai precision untuk kueri *chicken* diperoleh dari $19/25$ atau sebesar 0,76 (76%). Nilai ini lebih rendah dibandingkan kueri *egg* dan *beef*, yang menunjukkan bahwa identifikasi bahan ayam memiliki tingkat kompleksitas yang lebih tinggi.

Berdasarkan hasil evaluasi tambahan menggunakan data uji acak, diperoleh nilai precision sebesar 94,7% pada kueri *egg*, 92,9% pada kueri *beef*, dan 76,0% pada kueri *chicken*. Nilai rata-rata precision keseluruhan dihitung dengan menjumlahkan ketiga nilai precision tersebut dan membaginya dengan jumlah kueri uji, sehingga diperoleh nilai rata-rata precision sebesar 87,8%. Nilai rata-rata precision tersebut menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang dikembangkan memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam mengidentifikasi resep berdasarkan bahan yang tersedia. Evaluasi ini memperkuat hasil pengujian sebelumnya serta menunjukkan bahwa sistem mampu bekerja secara konsisten pada data uji yang dipilih secara acak dari dataset.

Berdasarkan seluruh tahapan pembahasan tersebut, dapat disimpulkan bahwa pendekatan K-Nearest Neighbor yang digunakan dalam penelitian ini tidak hanya efektif secara matematis dalam mengukur kemiripan antar resep, tetapi juga layak secara praktis dalam memberikan rekomendasi resep berdasarkan bahan yang tersedia. Integrasi fitur bahan berbasis TF-IDF dan fitur nilai gizi numerik terbukti mampu meningkatkan kualitas rekomendasi, sementara evaluasi berlapis melalui pengujian parameter, analisis kemiripan, serta evaluasi 100 dan 200 sampel data memberikan gambaran kinerja sistem yang komprehensif.

4.5 Integrasi dalam Islam

Penelitian ini tidak hanya berfokus pada aspek teknis pengembangan sistem rekomendasi resep, tetapi juga mempertimbangkan integrasi nilai-nilai Islam sebagai landasan etika dan tanggung jawab. Dalam perspektif Islam, ilmu

pengetahuan dan teknologi harus diarahkan untuk kebaikan manusia dan keberkahan alam, serta senantiasa mengingat hubungan manusia dengan Allah.

Pertama, hubungan dengan Allah tercermin dalam tujuan penelitian ini, yaitu sebagai sarana ikhtiar manusia untuk menjalankan perintah Allah dalam menghindari pemborosan. Dengan merekomendasikan resep berdasarkan bahan yang tersedia, sistem membantu pengguna memanfaatkan bahan makanan secara efektif sehingga mengurangi risiko pembuangan makanan yang masih layak konsumsi. Upaya ini mencerminkan bentuk rasa syukur kepada Allah melalui pemanfaatan nikmat-Nya secara tepat dan tidak berlebihan. :

وَاتِذَا الْقُرْأَىٰ حَقَّهُ ۖ وَالْمِسْكِينَ وَابْنَ السَّبِيلِ وَلَا تَبْذِرْ تَبْذِيرًا ۚ ٢٦

“Dan berikanlah haknya kepada kerabat dekat, juga kepada orang miskin dan orang yang dalam perjalanan; dan janganlah kamu menghambur-hamburkan (hartamu) secara boros.” (QS. al-Isra’: 26)

إِنَّ الْمُبَذِّرِينَ كَانُوا إِخْوَانَ الشَّيْطَانِ ۖ وَكَانَ الشَّيْطَانُ لِرَبِّهِ ۖ كَفُورًا ۚ ٢٧

“Sesungguhnya orang-orang yang pemboros itu adalah saudara setan dan setan itu sangat ingkar kepada Tuhannya.” (QS. al-Isra’: 27)

Tafsir Al-Wajiz dalam ayat ini menjelaskan sesungguhnya orang-orang yang boros adalah pasangan (saudara) setan karena pemborosan itu termasuk godaan setan. Dan setan itu sangat kufur atas nikmat-nikmat Tuhannya. (Tafsir al-Wajiz, al-Isra’: 26-27)

Lalu dari Zubdatut Tafsir menekankan, (Sesungguhnya pemboros-pemboros itu adalah saudara-saudara syaitan) Dan berlebih-lebihan dalam membelanjakan harta merupakan bagian dari godaan setan, sehingga jika ada orang

yang melakukannya maka ia telah mentaati dan mengikuti setan. (dan syaitan itu adalah sangat ingkar kepada Tuhannya) Yang tidak berbuat kecuali keburukan dan tidak menyuruh kecuali menyuruh untuk berbuat keburukan. Dan orang yang menghambur-hamburkan harta adalah orang yang sangat ingkar terhadap nikmat Allah. (Zubdatut Tafsir, al-Isra: 26-27).

Allah SWT berfirman dalam QS. al-Isra' ayat 26–27 yang menegaskan larangan pemborosan dan menyatakan bahwa perbuatan tersebut merupakan bagian dari godaan setan. Tafsir Al-Wajiz dan Zubdatut Tafsir menjelaskan bahwa perilaku boros mencerminkan sikap kufur terhadap nikmat Allah, karena menyia-nyiakan rezeki yang telah diberikan-Nya. Dalam konteks ini, bahan makanan merupakan salah satu bentuk nikmat Allah yang harus dimanfaatkan secara optimal dan bertanggung jawab.

Kedua, hubungan dengan manusia terlihat dari bagaimana sistem ini dirancang untuk memenuhi kebutuhan pengguna. Sistem rekomendasi resep membantu manusia dalam memilih makanan yang sesuai dengan selera atau kebutuhan gizi, sehingga mempermudah aktivitas sehari-hari. Pendekatan ini menunjukkan kepedulian terhadap kesejahteraan manusia, sesuai dengan nilai Islam yang menekankan pelayanan dan kebaikan bagi sesama. Hal ini diperkuat dengan firman Allah:

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا لَا تَحْلُوا شَعَابِرَ اللَّهِ وَلَا الشَّهَرِ الْحَرَامَ وَلَا الْهَدْيَ وَلَا الْقَلَائِدَ وَلَا آمِينَ الْبَيْتِ الْحَرَامِ يَنْتَعُونَ فَضْلًا مِنْ رَبِّهِمْ وَرِضْوَانًا وَإِذَا حَلَلْتُمْ فَاصْطَادُوا وَلَا يَجْرِمَنَّكُمْ شَنَا نَقَوْمٍ أَنْ صَدُّوكُمْ عَنِ الْمَسْجِدِ الْحَرَامِ أَنْ تَعْتَدُوا وَتَعَاوَنُوا عَلَى الْبِرِّ وَالتَّقْوَىٰ وَلَا تَعَاوَنُوا عَلَى الْإِثْمِ وَالْعُدْوَانِ وَاتَّقُوا اللَّهَ إِنَّ اللَّهَ شَدِيدُ الْعِقَابِ

“Wahai orang-orang yang beriman, janganlah kamu melanggar syiar-syiar (kesucian) Allah, jangan (melanggar kehormatan) bulan-bulan haram, jangan (mengganggu) hadyu (hewan-hewan kurban) dan qalā'id (hewan-hewan kurban yang diberi tanda), dan jangan (pula mengganggu) para pengunjung Baitulharam sedangkan mereka mencari karunia dan rida Tuhannya! Apabila kamu telah bertahalul (menyelesaikan ihram), berburulah (jika mau). Janganlah sekali-kali kebencian(-mu) kepada suatu kaum, karena mereka menghalang-halangi dari Masjidilharam, mendorongmu berbuat melampaui batas (kepada mereka). Tolong-menolonglah kamu dalam (mengerjakan) kebajikan dan takwa, dan jangan tolong-menolong dalam berbuat dosa dan permusuhan. Bertakwalah kepada Allah, sesungguhnya Allah sangat berat siksaan-Nya.” (QS. al-Maidah: 2)

Tafsir Al-Madinah Al-Munawwarah menjelaskan bahwa ayat ini merupakan Seruan Allah kepada hamba-hamba-Nya yang beriman ini untuk melarang mereka menodai ibadah dan kewajiban-Nya atau lalai dalam mengerjakan kewajiban-kewajiban itu. Sebagaimana melarang menodai bulan-bulan haram, yaitu: *Rajab, Syawal, Dzulhijjah, dan Dzulqo'dah*, dalam bulan-bulan ini dilarang melakukan peperangan kecuali jika terzalimi. Dan tidak diperbolehkan mengganggu hewan *hadyu* yang digiring oleh orang-orang yang menunaikan haji dan umrah, terlebih lagi hewan *hadyu* yang telah diberi kalung dengan tujuan untuk mengagungkan Allah. Dan tidak diperbolehkan menghalangi orang yang menuju Baitul haram untuk menjalankan manasik ketika dia telah memulainya. Bagaimana dia dihalangi sedangkan dia mengharapkan karunia dan keridhaan yang besar dari Pencipta dan Pengatur segala urusannya?.

Dan janganlah kebencian terhadap suatu kaum membuat kalian menzalimi dan merampas hak mereka karena itu merupakan kejahatan yang keji. Setelah Allah melarang berbuat zalim, kemudian Dia memerintahkan untuk saling membantu dan tolong-menolong dalam perkara *birr* dan *taqwa*; *birr* yaitu segala perbuatan baik, sedangkan takwa yaitu rasa takut dari Allah dan menjauhi segala larangan-Nya serta

menjalankan segala perintah-Nya. Dan Allah melarang untuk saling tolong-menolong dalam perkara dosa dan kezaliman, karena ini bukanlah akhlak orang yang beriman. Kemudian Allah memerintahkan hamba-hamba-Nya untuk bertakwa dan mengancam mereka yang menyelisihi perintah-Nya dengan azab yang berat (Tafsir Al-Madinah Al-Munawwarah, al-Maidah: 2).

Tafsir Al-Madinah menekankan larangan berbuat zalim, pentingnya menjaga hak orang lain, serta kewajiban saling tolong-menolong dalam kebaikan. Dalam konteks penelitian ini, *mu'āmalah ma'a an-nās* tercermin melalui upaya menyediakan sistem pendukung keputusan yang membantu pengguna mendapatkan rekomendasi resep secara adil, akurat, dan bermanfaat. Pengolahan data dilakukan tanpa manipulasi dan tanpa menyesatkan, sehingga hasil yang diberikan tetap amanah dan tidak merugikan pengguna. Selain itu, penelitian ini menghadirkan kemudahan bagi orang lain dalam mengelola bahan makanan dan mengurangi pemborosan, yang merupakan bentuk kontribusi positif dan tolong-menolong dalam kebaikan sebagaimana yang dianjurkan dalam Islam.

Ketiga, hubungan dengan alam tercermin dalam kesadaran akan pemanfaatan sumber daya dan bahan makanan secara bijak. Dengan memberikan rekomendasi resep yang efisien dan relevan, sistem ini dapat mendorong penggunaan bahan secara tepat dan mengurangi pemborosan. Hal ini sejalan dengan prinsip Islam yang menekankan keseimbangan dan kelestarian alam, sebagaimana firman Allah:

وَلَا تُفْسِدُوا فِي الْأَرْضِ بَعْدَ إِصْلَاحِهَا وَادْعُوهُ خَوْفًا وَطَمَعًا إِنَّ رَحْمَتَ اللَّهِ قَرِيبٌ مِّنَ الْمُحْسِنِينَ

“Dan janganlah kamu berbuat kerusakan di bumi setelah diatur dengan baik. Berdoalah kepada-Nya dengan rasa takut dan penuh harap. Sesungguhnya rahmat Allah sangat dekat dengan orang-orang yang berbuat baik.” (QS. al-A’raf: 56)

Tafsir Al-Muyassar dalam ayat ini memperingatkan bahwa janganlah kalian melakukan perbuatan kerusakan di muka bumi dengan cara apapun dari macam-macam kerusakan, setelah Allah memperbaikinya dengan pengutusan para rasul dan memakmurkannya dengan amal ketaatan kepada Allah. Dan berdoalah kepadaNYa dengan keikhlasan doa bagiNYa, dengan diiringi rasa takut terhadap siksaanNya dan berharap akan pahalaNya. Sesungguhnya rahmat Allah itu dekat kepada orang-orang yang berbuat baik (Tafsir Al-Muyassar, al-A’raf: 56).

Tafsir Al-Muyassar menegaskan larangan membuat kerusakan di bumi dan perintah untuk menjaga keberlangsungan alam melalui amal yang baik. Penelitian ini memiliki korelasi dengan *mu’āmalah ma’a al-‘ālam* karena sistem yang dibangun membantu pengguna memanfaatkan bahan makanan yang tersedia sehingga mengurangi pemborosan, penggunaan berlebihan, dan potensi limbah makanan. Dengan memberikan rekomendasi resep yang sesuai bahan yang ada, penelitian ini mendorong pola konsumsi yang lebih bijak dan berkelanjutan. Upaya ini selaras dengan prinsip menjaga bumi dan tidak melakukan kerusakan, sebagaimana yang diperintahkan Allah.

Dengan demikian, penelitian ini mengintegrasikan nilai-nilai Islam yang menekankan hubungan harmonis antara Allah, manusia, dan alam, sehingga setiap kegiatan ilmiah membawa manfaat, keberkahan, dan keberlanjutan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem pendukung keputusan penentuan resep masakan berdasarkan bahan yang tersedia menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) berhasil dibangun dan mampu memberikan rekomendasi resep yang relevan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Sistem ini memanfaatkan representasi fitur berbasis bahan masakan dan informasi gizi, yang diproses menggunakan teknik vektorisasi TF-IDF serta fitur numerik, sehingga memungkinkan perhitungan tingkat kemiripan antar resep secara objektif.

Pengujian kombinasi parameter menunjukkan bahwa nilai $K = 10$ dengan metrik *Euclidean Distance* menghasilkan performa terbaik berdasarkan nilai rata-rata *precision*, recall, dan F1-score dibandingkan kombinasi parameter lainnya. Meskipun nilai F1-score secara numerik relatif kecil akibat karakteristik dataset yang bersifat sparse dan berdimensi tinggi, kombinasi tersebut terbukti paling stabil dalam menangkap kemiripan bahan dan profil gizi antar resep.

Evaluasi sistem berbasis relevansi dilakukan melalui dua skenario pengujian, yaitu evaluasi terhadap 100 sampel data (10 kueri uji dengan masing-masing 10 rekomendasi) dan evaluasi tambahan terhadap 200 baris data resep. Hasil evaluasi *Precision@10* pada 100 sampel data menunjukkan rata-rata tingkat keberhasilan sebesar 85%, yang menandakan bahwa sebagian besar resep yang

direkomendasikan benar-benar mengandung bahan yang sesuai dengan input pengguna. Evaluasi pada 200 baris data juga memperlihatkan bahwa sistem mampu mempertahankan konsistensi dalam memberikan rekomendasi yang relevan untuk berbagai jenis bahan, seperti egg, beef, dan chicken.

Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa metode KNN layak digunakan sebagai pendekatan dalam membangun sistem pendukung keputusan rekomendasi resep masakan berbasis kesesuaian bahan. Sistem yang dikembangkan tidak hanya valid secara matematis, tetapi juga relevan secara praktis untuk membantu pengguna menentukan pilihan resep berdasarkan ketersediaan bahan di rumah.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan sistem di masa mendatang. Pertama, sistem dapat ditingkatkan dengan menerapkan feature weighting atau pembobotan fitur, khususnya untuk membedakan tingkat kepentingan antar bahan utama dan bahan pendukung, sehingga rekomendasi yang dihasilkan menjadi lebih akurat.

Kedua, penggunaan metode kemiripan hibrida yang menggabungkan pendekatan berbasis teks dan semantik, seperti Word Embedding atau ontologi bahan makanan, dapat dipertimbangkan untuk mengurangi kesalahan akibat kemiripan kata yang tidak sesuai konteks, misalnya perbedaan antara bahan utama dan turunan bahan.

Ketiga, kualitas sistem juga dapat ditingkatkan dengan memperluas dan memperkaya dataset, baik dari sisi jumlah resep, variasi bahan lokal (terutama resep Indonesia), maupun informasi gizi yang lebih detail. Dataset yang lebih kaya diharapkan mampu meningkatkan stabilitas nilai evaluasi seperti recall dan F1-score.

Terakhir, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan sistem ke dalam bentuk aplikasi berbasis web atau mobile yang interaktif, sehingga sistem pendukung keputusan ini dapat dimanfaatkan secara langsung oleh pengguna umum sebagai alat bantu dalam menentukan resep masakan sehari-hari.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariani, M., Tarigan, H., & Suryana, A. (2022). Tinjauan Kritis Terhadap Pemborosan Pangan: Besaran, Penyebab, Dampak, Dan Strategi Kebijakan. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, 39(2), 135. <https://doi.org/10.21082/fae.v39n2.2021.135-146>
- Asri, N. P., & Handoyo, M. A. (2024). *Kajian Tentang Food Loss Dan Food Waste: Kondisi, Dampak, Dan Solusinya*. 6(2). <https://doi.org/10.24929/jfta.v6i2.4014>
- Aziza, L. N., Astuti, R. Y., Maulana, B. A., & Hidayati, N. (2024). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Ketahanan Pangan di Provinsi Jawa Tengah: Application of The K-Nearest Neighbor Algorithm for Food Security Classification In Central Java Province. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(2), 404–412. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1201>
- Cholil, S. R., Handayani, T., Prathivi, R., & Ardianita, T. (2021). Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 6(2). <https://doi.org/10.31294/ijcit.v6i2.10438>
- Christina, S., Ronaldo, D., & Zaini, R. M. (2021). Aplikasi Resep Masakan Berbasis Android. *Jurnal SAINTEKOM*, 11(1). <https://doi.org/10.33020/saintekom.v11i1.180>
- Daulay, R. S. (2024). Analisis Kritis dan Pengembangan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN): Sebuah Tinjauan Literatur. *Jurnal Pendidikan Sains dan Komputer*, 4(02), 131–141. <https://doi.org/10.47709/jpsk.v4i02.5055>
- Kurniawan, F., Kania Ningsih, A., & Komarudin, A. (2024). Sistem Rekomendasi Channel Youtube Resep Masakan Menggunakan Collaborative Filtering. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 5849–5855. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10107>
- Marakas, G. (1999). *Decision Support Systems in the 21st Century*. <https://doi.org/10.1145/571681.571692>
- Meida Hersianty, V., Larasati Amalia, E., Puspitasari, D., & Wahyu Wibowo, D. (2025). Penerapan Algoritma Tf-Idf Dan Cosine Similarity Dalam Sistem Rekomendasi Lowongan Pekerjaan. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), 1619–1625. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12406>
- Nugraha, A. Y., Kusuma, P. D., & Prasasti, A. L. (2024). Penerapan Algoritma k-Nearest Neighbors pada Aplikasi Rekomendasi Makanan Sehat Berbasis Mobile. <https://doi.org/10.29313/statistika.v24i1.3558>

- Nugroho, A. A., Wati, W., & Ramli, M. (2021). A Meta Analysis of Inductive Learning-Based Modules to Improve Critical Thinking Skills in Science. *Bioedukasi: Jurnal Pendidikan Biologi*, 14(1), 27. <https://doi.org/10.20961/bioedukasi-uns.v14i1.52078>
- Nurjannah, M., & Astuti, I. F. (2022). *Penerapan Algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (tf-Idf) Untuk Text Mining*. <http://dx.doi.org/10.30872/jim.v8i3.113>
- Power, D. (2002). *Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers*. <https://doi.org/10.1002/9781118785317.weom070211>
- Priskila, R., Nova Noor Kamala Sari, & Putu Bagus Adidiana Anugrah Putra. (2024). Implementasi Content-Based Filtering Menggunakan Tf-Idf and Cosine Similarity Untuk Sistem Rekomendasi Resep Masakan. *Jurnal Teknologi Informasi: Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika*, 18(1), 43–51. <https://doi.org/10.47111/jti.v18i1.12543>
- Pujanthi, K., & Manurung, R. A. (2025). *Cookgenix.AI: Sistem Rekomendasi Resep Masakan Berbasis Bahan dan Preferensi Pengguna Menggunakan Metode Collaborative Filtering dan FP-Growth*. <https://doi.org/10.55606/juitik.v5i1.1327>
- Ramli, H., Fadilah, A., & Fardan, M. (2023). Perancangan Sistem Informasi Resep Makanan Berbasis Web dengan Bahan yang Ekonomis. *Journal of Vocational, Informatics and Computer Education*. <https://doi.org/10.61220/voice.v1i1.20233>
- Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., & Kantor, P. B. (Eds.). (2011). *Recommender Systems Handbook*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3>
- Rismala, R., Ali, I., & Rizki Rinaldi, A. (2023). Penerapan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Penjualan Sepeda Motor Terlaris. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 585–590. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6419>
- Saputra, V. W., Sari, Y. A., & Widodo, A. W. (2019). *Klasifikasi Jenis Makanan menggunakan Neighbor Weighted K-Nearest Neighbor dengan Seleksi Fitur Information Gain*. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Turban, E., Aronson, J. E., & Liang, T.-P. (with McCarthy, R. V.). (2006). *Decision support systems and intelligent systems* (7th ed., Eastern economy ed). Prentice-Hall of India. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-48716-6>

Wahyuni, V., Niswatin, R. K., & Hariri, F. R. (2018). *Sistem Rekomendasi Resep Masakan Menggunakan Kombinasi Metode ROC dan SAW*. <https://doi.org/10.29407/inotek.v2i1.479>

Wijaya, D. P., Murti, L. D., & Rachman, M. R. (2022). Recall dan Precision pada Online Public Access Catalog (OPAC) Dinas Arsip dan Perpustakaan Kota Bandung. *VISI PUSTAKA: Buletin Jaringan Informasi Antar Perpustakaan*, 24(1), 81–91. <https://doi.org/10.37014/visipustaka.v24i1.2915>