

Sistem Rekomendasi Upgrade Mesin Sepeda Motor Menggunakan Metode Content-Based Filtering dan K-Nearest Neighbor Berbasis Website

Alfian Budiman^{1*}, Moh. Muhtarom², Vihi Atina³

¹Program Studi Teknik Informatika,
Universitas Duta Bangsa Surakarta

^{1*}202020118@mhs.udb.ac.id

²Program Studi Teknik Informatika,
Universitas Duta Bangsa Surakarta

²muhtarom@udb.ac.id

³Program Studi Teknik Informatika,
Universitas Duta Bangsa Surakarta

³vihi_atina@udb.ac.id

Abstrak— Penentuan konfigurasi *Upgrade* mesin sepeda motor melibatkan banyak parameter teknis yang saling berkaitan, sehingga proses ini tidak dapat hanya mengandalkan intuisi mekanik maupun rekam jejak pekerjaan sebelumnya semata. Ketergantungan pada pengalaman personal dan data tidak terstruktur kerap menimbulkan inkonsistensi dalam pemberian saran *Upgrade* serta memperpanjang waktu pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan membangun sebuah sistem berbasis web yang mampu memberikan rekomendasi spesifikasi *Upgrade* mesin secara otomatis dengan menggabungkan pendekatan *Content-Based Filtering* (CBF) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Data historis yang digunakan berjumlah 10.168 entri spesifikasi *Upgrade* mesin, bersumber dari Bengkel Moon Racing Sukoharjo. Algoritma CBF dimanfaatkan untuk mengukur kemiripan antara input pengguna dan setiap rekaman dalam dataset melalui perhitungan *Cosine Similarity*, sementara algoritma K-NN dengan nilai $K=3$ digunakan untuk memilih rekomendasi akhir berdasarkan jarak Euclidean. Sistem dikembangkan menggunakan framework Laravel 12, PHP 8.2, dan MySQL sebagai basis data. Setelah proses penyaringan berdasarkan jenis sistem bahan bakar, setiap kategori karburator dan injeksi masing-masing menghasilkan 5.084 data. Evaluasi metode CBF menunjukkan nilai *Cosine Similarity* tertinggi sebesar 1,000000 pada rekomendasi utama (K1), yang mengonfirmasi kecocokan sempurna antara query pengguna dan data pada dataset. Pengujian dengan 10 kasus uji menghasilkan nilai *Recall* dan *Precision* masing-masing 100%, sedangkan pengujian Black Box membuktikan bahwa seluruh fungsi sistem berjalan sesuai spesifikasi kebutuhan pengguna. Temuan ini mengindikasikan bahwa sistem yang dikembangkan mampu menghasilkan rekomendasi *Upgrade* mesin secara akurat, konsisten, dan terValidasi oleh mekanik.

Kata kunci— Sistem Rekomendasi, *Content-Based Filtering*, *K-Nearest Neighbor*, *Upgrade* Mesin, Sepeda Motor.

Abstract— Specifying engine *Upgrade* configurations for motorcycles demands careful consideration of numerous interdependent technical parameters, making the process difficult to rely solely on mechanic intuition or prior repair records. Dependence on unstructured personal expertise frequently results in inconsistent recommendations and prolonged decision-making cycles. This study aims to develop a web-based system that automates motorcycle engine *Upgrade* recommendations by integrating *Content-Based Filtering* (CBF) with the *K-Nearest Neighbor* (K-NN) algorithm. A historical dataset comprising 10,168 engine *Upgrade* specification records was obtained from Moon Racing Workshop in Sukoharjo. The CBF component computes similarity scores between user-provided inputs and dataset entries using *Cosine Similarity*, while K-NN with $K=3$ selects the final recommendations based on *Euclidean Distance*. The system was built on Laravel 12, PHP 8.2, and MySQL. After filtering by fuel system type, the carburetor and injection categories each contained 5,084 records. The CBF evaluation yielded a peak *Cosine Similarity* of 1.000000 for the primary recommendation (K1), confirming an exact match between user input and the dataset. Validation across 13 test cases achieved 100% *Recall* and 100% *Precision*, while Black Box testing verified that all system functions operated as intended. These outcomes demonstrate that the developed system can deliver engine *Upgrade* recommendations rapidly, consistently, and in alignment with expert mechanic *Validation*.

Keywords— Recommendation System, *Content-Based Filtering*, *K-Nearest Neighbor*, Engine *Upgrade*, Motorcycle.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan dunia otomotif di Indonesia mendorong meningkatnya kebutuhan masyarakat terhadap modifikasi dan *Upgrade* mesin sepeda motor untuk memperoleh performa yang lebih baik sesuai dengan kebutuhan penggunaan, baik untuk penggunaan harian maupun balap [1]. Proses *Upgrade* mesin melibatkan berbagai parameter teknis, seperti ukuran piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, rasio kompresi, dan spesifikasi komponen pendukung lainnya [2]. Setiap parameter memiliki hubungan yang saling memengaruhi sehingga pemilihan konfigurasi yang kurang tepat dapat menyebabkan performa mesin tidak optimal [3].

Berdasarkan hasil observasi dan wawancara di Bengkel Moon Racing Sukoharjo, proses penentuan spesifikasi *Upgrade* mesin masih mengandalkan pengalaman mekanik serta referensi dari hasil pengerjaan sebelumnya. Meskipun pendekatan tersebut cukup membantu, proses rekomendasi sering kali membutuhkan waktu karena mekanik harus membandingkan banyak konfigurasi mesin yang memiliki karakteristik serupa [4]. Di sisi lain, pelanggan juga mengalami kesulitan untuk menentukan spesifikasi *Upgrade* yang sesuai dengan kebutuhan kendaraan dan tujuan penggunaan karena informasi yang tersedia belum tersusun secara sistematis [3].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan berbagai metode untuk membantu proses pengambilan keputusan di bidang otomotif. Metode Simple Additive Weighting digunakan untuk pemilihan stok sepeda motor bekas [5], sedangkan algoritma Apriori diterapkan untuk menghasilkan rekomendasi sparepart berdasarkan pola transaksi [6], [7]. Penelitian lain menggunakan *Content-Based Filtering* dan Item-Based Collaborative Filtering untuk memberikan rekomendasi pemilihan sepeda motor berdasarkan kemiripan atribut teknis [4]. Meskipun demikian, penelitian-penelitian tersebut belum secara khusus membahas rekomendasi konfigurasi *Upgrade* mesin dengan mengombinasikan pendekatan berbasis kemiripan atribut teknis dan pemilihan data terdekat sebagai dasar rekomendasi [4].

Merujuk pada permasalahan tersebut, penelitian ini merancang sebuah sistem rekomendasi berbasis

website yang memadukan dua metode, yaitu *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), untuk membantu proses penentuan spesifikasi *Upgrade* mesin. Tahap awal sistem diawali dengan penyaringan dataset menurut jenis sistem bahan bakar, dilanjutkan dengan normalisasi atribut numerik memakai teknik Min-Max. Kemiripan antara input pengguna dan data dataset selanjutnya diukur melalui *Cosine Similarity*, sehingga terpilih sepuluh kandidat dengan skor tertinggi. Dari sepuluh kandidat tersebut, algoritma *K-Nearest Neighbor* menghitung *Euclidean Distance* untuk menyaring tiga rekomendasi akhir: satu rekomendasi utama (K1) serta dua alternatif pendukung (K2 dan K3).

Kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor* ke dalam satu alur pemrosesan rekomendasi tunggal berbasis website, dengan memanfaatkan riwayat data *Upgrade* mesin yang dihimpun dari Bengkel Moon Racing Sukoharjo. Selain menyajikan rekomendasi berbasis kemiripan spesifikasi teknis, sistem ini juga menawarkan opsi alternatif yang dapat menjadi bahan pertimbangan tambahan bagi pengguna dan mekanik. Melalui pendekatan ini, diharapkan proses pengambilan keputusan terkait konfigurasi *Upgrade* mesin menjadi lebih objektif, konsisten, serta selaras dengan karakteristik kendaraan yang bersangkutan.

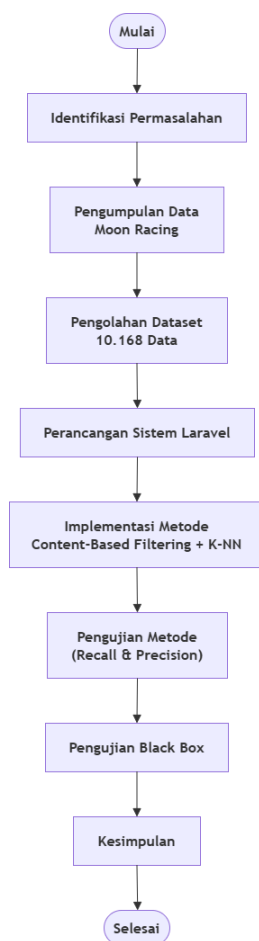
II. METODOLOGI PENELITIAN

A. TAHAPAN PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pengembangan sistem rekomendasi berbasis website [5]. Data penelitian diperoleh melalui observasi, wawancara, dan dokumentasi di Bengkel Moon Racing Sukoharjo. Dataset yang digunakan berjumlah 10.168 data spesifikasi *Upgrade* mesin sepeda motor yang terdiri atas atribut piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, penggunaan, kapasitas silinder (CC), ukuran klep masuk dan keluar, rasio kompresi, material piston, material blok silinder, throttle body, karburator, injector, porting, nilai *Research Octane Number* (RON), serta jenis bahan bakar.

Proses penelitian diawali dengan pengumpulan dan pengolahan dataset, kemudian dilanjutkan

dengan pembangunan sistem rekomendasi menggunakan framework Laravel dan database MySQL. Pengguna memasukkan spesifikasi dasar sepeda motor berupa ukuran piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, dan tujuan penggunaan. Selanjutnya sistem melakukan proses rekomendasi menggunakan kombinasi metode *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor* [8]. Hasil rekomendasi kemudian dievaluasi menggunakan pengujian metode melalui perhitungan nilai *Recall* dan *Precision* berdasarkan beberapa kasus uji [9]. Selain itu, dilakukan pengujian Black Box Testing untuk memastikan seluruh fungsi sistem berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna [10], [11], [12]. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Penelitian

B. METODE CONTENT-BASED FILTERING

Pengukuran tingkat kemiripan antara input pengguna dan data spesifikasi *Upgrade* mesin pada dataset ditangani oleh metode *Content-Based*

Filtering. Sebelum perhitungan kemiripan berlangsung, dataset lebih dulu disaring berdasarkan jenis sistem bahan bakar yang dipilih pengguna karburator atau injeksi sehingga perbandingan data hanya berlaku antar entri dengan karakteristik sistem bahan bakar yang sejenis [13].

Tahap berikutnya adalah menormalisasi atribut numerik ukuran piston, langkah piston, dan jumlah klep — melalui *Min-Max Normalization*, sehingga nilai setiap atribut berada dalam rentang 0 hingga 1 [14],[15]. Perhitungan normalisasi ini mengacu pada Persamaan (1) berikut [16].

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

dengan:

(x') = nilai hasil normalisasi

(x) = nilai atribut

(x_{\min}) = nilai minimum atribut

(x_{\max}) = nilai maksimum atribut

Hasil normalisasi tersebut kemudian disusun menjadi vektor fitur, mencakup piston, langkah piston, jumlah klep, dan penggunaan kendaraan. Selanjutnya, kemiripan antara vektor data pengguna dan setiap entri pada dataset dihitung memakai *Cosine Similarity*, sesuai formulasi pada Persamaan (2) [17], [18].

$$Similarity(Q, D) = \frac{Q \cdot D}{|Q||D|}$$

dengan:

Q = vektor data pengguna

D = vektor data dataset

Rentang nilai *Cosine Similarity* berkisar antara 0 sampai 1, di mana nilai yang mendekati 1 mengindikasikan kemiripan yang semakin kuat antara data pengguna dan dataset. Berdasarkan nilai tersebut, sistem mengurutkan seluruh entri dari similarity tertinggi ke terendah, kemudian menyaring 10 data teratas sebagai kandidat yang akan diproses lebih lanjut.

C. METODE K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)

Kesepuluh kandidat yang lolos tahap *Content-Based Filtering* selanjutnya diproses lebih lanjut menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* guna menyaring rekomendasi terbaik [18]. Perhitungan jarak antar data pada tahap ini memakai *Euclidean Distance*, mengikuti Persamaan (3)[20].

.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - d_i)^2}$$

dengan:

(q_i) = nilai atribut data pengguna

(d_i) = nilai atribut data kandidat

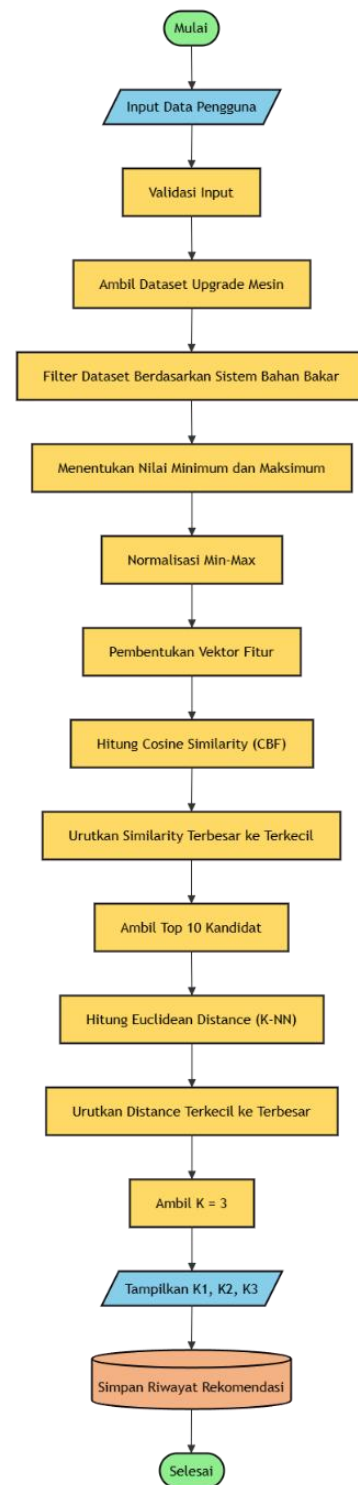
Nilai *Euclidean Distance* yang lebih kecil menandakan kandidat tersebut memiliki karakteristik yang lebih dekat dengan input pengguna. Berdasarkan nilai ini, seluruh kandidat diurutkan secara ascending, dari jarak terdekat hingga terjauh. Dengan menetapkan K = 3, sistem pada akhirnya memberikan tiga rekomendasi — satu sebagai rekomendasi utama (K1) dan dua sisanya sebagai alternatif pendukung (K2 dan K3).

D. IMPLEMENTASI SISTEM

Sistem rekomendasi dikembangkan berbasis website menggunakan framework Laravel 12 dan database MySQL. Implementasi sistem diawali dengan pengguna memasukkan lima parameter utama, yaitu ukuran piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, dan penggunaan kendaraan. Sistem kemudian melakukan *Validasi* data masukan sebelum mengambil dataset *Upgrade* mesin dari database.

Setelah data dinyatakan *Valid*, sistem menjalankan proses rekomendasi sesuai tahapan metode yang telah dirancang, yaitu penyaringan dataset berdasarkan sistem bahan bakar, normalisasi atribut numerik, pembentukan vektor fitur, perhitungan *Cosine Similarity* menggunakan metode *Content-Based Filtering* (CBF), pemilihan sepuluh kandidat terbaik, serta perhitungan *Euclidean Distance* menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan nilai K = 3. Hasil proses tersebut menghasilkan satu rekomendasi utama (K1) dan dua rekomendasi alternatif (K2 dan K3).

Selain menampilkan hasil rekomendasi kepada pengguna, sistem juga menyimpan riwayat rekomendasi ke dalam database sebagai dokumentasi proses pencarian yang telah dilakukan. Alur implementasi sistem ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Alur Proses Sistem

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Identifikasi Masalah

Tahap identifikasi masalah ditempuh dengan menggali informasi langsung dari pemilik dan

mekanik Bengkel Moon Racing Sukoharjo melalui observasi dan wawancara. Dari proses ini terungkap bahwa pelanggan kerap kesulitan menetapkan spesifikasi *Upgrade* mesin yang tepat sesuai kebutuhan kendaraan mereka — mulai dari pemilihan ukuran maupun langkah piston, jumlah klep, hingga jenis sistem bahan bakar yang digunakan. Di sisi lain, referensi yang beredar di internet atau forum komunitas otomotif umumnya tidak tersusun sistematis dan lebih banyak berbasis pengalaman pribadi, sehingga kurang layak dijadikan pedoman objektif. Situasi ini pada akhirnya memperlambat proses rekomendasi dan berisiko menghasilkan keputusan yang tidak konsisten antar kasus. Berangkat dari persoalan tersebut, penelitian ini menghadirkan sistem rekomendasi berbasis website dengan mengombinasikan *Content-Based Filtering* (CBF) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), guna membantu mekanik maupun pelanggan memperoleh rekomendasi spesifikasi *Upgrade* mesin secara lebih cepat, objektif, dan konsisten.

B. Pengumpulan Data

Data penelitian dihimpun melalui tiga cara, yaitu observasi lapangan, wawancara, dan penelusuran dokumentasi di Bengkel Moon Racing Sukoharjo. Observasi bertujuan memahami secara langsung bagaimana mekanik menentukan spesifikasi *Upgrade* mesin dalam praktiknya. Sementara itu, wawancara ditujukan untuk menggali parameter-parameter yang menjadi pertimbangan dalam proses *Upgrade*, dan dokumentasi dimanfaatkan untuk mengumpulkan rekam data spesifikasi *Upgrade* dari waktu ke waktu. Melalui ketiga metode tersebut, terkumpul dataset berjumlah 10.168 entri yang mencakup atribut piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, penggunaan kendaraan, kapasitas silinder (CC), ukuran klep, rasio kompresi, material piston, material blok, throttle body, karburator, injector, porting, nilai *Research Octane Number* (RON), serta jenis bahan bakar.

Tabel 1 Contoh Dataset

i d	pist on	langk ah	jumlah_ klep	penggunaan	sistem_bahan _bakar	cc
1	50	50	2	harian	karbu	98
2	50	51	2	harian	karbu	100

3	50	52	2	harian	karbu	102
4	50	53	2	harian	karbu	104
5	50	54	2	harian	karbu	106

C. Pengolahan Data

Sebelum diintegrasikan ke sistem rekomendasi, dataset yang telah terkumpul terlebih dahulu melalui serangkaian tahap pengolahan. Tahapan ini mencakup penyaringan data menurut jenis sistem bahan bakar, penerapan *Min-Max Normalization* pada atribut numerik, hingga penyusunan representasi fitur yang mencakup piston, langkah piston, jumlah klep, dan penggunaan kendaraan. Tujuan dari keseluruhan proses ini adalah menyeragamkan format data agar perhitungan pada metode *Content-Based Filtering* maupun *K-Nearest Neighbor* dapat berjalan dengan akurat dan optimal.

D. Perancangan Sistem

Pada tahap ini, metode yang telah dirancang diimplementasikan untuk memperlihatkan bagaimana proses rekomendasi berjalan dalam sistem, dengan memanfaatkan kombinasi *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor* secara berurutan. Alurnya dimulai sejak pengguna memasukkan data hingga sistem mengeluarkan tiga rekomendasi terbaik yang disusun berdasarkan tingkat kemiripan dan kedekatan terhadap data pada dataset.

1) Input Pengguna

Pengguna memasukkan lima parameter sebagai data masukan, yaitu ukuran piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, dan penggunaan kendaraan. Data tersebut berfungsi sebagai query yang akan dibandingkan dengan seluruh data spesifikasi *Upgrade* mesin pada dataset.

Tabel 2 Input data user

Atribut	Nilai
Piston	58
Langkah	55
Jumlah klep	2
Sistem bahan bakar	Injeksi
Penggunaan	Balap

2) Filtering Dataset

Sistem melakukan penyaringan dataset berdasarkan sistem bahan bakar yang dipilih

pengguna, yaitu karburator atau injeksi. Proses ini memastikan bahwa perhitungan hanya dilakukan pada data yang memiliki karakteristik sistem bahan bakar yang sama sehingga hasil rekomendasi menjadi lebih relevan.

Tabel 3 Hasil filter sistem bahan bakar

Dataset Awal	Dataset setelah filter
10.168	5084

3) Normalisasi Min-Max

Atribut numerik berupa ukuran piston, langkah piston, dan jumlah klep dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Normalization*. Proses normalisasi bertujuan menyamakan rentang nilai atribut menjadi 0–1 sehingga setiap atribut memiliki skala yang sama pada proses perhitungan.

Tabel 4 Hasil normalisasi min max

Atribut	Nilai	Hasil
Piston	58	0,2000
Langkah	55	0,1667
Jumlah klep	2	0
Penggunaan	Balap	0

4) Pembentukan Vektor Fitur

Hasil normalisasi kemudian disusun menjadi *Feature Vector* yang terdiri atas atribut piston, langkah piston, jumlah klep, dan penggunaan kendaraan. *Feature Vector* ini digunakan sebagai dasar dalam menghitung tingkat kemiripan antara data masukan dan data pada dataset.

Vektor fitur (0.2000, 0.1667, 0, 1)

5) Penghitungan Cosine Similarity

Metode *Content-Based Filtering* menghitung nilai *Cosine Similarity* antara *Feature Vector* pengguna dengan setiap *Feature Vector* pada dataset. Nilai similarity berada pada rentang 0–1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan tingkat kemiripan yang semakin tinggi.

Seluruh data kemudian diurutkan berdasarkan nilai *Cosine Similarity* dari yang terbesar ke terkecil. Sepuluh data dengan nilai similarity tertinggi dipilih sebagai kandidat rekomendasi untuk diproses pada tahap berikutnya menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*.

Rank	ID	Piston	Langkah	CC	Similarity
1	7621	90	75	477.13	1.000000
2	6609	58	55	145.31	1.000000
3	6862	66	60	205.27	1.000000
4	7115	74	65	279.55	1.000000
5	7368	82	70	369.67	1.000000
6	7526	87	73	433.96	0.999996
7	7463	85	72	408.56	0.999996
8	7273	79	68	333.31	0.999994
9	7210	77	67	311.99	0.999993
10	7020	71	63	249.43	0.999989

Gambar 3 Sepuluh Kandidat Content-Based Filtering

6) Perhitungan K-Nearest Neighbor

Sepuluh kandidat hasil *Content-Based Filtering* dihitung menggunakan *Euclidean Distance* pada metode *K-Nearest Neighbor*. Perhitungan ini bertujuan mengetahui tingkat kedekatan setiap kandidat terhadap data masukan pengguna. Kandidat dengan nilai jarak terkecil memiliki prioritas lebih tinggi sebagai rekomendasi.

Tabel 5 Hasil perhitungan K-Nearest Neighbor

Rank	ID Dataset	Similarity	Distance
K1	6609	1.000000	0,00000
K2	6862	1,000000	0,26034
K3	7020	0,999989	0,42040

7) Penentuan nilai K3

Berdasarkan hasil pengurutan nilai *Euclidean Distance*, sistem menggunakan nilai $K = 3$ sehingga diperoleh tiga kandidat terbaik. Kandidat dengan nilai distance terkecil ditetapkan sebagai rekomendasi utama (K1), sedangkan dua kandidat berikutnya ditampilkan sebagai rekomendasi alternatif (K2 dan K3).

Tabel 6 Penentuan K1,K2,K3

Rank	ID Dataset	Distance	Keterangan
K1	6609	0,00000	Rekomendasi Utama
K2	6862	0,26034	Alternatif 1
K3	7020	0,42040	Alternatif 2

8) Hasil Rekomendasi

Hasil akhir sistem berupa satu rekomendasi utama dan dua rekomendasi alternatif yang menampilkan spesifikasi *Upgrade* mesin, meliputi kapasitas silinder (CC), ukuran klep, rasio kompresi, material piston, material blok silinder, throttle body atau karburator, injector, porting, nilai *Research Octane Number* (RON), serta jenis bahan bakar. Selain ditampilkan kepada pengguna, hasil

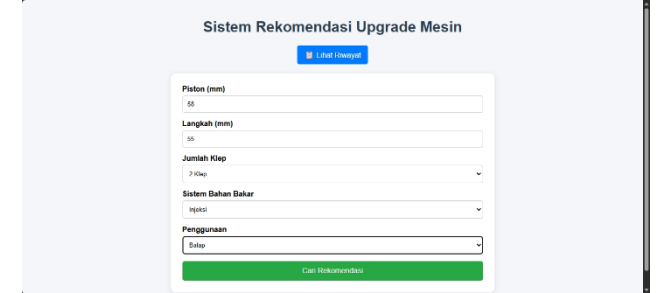
rekomendasi juga disimpan ke dalam riwayat sistem sebagai dokumentasi proses rekomendasi.

E. Hasil Implementasi Sistem

Sistem rekomendasi *Upgrade* mesin sepeda motor telah berhasil diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis website menggunakan framework Laravel 12 dan database MySQL. Sistem dirancang untuk membantu pengguna memperoleh rekomendasi spesifikasi *Upgrade* mesin berdasarkan parameter yang dimasukkan, yaitu ukuran piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, dan tujuan penggunaan kendaraan. Implementasi sistem mengintegrasikan metode *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor* sehingga mampu menghasilkan satu rekomendasi utama (K1) beserta dua rekomendasi alternatif (K2 dan K3).

1) Halaman Input Data

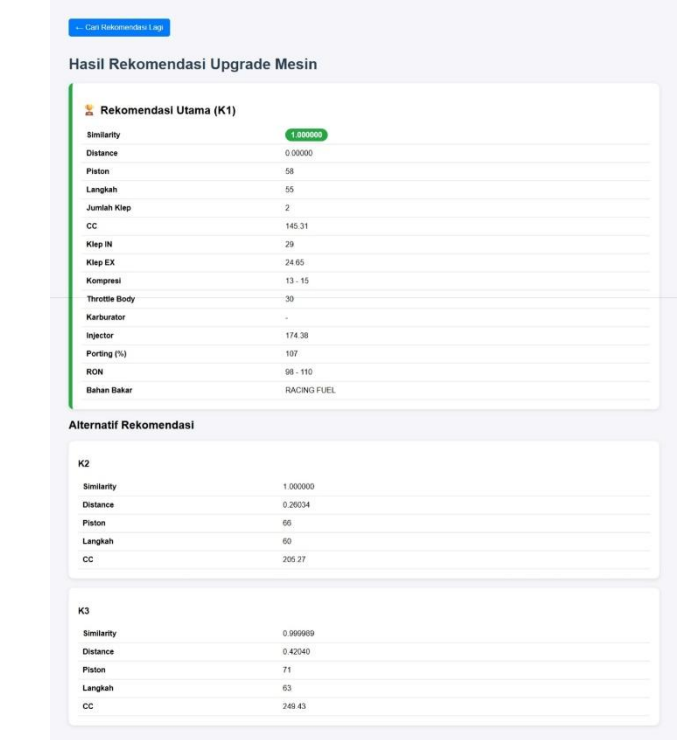
Halaman input merupakan antarmuka awal yang digunakan pengguna untuk memasukkan data spesifikasi dasar kendaraan. Data yang dimasukkan meliputi ukuran piston, langkah piston, jumlah klep, sistem bahan bakar, dan penggunaan kendaraan. Setelah seluruh data diisi, sistem akan melakukan *Validasi* sebelum memproses rekomendasi.



Gambar 4 Halaman Input Pengguna

2) Halaman Hasil Rekomendasi

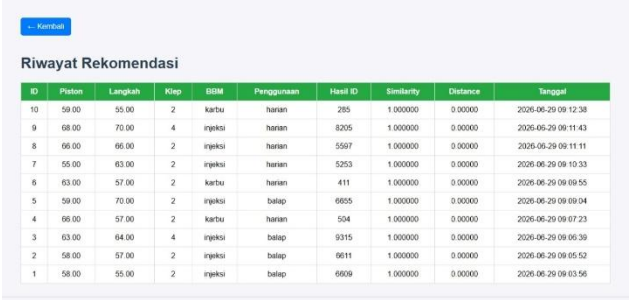
Setelah proses rekomendasi selesai, sistem menampilkan hasil berupa satu rekomendasi utama (K1) dan dua rekomendasi alternatif (K2 dan K3). Selain itu, sistem juga menampilkan informasi spesifikasi hasil *Upgrade* mesin, seperti kapasitas silinder (CC), ukuran klep, rasio kompresi, material piston, material blok silinder, throttle body atau karburator, injector, porting, nilai *Research Octane Number* (RON), serta jenis bahan bakar yang direkomendasikan.



Gambar 5 Halaman Hasil Rekomendasi

3) Halaman Riwayat

Setiap hasil rekomendasi yang dihasilkan sistem disimpan secara otomatis ke dalam database dan ditampilkan pada halaman riwayat rekomendasi. Halaman ini berfungsi sebagai dokumentasi hasil pencarian sehingga pengguna dapat melihat kembali rekomendasi yang telah dilakukan sebelumnya.



Gambar 6 Halaman Riwayat

F. Pengujian

1) Pengujian Metode

Pengujian metode dilakukan untuk mengevaluasi tingkat ketepatan sistem rekomendasi *Upgrade* mesin sepeda motor yang dibangun menggunakan kombinasi *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor*. Pengujian dilakukan menggunakan 10 kasus uji yang diambil dari data riwayat rekomendasi sistem. Pada setiap kasus uji, rekomendasi utama

(K1) dibandingkan dengan hasil *Validasi* mekanik Bengkel Moon Racing sebagai ground truth. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Recall* dan *Precision*.

Tabel 7 Hasil pengujian metode

N o	Rekomendas i K1	Validasi Mekani k	T P	F P	F N	Recal l	Precisio n
1	ID 6609	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
2	ID 6611	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
3	ID 9315	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
4	ID 504	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
5	ID 6655	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
6	ID 411	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
7	ID 5253	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
8	ID 5597	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
9	ID 8205	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0
10	ID 285	Sesuai	1	0	0	1,0	1,0

Perhitungan *Recall*:

Recall dihitung menggunakan Persamaan.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Recall = \frac{10}{10 + 0}$$

$$Recall = \frac{10}{10} = 1,00 = 100\%$$

Perhitungan *Precision*:

Precision dihitung menggunakan Persamaan.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{10}{10 + 0}$$

$$Precision = \frac{10}{10} = 1,00 = 100\%$$

Tabel 8 rata-rata Recall Precision

Metrik	Nilai
Rata-rata <i>Recall</i>	100%
Rata-rata <i>Precision</i>	100%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh rekomendasi utama (K1) yang dihasilkan sistem sesuai dengan hasil *Validasi* mekanik pada 10 kasus uji. Nilai *Recall* sebesar 100% menunjukkan bahwa seluruh rekomendasi yang seharusnya diberikan berhasil ditemukan oleh sistem, sedangkan nilai *Precision* sebesar 100% menunjukkan bahwa seluruh rekomendasi utama yang dihasilkan sistem relevan dengan hasil *Validasi* mekanik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi metode *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor* mampu menghasilkan rekomendasi *Upgrade* mesin yang sesuai dengan karakteristik kendaraan berdasarkan data historis yang digunakan.

2) Pengujian Sistem

Pengujian Black Box dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh fungsi pada sistem rekomendasi berjalan sesuai dengan kebutuhan fungsional tanpa memperhatikan proses internal program. Pengujian dilakukan dengan memberikan masukan pada setiap fitur sistem dan mengamati kesesuaian keluaran yang dihasilkan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh fungsi sistem dapat berjalan dengan baik sesuai dengan skenario pengujian yang telah ditentukan.

Tabel 9 Black box Testing

N o	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Input yang Diuji	Hasil Sistem	Stat us
1	Input data pengguna	Sistem menerima data masukan sesuai format	Piston, Langkah, Jumlah Klep, Sistem Bahan Bakar, dan Penggunaan	Data berhasil diterima dan diproses	Valid
2	Validasi data input	Sistem menampilkan pesan kesalahan apabila terdapat data kosong atau tidak valid	Input kosong atau tidak sesuai format	Pesan Validasi berhasil ditampilkan	Valid
3	Filtering sistem bahan bakar	Dataset difilter berdasarkan sistem bahan bakar yang dipilih pengguna	Karburator atau Injeksi	Data berhasil difilter sesuai pilihan	Valid
4	Normalisasi Min-Max	Nilai atribut numerik berhasil dinormalisasi ke rentang 0–1	Data input pengguna	Nilai normalisasi berhasil dihitung	Valid
5	Perhitungan <i>Content-Based Filtering</i> (<i>Cosine Similarity</i>)	Nilai similarity setiap data berhasil dihitung	Vektor fitur input dan dataset	Nilai similarity berhasil dihitung	Valid
6	Pemilihan Top 10 Kandidat	Sistem memilih 10 data dengan nilai similarity tertinggi	Hasil perhitungan <i>Cosine Similarity</i>	Top 10 kandidat berhasil diperoleh	Valid

7	Perhitungan K-Nearest Neighbor (Euclidean Distance)	Jarak Euclidean setiap kandidat berhasil dihitung	Top 10 kandidat	Nilai distance berhasil dihitung	Valid
8	Menampilkan rekomendasi K1, K2, dan K3	Sistem menampilkan tiga rekomendasi terbaik berdasarkan distance terkecil	Hasil perhitungan K-NN	K1, K2, dan K3 berhasil ditampilkan	Valid
9	Menyimpan riwayat rekomendasi	Data rekomendasi tersimpan ke database	Hasil rekomendasi K1	Riwayat berhasil disimpan	Valid
10	Menampilkan riwayat rekomendasi	Sistem menampilkan seluruh riwayat rekomendasi	Halaman Riwayat	Riwayat berhasil ditampilkan	Valid

IV. KESIMPULAN

Melalui penelitian ini, telah berhasil dibangun sebuah sistem rekomendasi *Upgrade* mesin sepeda motor berbasis website yang mengintegrasikan *Content-Based Filtering* dan *K-Nearest Neighbor*. Penyaringan dataset menurut sistem bahan bakar menghasilkan 5.084 entri pada masing-masing kategori dari total 10.168 data yang tersedia, sehingga proses perhitungan kemiripan hanya berlaku pada data-data yang relevan. Pendekatan CBF berbasis *Cosine Similarity* berhasil mencatatkan skor kemiripan maksimal sebesar 1.000000 pada rekomendasi utama (K1), menandakan kecocokan sempurna antara input pengguna dan entri dataset. Pada tahap berikutnya, K-NN dengan parameter *Euclidean Distance* dan K = 3 berperan menetapkan tiga rekomendasi akhir — satu rekomendasi utama (K1) beserta dua alternatif (K2 dan K3) — berlandaskan kedekatannya dengan data historis *Upgrade* mesin. Pengujian terhadap 10 skenario uji menghasilkan capaian *Recall* dan *Precision* yang sama-sama mencapai 100%, mengonfirmasi bahwa rekomendasi utama dari sistem konsisten dengan hasil *Validasi* pihak mekanik. Di samping itu, pengujian Black Box turut memastikan bahwa seluruh fungsi pada sistem beroperasi sebagaimana kebutuhan pengguna. Dengan capaian tersebut, sistem yang dibangun terbukti mampu memenuhi tujuan awal penelitian,

yakni membantu mekanik maupun pengguna memperoleh rekomendasi spesifikasi *Upgrade* mesin yang lebih cepat, konsisten, dan sesuai karakteristik kendaraan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Duta Bangsa Surakarta atas dukungan dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, dan bimbingan selama proses pelaksanaan penelitian hingga penyusunan artikel ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Bengkel Moon Racing Sukoharjo yang telah memberikan izin, data, serta informasi yang diperlukan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada kedua orang tua atas doa, dukungan, motivasi, dan semangat yang senantiasa diberikan selama proses penelitian. Penulis turut menyampaikan apresiasi kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik..

REFERENSI

[1] R. Afriliardi, M. Y. Septiawan, Andrizar, and Rifdarmon, "Peningkatan Performa Sepeda Motor Matic Injeksi : Eksperimen Modifikasi Drive pulley dan Roller Tipe Sliding Performance Improvement of Injection Matic Motorcycles : Experiment on Modification of Drive pulley and Sliding Type Roller," *J. Teknol. dan Pendidik. Vokasi Indones.*, no. September, pp. 517–526, 2024.

[2] C. Deni Mulyadi, A. Setiawan, W. Wijaya, J. Jaelani, M. Agus Faizal, and J. Sodikin, "Pengaruh Modifikasi Silinder 150cc Menjadi 180cc terhadap Kinerja Sistem Pendingin pada Sepeda Motor," *J. Teknol. Terap.*, vol. 11, no. 3, pp. 369–379, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.31884/jtt.v11i3.892>

[3] E. Daniati, R. Indriati, K. Kunci-Sistem, P. Keputusan, ; Pembelian, and P. Korespondensi, "Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi) 1392 Sistem Rekomendasi Pembelian Spare Part Sepeda Motor 1*," Online, 2023.

[4] R. Martin Permana, A. Id Hadiana, and P. Nurul Sabrina, "Rekomendasi Pemilihan Sepeda Motor Menggunakan Metode Content Based Filtering Dan Item Based Colaborative Filtering," *J. Tek. Inform. Unis*, vol. 12, no. 2, pp. 207–217, 2024, doi: 10.33592/jutis.v12i2.5149.

[5] Rezki Fauzi Firmansyah and A. Wardana, "Sistem Rekomendasi Pemilihan Stok Motor Bekas Pada CV. Bandar Sri Rezeki Menggunakan Metode Simple Additive Weighting," *J. Comput. Digit. Bus.*, vol. 3, no. 2, pp. 69–75, 2024, doi: 10.56427/jcbd.v3i2.396.

[6] Suharni, Husain Putri Nursuci, and Hardiman Atsari Hardiman, "Rekomendasi Sparepart Pada Bengkel Robbi Motor Berbasis Algoritma," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 2, pp. 184–195, 2025, doi: 10.47065/bit.v5i2.2024.

[7] F. E. B. Simamora and F. P. Sihotang, "Apriori Algorithm for Analyzing Motorcycle Spare Part Purchase Patterns and Stock Optimization," *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 535–543, Sep. 2025,

- doi: 10.51903/cgvqa534.
- [8] E. Febrywinata, R. R. Az-zahra, K. Nurfitri, P. T. Informatika, and U. M. Ponorogo, "Sistem Rekomendasi Masakan Berdasarkan Ketersediaan Bahan Menggunakan Metode *Content-Based Filtering* dengan Algoritma kepada pengguna berdasarkan preferensi atau kondisi tertentu . Salah satu pendekatan yang berbasis web yang mengombinasikan metode Conten," *J. Tek. Inform. dan Teknol. Inf.*, 2025.
- [9] R. K. Dinata, H. Akbar, and N. Hasdyna, "Algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan *Euclidean Distance* dan *Manhattan Distance* untuk Klasifikasi Transportasi Bus," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 104–111, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.539.104-111.
- [10] R. F. Yoga, Y. Litanianda, and G. Asrofi Buntoro, "Pengembangan Sistem Pendukung Keputusan Berbasis SAW untuk Rekomendasi Pemilihan Motor Bekas," *bit-Tech*, vol. 7, no. 3, pp. 910–917, Apr. 2025, doi: 10.32877/bt.v7i3.2236.
- [11] T. Jeniarta, I. N. Farida, and P. Kasih, "Pengujian Black Box dan White Box pada Sistem Rekomendasi Jenis Kendaraan Rental Mobil," Online, 2024.
- [12] M. Zen, Irwan, Hafni, and M. D. P. Ananda, "Implementasi dan Pengujian Menggunakan Metode BlackBox Testing Pada Sistem Informasi Tracer Study," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 327–340, Jun. 2024, doi: 10.47065/bulletincsr.v4i4.359.
- [13] D. Pratiwi, A. Asrianda, and L. Rosnita, "Penerapan Metode *Content-Based Filtering* dalam Sistem Rekomendasi Objek Wisata di Aceh Tamiang," *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 85–96, 2025, doi: 10.54082/jiki.169.
- [14] P. P. Allorerung, A. Erna, M. Bagussahrir, and S. Alam, "Analisis Performa Normalisasi Data untuk Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* pada Dataset Penyakit," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 3, pp. 178–191, 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.3.178-191.
- [15] K. I. P. K. Merdeka, K. I. P. Kuliah, and M. Min, "Normalisasi Max Min Untuk Menentukan," vol. 9, no. 2, pp. 184–194, 2024.
- [16] U. Katolik and S. Thomas, "Implementasi Algoritma K-Means Dengan Normalisasi Min-Max Pada Analisis Data Ketidakbersekolahan Anak," vol. 4, no. 1, 2026, doi: 10.54259/jdmis.v4i1.7064.
- [17] D. Desyanti and D. Wulandari, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbour dalam Memprediksi Stok Sepeda Motor," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 3, Dec. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2579.
- [18] V. Christanti Mawardi and J. Hendryli, "Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi PENGGUNAAN METODE COLLABORATIVE FILTERING BASED UNTUK REKOMENDASI KENDARAAN BERMOTOR."
- [19] I. Ali and A. Rizki Rinaldi, "PENERAPAN METODE *K-NEAREST NEIGHBOR* UNTUK PREDIKSI PENJUALAN SEPEDA MOTOR TERLARIS," 2023.
- [20] W. Wahyu Pribadi, A. Yunus, and A. S. Wiguna, "Perbandingan Metode K-Means *Euclidean Distance* Dan *Manhattan Distance* Pada Penentuan Zonasi Covid-19 Di Kabupaten Malang," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 493–500, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.4808.