BAB 4 HASIL PENELITIAN

4.1 RINGKASAN HASIL PENELITIAN

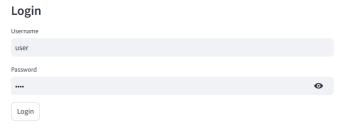
Penelitian ini mengembangkan sistem pendukung keputusan untuk pemilihan *coffee shop* di Yogyakarta menggunakan metode AHP dan TOPSIS. Data dari 30 *coffee shop* dievaluasi berdasarkan kriteria rating, jumlah ulasan, lokasi, suasana, dan harga. AHP digunakan untuk menentukan bobot kriteria melalui matriks perbandingan berpasangan dan menghitung vektor bobot eigen, sementara TOPSIS menilai dan meranking *coffee shop* berdasarkan jarak dari solusi ideal.

4.2 IMPLEMENTASI DESAIN ANTARMUKA

4.2.1 Form Login SPK

Pada gambar 4.1 merupakan form login dirancang untuk mengautentikasi pengguna dengan mengakses platform sistem pengambilan keputusan berbasis AHP atau TOPSIS. Pengguna diwajibkan untuk menginputkan username pengguna dan password yang valid untuk dapat masuk ke dalam sistem. Setelah berhasil melakukan login, pengguna dapat memilih metode yang diinginkan dari sidebar untuk melanjutkan proses menggunakan metode AHP atau TOPSIS. Jika proses login gagal, sistem akan memberikan pesan kesalahan kepada pengguna. Sistem ini juga menyediakan opsi logout di sidebar untuk keluar dan mengakhiri sesi pengguna, sehingga memerlukan login ulang untuk mengakses kembali fitur-fitur yang tersedia dalam sistem.

Sistem Pengambilan Keputusan untuk Coffee Shop di Yogyakarta



Gambar 4.1 Form Login SPK

```
USER DATA = {
"admin": "password123",
"user": "pass"
# User authentication function
def authenticate_user(username, password):
return USER_DATA.get(username) == password
# Streamlit App
def main():
st.title("Sistem Pengambilan Keputusan untuk Coffee Shop di Yogyakarta")
# Session state to keep track of login status
if 'logged_in' not in st.session_state:
st.session_state.logged_in = False
# Login form
if not st.session_state.logged_in:
st.subheader("Login")
username = st.text_input("Username")
password = st.text_input("Password", type="password"
if st.button("Login"):
if authenticate_user(username, password):
st.session_state.logged_in = True
st.success("Login berhasil!")
else:
st.error("Username atau password salah")
```

4.2.2 Implementasi Halaman AHP

Data coffe shop ini digunakan untuk metode AHP dalam memilih *coffee shop* di Kota Yogyakarta berdasarkan rating, jumlah ulasan, lokasi, suasana, dan harga.

									8 0 C
	Kode Alternatif	Nama	Rating	Jumlah Ulasan	Jarak (KM)	Suasana	Harga Bawah	Harga Atas	Rata-rata
0	AI	Silol Kopi & Eatery	4,4	14,673	3	sangat nyaman, sangat modern, sangat ramai	40,000	70,000	55,000
4	A2	Tekoff Coffee and Roastery	4,6	1,228	4,1	nyaman, modern, ramai	25,000	60,000	42,500
2	A3	Simetri Coffee Roaster	4,6	2,141	3,1	nyaman, modern, ramai	30,000	70,000	50,000
2.3	A4	Awor Coffee Junction	4,6	347	3,3	nyaman, modern, ramai	20,000	50,000	35,000
- 4	A5	Blanco Coffee and Books	4,6	3,792	3,6	sangat nyaman, sangat modern, sangat ramai	20,000	50,000	35,000
5	A6	Legend Coffee	4,4	10,629	2,4	sangat nyaman, sangat modern, sangat ramai	35,000	70,000	52,500
6	A7	Jeeva Yogyakarta	4,5	2,067	3,3	sangat nyaman, sangat modern, sangat ramai	25,000	65,000	45,000
7	A8	Awor Gallery & Coffee	4,6	672	3,9	cukup nyaman, cukup modern, cukup ramai	20,000	50,000	35,000
8	A9	Ayara Coffee Shop	4,2	722	3,7	cukup nyaman, cukup modern, cukup ramai	15,000	45,000	30,000
9	A10	de Ngokow Coffee Roastery & Tea Club Jogja	4,7	416	2	cukup nyaman, cukup modern, cukup ramai	35,000	70,000	52,500

Gambar 4.2 Data Coffee Shop AHP

Berikut source code python untuk menampilkan data tabel *coffee shop* tersebut:

```
1)data_coffee_shop_path = make_path("data-alternatif-cofee.csv")
2)df = load_data(data_coffee_shop_path)
3)st.header("Data Coffee Shop")
4)st.write(df)
```

4.2.3 Implementasi Halaman TOPSIS

Data ini merupakan hasil nilai fazy pada metode AHP yang akan digunakan sebagai kriteria penilaian alternatif dalam metode TOPSIS untuk menentukan *coffee shop* terbaik berdasarkan aspek-aspek tertentu seperti Rating, Jumlah Ulasan, Lokasi, Suasana, dan Harga.

Metode TOPSIS akan memanfaatkan matriks perbandingan ini untuk menghitung skor kedekatan relatif setiap *coffee shop* dengan solusi ideal positif dan negatif, yang pada akhirnya akan menentukan peringkat atau ranking yang optimal untuk setiap alternatif *coffee shop* yang dievaluasi.

	Nama	Rating	Jumlah Ulasan	Lokasi Suasana	Harga
0	Silol Kopi & Eatery	3	3	3 3	1
1	Tekoff Coffee and Roastery	3	2	2 2	2
2	Simetri Coffee Roaster	3	2	2 2	1
3	Awor Coffee Junction	3	1	2 2	2
4	Blanco Coffee and Books	3	2	2 3	2
5	Legend Coffee	3	3	3 3	1
6	Jeeva Yogyakarta	3	2	2 3	2
7	Awor Gallery & Coffee	3	1	2 1	2
8	Ayara Coffee Shop	3	1	2 1	3
9	de Ngokow Coffee Roastery & Tea Club Jogja	3	1	3 1	1

Gambar 4.3 Data Input Coffee Shop TOPSIS

Berikut source code python untuk menampilkan data tabel *coffee shop* tersebut:

```
1)data_coffee_shop = make_path("hasil-nilai-fuzy.csv")
2)df = load_data(data_coffee_shop)
3) st.write("### Data Input Coffee Shop")
4) st.dataframe(df)
```

Data Input Coffee Shop

4.3 BASIS DATA

Data tersebut diolah menggunakan Python untuk analisis, termasuk membaca dan memanipulasi data dari format CSV. Prosesnya mencakup pembersihan data, perhitungan matriks perbandingan, normalisasi, perhitungan bobot eigen, dan evaluasi konsistensi menggunakan metode AHP dan TOPSIS. Hal ini mendukung pengambilan keputusan dalam mengevaluasi dan memilih *coffee shop* terbaik berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan.

4.3.1 Data Metode AHP

1. data-coffee-shop.csv

```
DOMARD COVA (3) des entemplicateurs (2) des

DOMARD COVA (3) des entemplicateurs (2) des

DOMARD COVA (4) des entemplicateurs (4) des entemplicateurs
```

Gambar 4.4 Data CSV Coffee Shop

Pada gambar 4.4 merupakan data 10 coffe shop di Yogyakarta dengan kode alternatif (A1-A10), nama kedai, rating (1-5), jumlah ulasan, jarak (KM), suasana, harga bawah, harga atas, dan rata-rata harga. Misalnya, "Silol Kopi & Eatery" (A1) memiliki rating 4,4, 14.673 ulasan, jarak 3 KM, suasana sangat nyaman dan modern, harga Rp40.000 - Rp70.000, dengan rata-rata Rp55.000.

2. data-kriteria.csv

```
DATA AHP > CSV > ① data-kriteria.csv > ① data

Kode; Kriteria

K1; Rating

K2; Jumlah Ulasan

K3; Lokasi

K4; Suasana

K5; Harga
```

Gambar 4.5 Data CSV Kriteria

Pada gambar 4.5 merupakan data kriteria dengan kode (K1-K5) dan deskripsinya. Misalnya, K1 merujuk pada Rating, K2 pada Jumlah Ulasan, K3 pada Lokasi, K4 pada Suasana, dan K5 pada Harga.

4.3.2 Data Metode TOPSIS

1. Data-Coffee-Shop-Topsis.csv

```
DotA AHP COV. 1 data-element colorios 2 data in the colorios 2 data
```

Gambar 4.6 Data CSV Coffee Shop Topsis

Pada gambar 4.6 merupakan data 10 coffe shop di Yogyakarta dengan kode alternatif (A1-A10), nama kedai, rating (1-5), jumlah ulasan, jarak (KM), suasana, harga bawah, harga atas, dan rata-rata harga. Misalnya, "Silol Kopi & Eatery" (A1)

memiliki rating 4,4, 14.673 ulasan, jarak 3 KM, suasana sangat nyaman dan modern, harga Rp40.000 - Rp70.000, dengan rata-rata Rp55.000.

2. Kriteria-Rating.csv

Gambar 4.7 Data CSV Kriteria Rating

Pada gambar 4.7 merupakan data kriteria dengan kode (K1-K5) dan deskripsinya. Misalnya, K1 merujuk pada Rating, K2 pada Jumlah Ulasan, K3 pada Lokasi, K4 pada Suasana, dan K5 pada Harga.

3. Kriteria-Jumlah-Ulasan.csv

Gambar 4.8 Data CSV Kriteria Jumlah Ulasan

Pada gambar 4.8 merupakan data jumlah ulasan dengan rentang, nilai fuzzy, dan nilai numeriknya. Misalnya, jumlah ulasan lebih dari 5000 memiliki nilai fuzzy "Tinggi" dengan nilai 3, antara 1000 dan 5000 memiliki nilai fuzzy "Sedang" dengan nilai 2, dan kurang dari atau sama dengan 1000 memiliki nilai fuzzy "Rendah" dengan nilai 1.

4. Kriteria-Lokasi.csv

Gambar 4.9 Data CSV Kriteria Lokasi

Pada gambar 4.9 merupakan data kriteria lokasi dengan rentang, nilai fuzzy, dan nilai numeriknya. Misalnya, lokasi kurang dari atau sama dengan 3 KM memiliki nilai fuzzy "Dekat" dengan nilai 3, antara 3 KM dan 6 KM memiliki nilai fuzzy "Sedang" dengan nilai 2, dan lebih dari atau sama dengan 6 KM memiliki nilai fuzzy "Jauh" dengan nilai 1.

5. Kriteria-Suasana.csv

```
DATA AHP > CSV > ① kriteria-suasana.csv > ② data

1    Suasana; Nilai Fuzzy; Nilai
2    sangat nyaman, sangat modern, sangat ramai; Tinggi; 3
3    nyaman, modern, ramai; Sedang; 2
4    cukup nyaman, cukup modern, cukup ramai; Rendah; 1
5
```

Gambar 4.10 Data CSV Kriteria Suasana

Pada gambar 4.10 merupakan data kriteria suasana dengan deskripsi suasana, nilai fuzzy, dan nilai numeriknya. Misalnya, suasana "sangat nyaman, sangat modern, sangat ramai" memiliki nilai fuzzy "Tinggi" dengan nilai 3, suasana "nyaman, modern, ramai" memiliki nilai fuzzy "Sedang" dengan nilai 2, dan suasana "cukup nyaman, cukup modern, cukup ramai" memiliki nilai fuzzy "Rendah" dengan nilai 1.

6. Kriteria-Harga.csv

```
DATA AHP > CSV > ① kriteria-harga.csv > ① data

1     Range; Nilai Fuzzy; Nilai
2     <= 30000; Rendah; 3
3     30000 < K5 < 50000; Sedang; 2
4     >= 50000; Tinggi; 1
```

Gambar 4.11 Data CSV Kriteria Harga

Pada gambar 4.11 merupakan data kriteria harga dengan rentang, nilai fuzzy, dan nilai numeriknya. Misalnya, harga kurang dari atau sama dengan 30.000 memiliki nilai fuzzy "Rendah" dengan nilai 3, antara 30.000 dan 50.000 memiliki nilai fuzzy "Sedang" dengan nilai 2, dan harga lebih dari atau sama dengan 50.000 memiliki nilai fuzzy "Tinggi" dengan nilai 1.

4.4 FITUR-FITUR SISTEM

1. Scraping

Untuk mengumpulkan data dari Google Maps, digunakan skrip Python yang memungkinkan ekstraksi informasi seperti nama, rating, jumlah ulasan, dan lokasi *coffee shop* secara otomatis. Namun, untuk data mengenai suasana dan harga, diperlukan proses pengumpulan manual melalui wawancara. Proses otomatisasi ini mempermudah ekstraksi data dari platform Google Maps, memastikan data yang terkumpul akurat dan terstruktur untuk analisis lebih lanjut.

2. Ekstraksi

Untuk memenuhi preferensi dan kebutuhan pengguna, data diekstrak dari platform dan pengguna menggunakan Excel. Data yang relevan mencakup informasi seperti rating, jumlah ulasan, lokasi, suasana, dan harga di *coffee shop*. Proses ekstraksi ini memastikan informasi yang diperoleh sesuai dengan kebutuhan analisis dan pengambilan keputusan yang akan dilakukan.

3. Transform

Proses transformasi data melibatkan penyimpanan data dalam tabel untuk mempermudah analisis dan pengelolaan informasi dari data yang diekstrak. Data dibersihkan untuk memastikan kualitas dan konsistensi sebelum disimpan dalam format CSV. Dalam pengambilan keputusan, metode AHP digunakan dengan mempertimbangkan kriteria dan bobotnya, sedangkan metode TOPSIS digunakan untuk membandingkan alternatif berdasarkan jarak dari solusi ideal.

4. Load

Pie chart atau diagram lingkaran dan diagram batang digunakan untuk visualisasi hasil analisis data secara visual, memperlihatkan persentase relatif dari setiap *coffee shop* di Yogyakarta berdasarkan kriteria yang ditetapkan.

4.5 PEMBAHASAN

Pembahasan ini akan fokus pada implementasi dua metode utama dalam pengambilan keputusan, yaitu AHP (Analytic Hierarchy Process) dan TOPSIS.

4.5.1 METODE AHP

Tabel 4.1 Matriks Perbandingan Berpasangan AHP

Kriteria	K1	K2	К3	K4	K5
K1	1	2	4	5	3
K2	1/2	1	3	4	2
K3	1/4	1/3	1	3	2
K4	1/5	1/4	1/3	1	2
K5	1/3	1/2	1/2	1/2	1

Keterangan sebagai berikut:

K1 = Rating

K2 = Jumlah Ulasan

K3 = Lokasi

K4 = Suasana

K5 = Harga

1. Normalisasi Matriks Perbandingan Berpasangan

Langkah pertama dalam metode AHP adalah normalisasi matriks perbandingan berpasangan. Ini dilakukan dengan membagi setiap elemen dalam matriks perbandingan berpasangan dengan jumlah kolomnya. Proses ini memastikan bahwa bobot yang diberikan untuk setiap kriteria adalah konsisten dan dapat dibandingkan secara rasional.

Hasil Matriks Perbandingan Berpasangan

	K1	K2	K3	K4	K5
K1	1	2	4	5	3
K2	0.5	1	3	4	2
КЗ	0.25	0.3333	1	3	2
K4	0.2	0.25	0.3333	1	2
K5	0.3333	0.5	0.5	0.5	1

Gambar 4.12 Matriks Perbandingan Berpasangan AHP

Pada sourco code `pairwise_matrix` adalah matriks perbandingan pasangan dalam metode AHP yang menunjukkan pentingnya satu kriteria dibandingkan dengan kriteria lain. Misalnya, K1 (Rating) dianggap dua kali lebih penting daripada K2 (Jumlah Ulasan).

```
pairwise_matrix = np.array([
  [1, 2, 4, 5, 3],  # K1
  [1/2, 1, 3, 4, 2],  # K2
  [1/4, 1/3, 1, 3, 2],  # K3
  [1/5, 1/4, 1/3, 1, 2], # K4
  [1/3, 1/2, 1/2, 1/2, 1]# K5
])
```

2. Hitung Jumlah Kolom

Setelah matriks perbandingan berpasangan dinormalisasi, berikutnya adalah menghitung jumlah kolom dari matriks yang telah dinormalisasi. Jumlah kolom ini digunakan untuk menghitung bobot relatif dari setiap kriteria.

a. Jumlah kolom K1

$$1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{5} + \frac{1}{3} = 1 + 0.5 + 0.25 + 0.2 + 0.333 = 2.2833$$

b. Jumlah kolom K2

$$2 + 1 + \frac{1}{3} + \frac{1}{4} + \frac{1}{2} = 2 + 1 + 0,333 + 0,25 + 0,5 = 4,0833$$

c. Jumlah kolom K3

Jumlah kolom K3

$$4 + 3 + 1 + \frac{1}{3} + \frac{1}{2} = 4 + 3 + 1 + 0,333 + 0,5 = 8,8333$$

d. Jumlah kolom K4

umlah kolom K4
$$5 + 4 + 3 + 1 + \frac{1}{2} = 5 + 4 + 3 + 1 + 0,5 = 13,5$$

e. Jumlah kolom K5

$$3+2+2+2+1 = 3+2+2+2+1 = 10$$

Berikut source code `col_sum = np.sum(pairwise_matrix, axis=0)` menghitung jumlah setiap kolom dalam matriks perbandingan pasangan `pairwise_matrix`. Ini digunakan dalam metode AHP untuk normalisasi matriks dan menentukan bobot kriteria.

Hitung jumlah kolom col_sum = np.sum(pairwise_matrix, axis=0)

3. Bagi Setiap Elemen dengan Jumlah Kolom

Langkah ini melibatkan pembagian setiap elemen dalam matriks yang dinormalisasi dengan jumlah kolom yang sesuai. Hasilnya adalah matriks bobot normal yang menunjukkan kontribusi relatif dari setiap kriteria dalam pengambilan keputusan.

Kriteria **K1 K2 K3 K4 K5 K1** 1 / 2,2833 3 / 4,0833 5 / 8,8333 7 / 13,5 9 / 10 **K2** (1/3) / 2,28331 / 4,0833 3 / 8,8333 5 / 13,5 7 / 10 **K3** (1/5) / 2,2833(1/3) / 4,08331 / 8,8333 3 / 13,5 5 / 10 (1/5) / 4,08331/13,5 **K4** (1/7) / 2,2833(1/3) / 8,83333 / 10 **K5** (1/7)/4,0833(1/3) / 13,5(1/9) / 2,2833(1/5) / 8,83331 / 10

Tabel 4.2 Pembagian Elemen dengan Jumlah Kolom

Berikut serouce code `normalized_matrix = pairwise_matrix / col_sum` melakukan normalisasi matriks perbandingan pasangan dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah kolomnya. Ini menghasilkan matriks terstandarisasi yang digunakan untuk menghitung bobot relatif kriteria dalam metode AHP.

```
# Normalisasi Matriks Perbandingan Berpasangan
normalized matrix = pairwise_matrix / col_sum
```

Berikut hasil Normalisasi Matriks berdasakan matriks perbandingan berpasangan :

Hasil Normalisasi Matriks Perbandingan Berpasangan

| K1 | K2 | K3 | K4 | K5 |
| K1 | 0.438 | 0.4898 | 0.4528 | 0.3704 | 0.3 |
| K2 | 0.219 | 0.2449 | 0.3396 | 0.2993 | 0.2

Gambar 4.13 Matriks Normalisasi

0.1095 0.0816 0.1132 0.2222 0.2 0.0876 0.0612 0.0377 0.0741 0.2 0.146 0.1224 0.0566 0.037 0.1

Pada gambar 4.13 merupakan data hasil normalisasi matriks perbandingan pasangan untuk lima kriteria (K1-K5), dengan nilai-nilai yang distandarisasi berdasarkan jumlah kolomnya. Misalnya, nilai normalisasi K1 pada kolom K1 adalah 0.438, menunjukkan bobot relatif K1 setelah normalisasi.

4. Menghitung Vektor Bobot Eigen (Eigenvekctor)

Vektor bobot eigen dihitung dengan mengambil rata-rata dari setiap baris dalam matriks bobot normal. Vektor ini menunjukkan bobot relatif dari setiap kriteria dalam keseluruhan proses pengambilan keputusan.

1. Bobot K5:

$$K5 = \frac{0.146 + 0.1224 + 0.0566 + 0.037 + 0.1}{5} = 0.0924$$

2. Bobot **K1**:

2. Bobot **K1**:
$$K1 = \frac{0,4379 + 0,4897 + 0,4528 + 0.3703 + 0.3}{5} = 0.4101$$

3. Bobot **K2**:

$$K2 = \frac{0,2189 + 0.2448 + 0.3396 + 0.2962 + 0.2}{5} = 0.2599$$

4. Bobot **K3**:

$$K3 = \frac{0.1094 + 0.0816 + 0.1132 + 0.2222 + 0.2}{5} = 0.1453$$

5. Bobot **K4**:

$$K4 = \frac{0.0875 + 0.0612 + 0.0377 + 0.0740 + 0.2}{5} = 0.0921$$

6. Bobot **K5**:

$$K5 = \frac{0.1459 + 0.1224 + 0.0566 + 0.037 + 0.1}{5} = 0.0924$$

Berikut source code 'eigenvector = np.mean(normalized_matrix, axis=1)` menghitung vektor bobot eigen (eigenvector) dengan mengambil rata-rata setiap baris dari matriks normalisasi. Ini memberikan bobot relatif untuk setiap kriteria berdasarkan hasil normalisasi matriks perbandingan pasangan.

Menghitung Vektor Bobot Eigen (Eigenvector) eigenvector = np.mean(normalized_matrix, axis=1) Berikut hasil akhir bobot kriteria sebagai berikut:

Hasil akhir bobot kriteria sebagai berikut

	Bobot Kriteria
K1	0.4102
K2	0.26
КЗ	0.1453
K4	0.0921
K5	0.0924

Gambar 4.14 Vektor Bobot Eigen

Pada gambar 4.14 merupkan data vektor bobot eigen untuk lima kriteria, masing-masing dengan bobotnya. Misalnya, K1 memiliki bobot 0.4102, menunjukkan pentingnya relatif dibandingkan kriteria lainnya dalam konteks pemilihan *Coffee Shop* di Kota Yogyakarta

5. Menghitung Konsistensi

Langkah terakhir dalam metode AHP adalah menghitung konsistensi dari matriks perbandingan berpasangan. Ini dilakukan dengan menghitung rasio konsistensi (CR) untuk memastikan bahwa penilaian yang diberikan tidak acak dan konsisten. CR yang lebih kecil dari 0.1 menunjukkan bahwa matriks perbandingan berpasangan konsisten.

Berikut source code untuk menghitung konsistensi matriks AHP dengan menentukan nilai eigen terbesar (λ _max), indeks konsistensi (CI), dan rasio konsistensi (CR). CR yang rendah menunjukkan konsistensi yang baik dalam penilaian.

```
# Menghitung Konsistensi dengan cara yang benar
weighted_sum_vector = np.dot(pairwise_matrix, eigenvector)
lambda_max = np.sum(weighted_sum_vector / eigenvector) /
len(pairwise_matrix)
n = len(pairwise_matrix)
ci = (lambda_max - n) / (n - 1)
ri = 1.12  # Nilai RI untuk matriks 5x5
cr = ci / ri
```

0.4101

0.2599

0.1453

 $+ 0.5 \times 0.0921$

 $+ 1 \times 0.0924$

3

2

2

1. Mengalikan matriks perbandingan berpasangan dengan vektor bobot yang telah dihitung.

3

1

 0.5×0.1453

Hitung nilai eigen maksimum dengan mengalikan matriks perbandingan berpasangan dengan vektor bobot eigen:

1

0.333

0.5

0.25

Eigen Matrix =

 $0.333 \times 0.4101 + 0.5 \times 0.2599$

Berikut hasil perkalian matriks perbandingan berpasangan dengan vektor bobot eigen:

Hasil Perkalian Matriks Perbandingan Berpasangan dengan Vektor Bobot Eigen (Bobot Kriteria)

7	K1	K2	КЗ	K4	K5	Bobot Kriteria	Hasil Vektor Bobot Eigen
K1	1	2	4	5	3	0.4102	2.2492
K2	0.5	1	3	4	2	0.26	1.4543
K3	0.25	0.3333	1	3	2	0.1453	0.7957
K4	0.2	0.25	0.3333	1	2	0.0921	0.4724
K5	0.3333	0.5	0.5	0.5	1	0.0924	0.4778

Gambar 4.15 Hasil Vektor Bobot Eigen

Pada gambar 4.15 merupakan tampilan matriks perbandingan pasangan yang telah dikalikan dengan vektor bobot eigen. Pertama, dibentuk DataFrame dengan kolom dan baris sesuai kriteria (K1-K5), ditambah kolom untuk bobot kriteria dan hasil vektor bobot eigen. DataFrame ini kemudian ditampilkan menggunakan 'st.write'.

2. Menghitung $\lambda \neg \max$

Untuk menghitung λ _max, akan dilakukan bagi hasil perkalian di atas dengan nilai hasil perhitungan dari vektor bobot eigen dan nilai hasil perhitungan rata-rata kolom pada matriks perbandingan, berikut ini:

$$\lambda_{\text{max}} = \frac{2.2492}{0.4102} + \frac{1.4543}{0.26} + \frac{0.7957}{0.1453} + \frac{0.4724}{0.0921} + \frac{0.4778}{0.0924}$$

$$\lambda_{\text{max}} = \frac{26.852}{5} = 5.3704$$

Rata-rata dari hasil ini adalah nilai λ_max 5,3704

3. Menghitung Consistency Index (CI) dengan menggunakan rumus persamaan [1].

$$CI = \frac{\lambda_{-} \max - n}{n - 1} = \frac{5,3704 - 5}{5 - 1} = \frac{0,3704}{4} = 0,09261$$

4. Menghitung Consistency Ratio (CR)

Untuk matriks perbandingan berpasangan dengan ukuran 5x5, nilai RI adalah 1.12. Nilai ini ditetapkan berdasarkan analisis statistik untuk mengukur konsistensi perbandingan berpasangan. Dalam perhitungan konsistensi (CR), nilai CI (Consistency Index) dibagi dengan RI untuk mendapatkan nilai CR (Consistency Ratio). Menggunakan nilai acak (RI) untuk matriks 5x5 yaitu (1,12)

$$CR = \frac{CI}{RI} = \frac{0,09261}{1,12} = 0,0827$$
si

Konsistensi

λ_max: 5.37047547340541

Consistency Index (CI): 0.09261886835135247

Consistency Ratio (CR): 0.08269541817085041

Matriks perbandingan berpasangan ini konsisten.

Gambar 4.16 Konsistensi

Berdasarkan nilai yang didapatkan dihasilkan nilai CR sebesar 0.0827, nilai CR < 0.1, yang menunjukkan bahwa matriks perbandingan berpasangan ini konsisten.

4.5.2 METODE TOPSIS

1. Normalisasi Matriks Keputusan

Langkah pertama dalam metode TOPSIS adalah normalisasi matriks keputusan. Ini dilakukan dengan membagi setiap elemen dalam matriks keputusan dengan akar kuadrat dari jumlah kuadrat semua elemen dalam kolom yang sama. Proses ini memastikan bahwa semua kriteria berada pada skala yang sama.

Berikut adalah data *coffee shop* yang telah diubah menjadi nilai fuzzy dan membuat nilai bobot dan atribut untuk setiap kriteria K1, K2, K3 K4 dan K5.

Tabel 4.3 Hasil perubahan menjadi nilai fuzzy

Alternatif	Nama	Rating	Jumlah	Lokasi	Suasana	Harga
			Ulasan			
A1	Silol Kopi & Eatery	3	3	3	3	1
A2	Tekoff Coffee and Roastery	3	2	2	2	2
A3	Simetri Coffee Roaster	3	2	2	2	1
A4	Awor Coffee Junction	3	1	2	2	2
A5	Blanco Coffee and Books	3	2	2	3	2
A6	Legend Coffee	3	3	3	3	1
A7	Jeeva Yogyakarta	3	2	2	3	2
A8	Awor Gallery & Coffee	3	1	2	1	2
A9	Ayara Coffee Shop	3	1	2	1	3
A10	de Ngokow Coffee Roastery & Tea Club Jogja	3	S	3	1	1

Menentukan nilai bobot setiap kriteria pada normalisasi matriks keputusan

Tabel 4.4 Data Kriteria

Kode	Nama	Atribut	Bobot
K1	Rating	Benefit	0.41019
K2	Jumlah Ulasan	Benefit	0.25996
К3	Lokasi (km)	Cost	0.14531
K4	Suasana	Benefit	0.09213
K5	Harga	Cost	0.09242

2. Matrik Normaliasai

Melakukan perhitungan manual nilai normalisasi untuk setiap elemen dalam matriks keputusan menggunakan rumus persamaan [1]:

a. Mengkuadratkan masing-masing nilai matriks sebagai berikut:

	K 1	K2	K3	K4	K5
A 1	3x3=9	3x3=9	3x3=9	3x3=9	1x1=1
A2	3x3=9	2x2=4	2x2=4	2x2=4	2x2=4
A3	3x3=9	2x2=4	2x2=4	2x2=4	1x1=1
A4	3x3=9	1x1=1	2x2=4	2x2=4	2x2=4
A5	3x3=9	2x2=4	2x2=4	3x3=9	2x2=4
A6	3x3=9	3x3=9	3x3=9	3x3=9	1x1=1
A7	3x3=9	2x2=4	2x2=4	3x3=9	2x2=4
A8	3x3=9	1x1=1	2x2=4	1x1=1	2x2=4
A9	3x3=9	1x1=1	2x2=4	1x1=1	3x3=9
A10	3x3=9	1x1=1	3x3=9	1x1=1	1x1=1

Berikut source code untuk mengkuadrat setiap elemen pada matrix:

```
# Langkah 1: Mengkuadratkan Setiap Elemen pada Matriks Keputusan:
```

Dari hasil perhitungan tersebut akan digunakan untuk mencari akar dari total nilai kuadrat setiap kriteria.

[#] Mengkuadratkan setiap elemen pada matrix keputusan (selain kolom 'Nama').

df_squared = df.iloc[:, 1:]**2