

# REKOMENDASI LOKASI WISATA KULINER DI JAKARTA MENGGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING DAN SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING

Angga Saputra<sup>1)</sup> Bagus Mulyawan<sup>2)</sup> Tri Sutrisno<sup>3)</sup>

<sup>1)2)3)</sup> Teknik Informatika Universitas Tarumanagara  
Jl. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta Barat 11400 Indonesia

<sup>1)</sup> email : [anggasap96@gmail.com](mailto:anggasap96@gmail.com)

<sup>2)</sup> email : [bagus@fti.untar.ac.id](mailto:bagus@fti.untar.ac.id)

<sup>3)</sup> email : [tris@fti.untar.ac.id](mailto:tris@fti.untar.ac.id)

## ABSTRACT

Jakarta as the center of the capital city of Indonesia which has culinary attractions that are of interest to visitors from international restaurants to the best traditional Indonesian restaurants. Both are presented with the feel of an elegant colonial building up to a modern nuanced room. Therefore, the K-Means clustering method and Simple Additive Weighting (SAW) are combined to select and classify the data needed in the ranking list of culinary tourism locations in Jakarta that are in accordance with the user's wishes or according to the user's initial location. K-Means Clustering is a method that groups data according to each cluster. Simple Additive Weighting (SAW) is the method used for the ranking process with use preference values. In this study, the K-Means Clustering method will divide the location travel according to distance calculated from the user's initial position to the address of the tourist location, then the SAW method will sort which location best suits the user's wishes. The test results show that the K-Means Clustering and Simple Additive Weighting (SAW) method can buy recommendations on culinary tourism locations with the best ranking from each cluster based on the weight of each criterion and the maximum radius input by the user.

## Key words:

*Culinary Tourism, K-Means Clustering, Location , Simple Additive Weighting*

## 1. Pendahuluan

Wisata adalah suatu kegiatan perjalanan yang dilakukan manusia baik perorangan maupun kelompok untuk mengunjungi destinasi tertentu dengan tujuan rekreasi, mempelajari keunikan daerah wisata, pengembangan diri, dan sebagainya dalam kurun waktu yang singkat atau sementara waktu (UU RI No 10 tahun 2009).[1] Salah satu kegiatan yang dapat dilakukan ketika

sedang berwisata adalah mencicipi berbagai makanan khas yang ada disuatu daerah atau yang disebut dengan wisata kuliner.

Tren wisata pada era kini lebih cenderung pada berburu makanan khas modern tersebut perubahan gaya hidup yang terjadi juga menjadi pemicu pergeseran daya tarik seorang wisatawan terhadap sebuah tempat makanan, dimana suasana dan pelayanan menjadi bagian penting dalam penilaian. Sehingga banyak restoran atau tempat makan dibuat dengan ciri khasnya masing-masing.[2] Wisatawan yang datang berkunjung ke lokasi wisata kuliner tidak hanya wisatawan domestik saja, tetapi banyak wisatawan mancanegara yang berkunjung untuk mencoba rasa dari makanan dan atau juga untuk memperoleh pengalaman yang didapat dari makanan khas tersebut di Indonesia. Salah satu kota yang banyak dikunjungi wisatawan adalah Jakarta.

Jakarta sangatlah potensial dalam pertumbuhan wisatawan dan juga dapat meningkatkan citra destinasi Jakarta sebagai salah satu daerah prioritas wisata kuliner dikarenakan Jakarta sebagai pusat Ibukota dan pusat pemerintahan di Indonesia.[3] Oleh karena itu, pentingnya informasi tentang lokasi tempat wisata kuliner di Jakarta dapat membantu wisatawan dalam melihat informasi-informasi tentang lokasi dan jenis-jenis kategori kuliner yang ada di Jakarta.

Sistem pendukung keputusan dapat digunakan untuk menentukan lokasi wisata yang paling optimal berdasarkan kriteria yang diinginkan oleh wisatawan. Dalam Sistem pendukung keputusan ini menggunakan metode yaitu gabungan dari metode *K-Means Clustering* dan *Simple Additive Weighting* (SAW). Data lokasi akan diolah menjadi data jarak dengan menggunakan *here Maps*.

Prinsip dari K-Means adalah menentukan centroid dari suatu cluster sebagai nilai rerata titik-titik di dalam cluster. Algoritma akan memilih secara acak k dari objek-objek di dalam D, dimana masing-masing k mewakili nilai rerata atau pusat dari suatu cluster. Untuk objek-

objek lainnya ditetapkan ke cluster dimana yang memiliki kemiripan/kedekatan paling tinggi berdasarkan jarak Euclidean antara objek dan pusat cluster. Algoritma K-Means akan secara iteratif meningkatkan variasi (selisih perbedaan) di dalam cluster. Untuk masing-masing cluster, algoritma ini akan menghitung rerata baru dengan menggunakan objek-objek yang di tetapkan ke cluster tersebut pada iterasi sebelumnya. Semua objek kemudian ditetapkan ulang dengan menggunakan rerata baru yang sudah diupdate dan digunakan sebagai pusat atau centroid yang baru.[4] Proses utama dalam metode Simple Additive Weighting (SAW) adalah jumlah nilai bobot kriteria dari tingkat kinerja di tiap alternatif berdasarkan atribut – atribut yang digunakan. Kemudian dilakukan proses normalisasi matriks keputusan (X) ke dalam sebuah skala perbandingan tingkat alternatif yang ada. Tentu sistem pendukung keputusan perlu menentukan bobot tiap atribut terlebih dahulu. Total skor masing-masing alternatif di dapat dari menambahkan semua perkalian rating dan bobot.[5]

## 2. Dasar Teori

### 2.1 K-Means Clustering

Metode *K-Means Clustering* pertama kali diperkenalkan oleh MacQueen JB pada tahun 1976.[6] Metode ini adalah salah satu metode yang paling umum digunakan. Metode ini termasuk Teknik *partitionbased clustering* yang membagi atau memisahkan objek ke – k dalam daerah bagian yang terpisah. Pada *K-Means*, setiap objek akan masuk ke kelompok tertentu dalam suatu proses tertentu. Tujuan metode *K-Means* adalah mengelompokan objek ke pusat kelompok di dalam satu kelompok adalah minimum. Metode *K-Means* sangat terkenal karena kemudahannya dan kemampuannya untuk meng-cluster data besar dan data *outlier* dengan sangat cepat.

Karakteristik yang terdapat pada metode K-Means adalah:[7]

1. *K-Means* sangat cepat dalam proses *clustering*.
2. *K-Means* sangat sesintif pada pembangkitan *centroid* awal secara acak.
3. *K-Means* memungkinkan suatu *cluster* tidak memiliki anggota.
4. Hasil *clustering* dengan menggunakan *K-Means* bersifat tidak unik (selalu berubah-ubah).

Algoritma *K-Means* merupakan model *centroid*. Model *centroid* adalah model yang menggunakan titik tengah suatu *cluster* yang berupa nilai. *Centroid* digunakan untuk menghitung jarak suatu objek data termasuk dalam suatu *cluster* jika memiliki jarak terpendek terhadap *centroid cluster* tersebut.

Berikut tahap – tahap proses *K-Means clustering* adalah :[8]

1. Menentukan banyak *cluster* yang ingin dibentuk.
2. Menentukan nilai awal untuk pusat *cluster* awal(*centroid*) sebanyak yang dibutuhkan
3. Menghitung jarak setiap data input terhadap semua *centroid* memakai rumus *Euclidean Distance* hingga mendapatkan hasil jarak yang paling dekat dari data dengan *centroid*. Berikut ini adalah persamaan *Euclidean Distance*:

$$d(X_j, C_j) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j - C_j)^2} \quad (1)$$

keterangan :

d = jarak;  
j = jumlah atribut;  
c = centroid;  
x = data ;

4. Memasukkan setiap data berdasarkan jarak dengan *centroid* (nilai terkecil).
5. Mengubah *centroid.centroid* baru diperoleh dengan menghitung rata-rata *cluster* dengan menggunakan rumus:

$$v_{iw} = \frac{1}{N_i} (\sum_{k=1}^{N_i} X_{kw}) \quad (2)$$

Keterangan :

$i, w$  = indeks dari *cluster*  
 $w$  = indeks dari *variable*  
 $v_{iw}$  = *centroid*/rata-rata *cluster* ke-I untuk *variable* ke -w  
 $x_{kw}$  = nilai data ke-k yang ada di dalam *cluster* tersebut untuk *variable* ke-w  
 $N_i$  = jumlah data yang menjadi anggota *cluster* ke-i

6. Melakukan kembali langkah 3 ke langkah 5 sampai data di dalam tiap *cluster* tetap.

### 2.2 Simple Additive Weighting

Metode *Simple Additive Weighting* sering juga dikenal istilah metode penjumlahan terbobot. Konsep dasar metode SAW adalah mencari penjumlahan terbobot dari rating kinerja pada setiap alternatif pada semua atribut. Metode SAW membutuhkan proses normalisasi matriks keputusan (X) ke suatu skala yang dapat diperbandingkan dengan semua rating alternatif yang ada.[9]

Dalam perancangan aplikasi rekomendasi lokasi wisata kuliner berbasis *website*, metode SAW dapat digunakan untuk menentukan bobot dari pemilihan kriteria wisata kuliner. Metode SAW dapat menentukan nilai bobot dari setiap atribut, setelah itu dilakukan pencarian bobot terbesar melalui perengkingan sehingga menghasilkan

alternatif terbaik. Kelebihan dari metode ini adalah penelitian akan lebih tepat karena berdasarkan nilai dari kriteria dan bobot pilihan kriteria yang sudah ditentukan. Dalam perhitungan metode SAW dibutuhkan sebuah proses normalisasi dari data asli ke dalam skala yang kemudian dibandingkan dengan semua rating pada setiap alternatif. Dalam menentukan nilai bobot prioritas, *benefit* dan *support* sangat diperlukan dalam perhitungan nilai untuk dapat dijadikan normalisasi, berikut adalah rumus dari *benefit* dan *cost*:

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} \\ \frac{\min_j x_{ij}}{x_{ij}} \end{cases} \quad (3)$$

Keterangan:

- Rij : Nilai rating kinerja ternormalisasi
- Xij : Nilai atribut yang dimiliki dari setiap kriteria
- $\frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}}$  : Nilai terbesar dari setiap kriteria
- $\frac{\min_j x_{ij}}{x_{ij}}$  : nilai terkecil dari setiap kriteria
- Benefit* : Jika nilai terbesar adalah terbaik
- Cost* : Jika nilai terkecil adalah terbaik

Selanjutnya akan dibuat perkalian matriks W \* R dan penjumlahan hasil perkalian untuk memperoleh alternatif terbaik dengan melakukan pemeringkatan nilai terbesar sebagai berikut:[10]

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij} \quad (4)$$

Keterangan:

- Vi = Rangkaian untuk setiap alternatif
- Wj = nilai bobot dari setiap kriteria
- Rij = nilai rangkaian kinerja ternormalisasi
- Nilai W merupakan nilai yang sudah ditentukan yaitu Vektor Bobot:
- W = (0.1; 0.2; 0.3; 0.4)

Setelah itu dapat dilakukan pemeringkatan untuk menghasilkan bobot prioritas dalam pemilihan lokasi wisata kuliner.

### 3. Hasil Percobaan

#### 3.1 Metode K-Means Clustering

Terdapat 30 data lokasi wisata kuliner dan jarak *user* di *input* dari lokasi Univeritas Tarumanagara kampus dua ke tempat tujuan lokasi kuliner dari 30 data tersebut yang di peroleh dengan menggunakan *here maps api*. Dan untuk atribut fasilitas dilakukan transformasi data lengkap yaitu (*wifi*, AC, music, parkir, dan *stop* kontak) dengan nilai 3, cukup yaitu (*wifi*, AC, dan parkir) dengan nilai 2 dan kurang yaitu (AC, parkir) dengan nilai 1, sehingga hasil data yang sudah di peroleh di tampilkan pada table berikut, data data tersebut akan ditampilkan pada **Tabel 1**.

**Tabel 1** Data Lokasi Wisata Kuliner

No	Wisata Kuliner	Jarak	Harga/2orang	Fasilitas	Rating
1	Bakmi Alok	7.4	80000	2	4.4
2	J.co Donuts Central Park	2.5	70000	3	4.2
No	Wisata Kuliner	Jarak	Harga/2orang	Fasilitas	Rating
3	Bakso Jawir	3.3	100000	1	4.3
4	Kwetiau Sapi 78Mangga Besar	3.9	80000	1	4.4
5	PisangGoreng Bu Nanik	3.1	80000	1	4.5
6	Nasi Goreng Mafia Cempaka	15.5	70000	1	3.9
7	Martabak Pecenongan	5.6	140000	1	4.3
8	Warung Upnorml Cempaka	14	100000	3	4.2
9	Seribu Rasa	6.6	400000	3	4.4
10	Pancious Senayan	9.9	350000	3	4.4
11	Warung Nagih	10.2	80000	1	4.1
12	Roti Bakar Eddy Blok M	9.6	70000	1	4.2
13	Mie Aceh Ayah	13.4	100000	1	4.3
14	Bakmi GM PIM	14.3	125000	1	4.3
15	Burger King Blok M	10.6	125000	3	4.2
16	Sate Kambing Haji Giyo	19.8	65000	1	4.2
17	Bebek Mas Isa	21	80000	1	4.3
18	Dunkin Donut Gramedia	13.5	125000	3	4.3
19	Kfc Buaran Plaza	24.1	100000	3	4.3
20	Lapo Ni Todongta	25.8	100000	2	4.3
21	Maxx Coffe	4.5	100000	3	4.2
22	Seafood Ayu Kelapa	13	100000	1	4.4
23	Es Teler 77 Mangga Dua	10.8	115000	1	4.3
24	Warung Bu Kris	9	150000	2	4.3

25	Pizza Hut Mall of Indonesia	15.2	200000	3	4.5
26	Sumoboo GI	6.9	180000	3	4.2
27	Bubur Ayam Cikini	8.7	50000	1	3.9
28	Haagen Dazz Plaza	10.6	330000	3	4.4
29	KFC Cideng	3.9	100000	3	4.3
30	Recheese Cempaka	15.4	70000	3	4.3

centroid masing-masing cluster dengan data lokasi wisata kuliner pertama menggunakan rumus diatas.

Iterasi ke-1 :

$$d_1 = 2.5, 70000, 3, 4.2$$

$$d_2 = 4.5, 100000, 3, 4.2$$

$$d_3 = 10.2, 80000, 1, 4.1$$

1. Perhitungan data 1 ke cluster 1, 2, dan 3 sebagai berikut:

$$d_1 = \sqrt{(7.4 - 2.5)^2 + (80000 - 70000)^2 + (2 - 3)^2 + (4.4 - 4.2)^2} = 10000$$

$$d_2 = \sqrt{(7.4 - 4.5)^2 + (80000 - 100000)^2 + (2 - 3)^2 + (4.4 - 4.2)^2} = 20000$$

$$d_3 = \sqrt{(7.4 - 10.2)^2 + (80000 - 80000)^2 + (2 - 1)^2 + (4.4 - 4.1)^2} = 2.98$$

2. Perhitungan data 30 ke cluster 1, 2, dan 3 sebagai berikut:

$$d_1 = \sqrt{(15.4 - 2.5)^2 + (70000 - 70000)^2 + (3 - 3)^2 + (4.3 - 4.2)^2} = 12.90$$

$$d_2 = \sqrt{(15.4 - 4.5)^2 + (70000 - 100000)^2 + (3 - 3)^2 + (4.3 - 4.2)^2} = 30000$$

$$d_3 = \sqrt{(15.4 - 10.2)^2 + (70000 - 80000)^2 + (3 - 1)^2 + (4.3 - 4.1)^2} = 10000$$

Perhitungan terus dilakukan hingga data ke-n yaitu data ke-30. Kemudian akan di peroleh matriks jarak yaitu C1, C2 dan C3. Jarak hasil perhitungan akan dilakukan perbandingan dan dipilih jarak terdekat antara data dengan pusat cluster, jarak ini menunjukkan bahwa data tersebut berada dalam satu kelompok dengan pusat cluster terdekat. Setelah memasukan setiap data berdasarkan jarak dengan centroid (nilai terkecil), selanjutnya mengubah centroid baru dengan menghitung rata-rata cluster dengan menggunakan rumus :

$$v_{iw} = \frac{1}{N_i} (\sum_{k=1}^{N_i} X_{kw})$$

Keterangan :

$i, w$  = indeks dari cluster

$w$  = indeks dari variable

$v_{iw}$  = centroid/rata-rata cluster ke-I untuk variable ke-w

$x_{kw}$  = nilai data ke-k yang ada di dalam cluster tersebut untuk variable ke-w

$N_i$  = jumlah data yang menjadi anggota cluster ke-i

Dapat dilihat data yang sudah diolah pada Tabel 2 di bawah ini:

Tabel 2 Centroid Cluster Baru

Cluster	Centroid			
1	11.9	65833	1.6	4.1
2	11.3	160000	2.2	4.3
3	9.12	80000	1.2	4.3

Setelah memperoleh nilai centroid cluster baru kemudian lakukan iterasi selanjutnya sampai iterasi pada tiap cluster tetap atau tidak berubah. Pada contoh perhitungan dengan 30 data wisata kuliner berhenti pada iterasi ke 5 dengan hasil iterasi ke-4 dan ke-5 yang tidak berubah dan koheren dengan nilai centroid cluster akhir C1 dengan nilai (10.6, 72272, 1.4, 4.2), C2 dengan nilai(10.5, 320000,3,4.4) C3 dengan nilai (11.5, 117333, 2, 4.2). Berikut ini merupakan hasil perhitungan iterasi ke-4 dan ke-5 yang koheren dapat dilihat data yang sudah diolah pada Tabel 3 di bawah ini:

Tabel 3 Kelompok Cluster 1 (iterasi ke-4 dan ke-5)

No	Wisata Kuliner	Jarak	Harga/2orang	Fasilitas	Rating
1	Bakmi Alok	7.4	80000	2	4.4
2	J.co Donuts Central Park	2.5	70000	3	4.2
3	Kwetiau Sapi 78 Mangga Besar	3.9	80000	1	4.4
4	Pisang Goreng Bu Nanik	3.1	80000	1	4.5
5	Nasi Goreng Mafia Cempaka	15.5	70000	1	3.9
6	Warung Nagih	10.2	80000	1	4.1
7	Roti Bakar Eddy Blok M	9.6	70000	1	4.2
8	Sate Kambing Haji Giyo	19.8	65000	1	4.2
9	Bebek Mas Isa	21	80000	1	4.3
10	Bubur Ayam Cikini	8.7	50000	1	3.9
11	Recheese Cempaka	15.4	70000	3	4.3

Tabel 4 Kelompok Cluster 2 (iterasi ke-4 dan ke-5)

No	Wisata Kuliner	Jarak	Harga/2orang	Fasilitas	Rating
1	Seribu Rasa	6.6	400000	3	4.4
2	Pancious Senayan	9.9	350000	3	4.4
3	Pizza Hut Mall of Indonesia	15.2	200000	3	4.5
4	Haagen Dazz Plaza	10.6	330000	3	4.4

Tabel 5 Kelompok Cluster 3 (iterasi ke-4 dan ke-5)

No	Wisata Kuliner	Jarak	Harga/2orang	Fasilitas	Rating
1	Bakso Jawir	3.3	100000	1	4.3
2	Martabak Pecenongan	5.6	140000	1	4.3
3	Warung Upnormal Cempaka	14	100000	3	4.2
4	Mie Aceh Ayah	13.4	100000	1	4.3
5	Bakmi GM PIM	14.3	125000	1	4.3
6	Burger King Blok M	10.6	125000	3	4.2
7	Dunkin Donut Gramedia	13.5	125000	3	4.3
8	Kfc Buaran Plaza	24.1	100000	3	4.3
9	Lapo Ni Todongta	25.8	100000	2	4.3
10	Maxx Coffe	4.5	100000	3	4.2
11	Seafood Ayu Kelapa	13	100000	1	4.4
12	Es Teler 77 Mangga Dua	10.8	115000	1	4.3
13	Warung Bu Kris	9	150000	2	4.3
14	Sumoboo GI	6.9	180000	3	4.2
15	KFC Cideng	3.9	100000	3	4.3

### 3.2 Metode Simple Additive Weighting

Contoh perhitungan dari metode *Simple Additive Weighting* atau SAW. Dan disini akan dihitung bobot tiap kriteria, kriteria-kriteria tersebut adalah harga/2orang(rata-rata), jarak, rating dan fasilitas. Pada kriteia jarak di peroleh dari *here maps api* dan untuk kriteria harga/2orang(rata-rata), rating, dan fasilitas didapatkan melalui data koheren dari situs Zomato.com. Perhitungan akan dilakukan untuk melakukan perangkungan untuk mencari nilai terbesar. Terdapat 30 data wisata kuliner yang sudah di pecah menggunakan metode *K-Means clustering* menjadi tiga *cluster*. Setelah itu akan dilakukan pembobotan, nilai dari pembobotan. Pembobotan dilakukan berdasarkan *cost* dan *benefit*, sehingga jika nilai *cost* maka akan diambil nilai minimal atau nilai terkecil, sehingga pembobotan dilakukan dari rentang harga dan jarak terkecil. Sedangkan *benefit* akan mengambil nilai maksimal atau nilai terbesar, sehingga pembobotan akan mengambil nilai terbesar dari rating dan fasilitas. Pada kriteria fasilitas variable terdiri lengkap dengan bobot 3 yaitu (Wifi, AC, music, parkir, dan stop kontak), cukup dengan bobot 2 yaitu (wifi,AC,dan parkir) dan kurang dengan bobot 1 yaitu (AC,parkir). Setelah mendapatkan nilai dari semua atribut, maka langkah selanjutnya adalah membuat tabel matriks normalisasi. Tabel matriks normalisasi dapat dilihat pada **Tabel 6**.

Tabel 6 Normalisasi Cluster 1

No	Wisata Kuliner	Kriteria			
		C1	C2	C3	C4
1	Bakmi Alok	0.33	0.62	0.66	0.97
2	J.co Donuts Central Park	1	0.71	1	0.93
3	Kwetiau Sapi 78 Mangga Besar	0.64	0.62	0.33	0.97
4	Pisang Goreng Bu Nanik	0.80	0.62	0.33	1
5	Nasi Goreng Mafia Cempaka	0.16	0.71	0.33	0.86
6	Warung Nagih	0.24	0.62	0.33	0.91
7	Roti Bakar Eddy Blok M	0.26	0.71	0.33	0.93
8	Sate Kambing Haji Giyo	0.12	0.76	0.33	0.93
9	Bebek Mas Isa	0.11	0.62	0.33	0.95
10	Bubur Ayam Cikini	0.28	1	0.33	0.86
11	Recheese Cempaka	0.16	0.71	1	0.95

Setelah itu mencari nilai bobot vector dari setiap hotel dengan bobot vector yang dipakai adalah 0.4, 0.2, 0.3, dan 0.1. Dimana pada bobot vector tersebut prioritas pertama adalah harga dengan bobot 0.4, kedua adalah rating dengan bobot 0.3, ketiga adalah jarak dengan bobot 0.1, dan keempat adalah total fasiliats dengan bobot 0.2.

$$A1 = (0.1 \times 0.33) + (0.4 \times 0.62) + (0.2 \times 0.66) + (0.3 \times 0.97) = 0.71$$

$$A2 = (0.1 \times 1) + (0.4 \times 0.71) + (0.2 \times 1) + (0.3 \times 0.93) = 0.86$$

$$A3 = (0.1 \times 0.64) + (0.4 \times 0.62) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.97) = 0.67$$

$$A4 = (0.1 \times 0.80) + (0.4 \times 0.62) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 1) = 0.69$$

$$A5 = (0.1 \times 0.16) + (0.4 \times 0.71) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.86) = 0.62$$

$$A6 = (0.1 \times 0.24) + (0.4 \times 0.62) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.91) = 0.61$$

$$A7 = (0.1 \times 0.26) + (0.4 \times 0.71) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.93) = 0.65$$

$$A8 = (0.1 \times 0.12) + (0.4 \times 0.76) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.93) = 0.66$$

$$A9 = (0.1 \times 0.11) + (0.4 \times 0.62) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.95) = 0.61$$

$$A10 = (0.1 \times 0.28) + (0.4 \times 1) + (0.2 \times 0.33) + (0.3 \times 0.86) = 0.75$$

$$A11 = (0.1 \times 0.16) + (0.4 \times 0.71) + (0.2 \times 1) + (0.3 \times 0.95) = 0.78$$

Setelah mendapatkan hasil perkalian dan penjumlahan hasil perkalian, akan didapat hasil akhir nilai keputusan pada **Tabel 7**.

**Tabel 7** Hasil Perangkingan Cluster 1

Alternatif	Hasil Perangkingan
A2	0.86
A11	0.78
A10	0.75
A1	0.71
A4	0.69
A3	0.67
A8	0.66
A7	0.65
A5	0.62
A9	0.61
A6	0.61

Maka dapat ditentukan wisata kuliner dari cluster 1 yang menjadi prioritas adalah J.co Donouts Central Park sebagai alternatif "A2" dengan hasil perangkingan 0.86.

Selanjutnya normalisasi data wisata kuliner Cluster 2 **Tabel 8**

**Tabel 8** Normarisasi cluster 2

No	Wisata Kuliner	Kriteria			
		C1	C2	C3	C4
1	Seribu Rasa	1	0.5	1	0.97
2	Pancious Senayan	0.66	0.5	1	0.97
3	Pizza Hut Mall of Indonesia	0.43	1	1	1
4	Haagen Dazz Plaza	0.62	0.60	1	0.97

Selanjutnya akan dibuat perkalian matriks W \* R dan penjumlahan hasil perkalian untuk memperoleh alternatif terbaik dengan melakukan perangkingan nilai terbesar dapat dilihat **Tabel 9**.

**Tabel 9** Hasil Perangkingan Cluster 2

Alternatif	Hasil Perangkingan
B3	0.94
B4	0.79
B1	0.79
B2	0.78

Maka dapat ditentukan wisata kuliner dari cluster 2 yang menjadi prioritas adalah Seribu Rasa sebagai alternatif "B3" dengan hasil perangkingan 0.94.

Selanjutnya normalisasi data wisata kuliner cluster 3 akan di tampilkan di **Tabel 10**.

No	Wisata Kuliner	Kriteria			
		C1	C2	C3	C4
1	Bakso Jawir	1	1	0.33	0.97
2	Martabak Pecenongan	0.58	0.71	0.33	0.97
3	Warung Upnormal Cempaka	0.23	1	1	0.95
4	Mie Aceh Ayah	0.24	1	0.33	0.97
6	Burger King Blok M	0.31	0.8	1	0.95
7	Dunkin Donut Gramedia	0.244	0.8	1	0.97
8	Kfc Buaran Plaza	0.136	1	1	0.97
9	Lapo Ni Todongta	0.12	1	0.66	0.97
10	Maxx Coffe	0.73	1	1	0.95
11	Seafood Ayu Kelapa	0.25	1	0.33	1
12	Es Teler 77 Mangga Dua	0.30	0.86	0.33	0.97
13	Warung Bu Kris	0.36	0.66	0.66	0.97
14	Sumoboo GI	0.47	0.55	1	0.95
15	KFC Cideng	0.84	1	1	0.97

Selanjutnya akan dibuat perkalian matriks  $W * R$  dan penjumlahan hasil perkalian untuk memperoleh alternatif terbaik dengan melakukan perangkingan nilai terbesar dapat dilihat **Tabel 11**.

**Tabel 11** Hasil Perangkingan Cluster 3.

Alternatif	Hasil Perangkingan
C15	0.97
C10	0.95
C3	0.90
C8	0.90
C1	0.85
C9	0.83
C7	0.83
C6	0.83
C11	0.79
C4	0.78
C14	0.75
C12	0.73
C13	0.72
C2	0.70
C5	0.70

Maka dapat ditentukan wisata kuliner dari cluster 3 yang menjadi prioritas adalah KFC Cideng sebagai alternatif “C15” dengan hasil perangkingan 0.97.

#### 4. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diperoleh berdasarkan pembuatan dan pengujian dari aplikasi rekomendasi lokasi wisata kuliner di Jakarta dapat berjalan dan mengoperasikan metode K-means clustering dan *Simple Additive Weighting* (SAW) dengan baik, dan juga dapat memberikan hasil rekomendasi lokasi wisata kuliner yang telah dibagi menjadi tiga cluster dengan perangkingan terbaik. Hasil perhitungan *K-means Clustering* tahapan yang perlu dilakukan adalah mendapat nilai kriteria jarak masing-masing lokasi kuliner atau dimasukkan lokasi jarak awal user lalu dilakukan *clustering* dengan kriteria yang lain, dengan nilai *centroid random*. Sedangkan hasil perhitungan SAW dimulai dengan memberi bobot kriteria, menyeleksi data lokasi yang telah dicluster dan menghitung nilai preferensi tiap lokasi dan dilakukan perangkingan untuk di rekomendasikan. Namun dalam hasil pengujian akan selalu berbeda hal ini disebabkan karena bobot kriteria dan maximum radius yang dimasukkan oleh setiap user bisa berbeda-beda tergantung dari keinginan user itu sendiri

#### 5. Saran

Saran untuk yang ingin mengembangkan aplikasi rekomendasi lokasi wisata kuliner di Jakarta dengan menggunakan metode *K-Means Clustering* dan SAW adalah Aplikasi dapat dikembangkan dengan menambahkan *directions* untuk memudahkan pengguna dalam mencari lokasi wisata yang diinginkan. Memperbanyak filters wisata kuliner sehingga pengguna dapat mengakses dan melihat informasi yang diberikan dengan cepat.

#### REFERENSI

- [1] Definisi. Pengertian Wisata Menurut Para Ahli. <http://www.definisimenurutparaahli.com/pengertian-wisata/>, 6 Februari 2018.
- [2] Indonesia, Kamus Besar Bahasa. Arti Kata Objek Wisata kuliner Menurut KBBI. <http://kbbi.kata.web.id/objek-wisata/>, 6 Juli 2018.
- [3] Tempatwisataunik, info wisata kuliner. <https://tempatwisataunik.com/info-wisata/wisata-kuliner/kelebihan-wisata-kuliner>, 8 september 2018
- [4] Indonesia, Kamus Besar Bahasa. Arti Kata Objek Wisata kuliner Menurut KBBI. <http://kbbi.kata.web.id/objek-wisata/>, 6 Juli 2018.
- [5] Hengky, Aditya. Sistem Pengambilan Keputusan dengan Algoritma SAW (Simple Additive Weighting). [https://medium.com/@aditya\\_33768/sistem-pengambilan-keputusan-dengan-algoritma-saw-simple-additive-weighting-524a43ef3167](https://medium.com/@aditya_33768/sistem-pengambilan-keputusan-dengan-algoritma-saw-simple-additive-weighting-524a43ef3167), Agustus 2018.
- [6] Agusta, Yudi. K-means-Penerapan, permasalahan dan metode terkait, 25 agustus 2018.
- [7] Badriyah, Tessy. Cluster Analysis. <http://lecturer.eepisits.edu/iwantif/kuliah/dm/5clustering.pdf>, 25 agustus 2018.
- [8] Fitriana, Noor. Perbandingan Kinerja Metode Lingkungan, Metode Average Linkage, dan metode K-means Dalam Menentukan hasil analisis cluster. Yogyakarta: UNY, 2014.
- [9] Eniyati, Sri. Perancangan Sistem Pendukung Pengambilan Keputusan untuk Penerimaan Beasiswa dengan Metode SAW (Simple Additive Weighting). Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK, Vol. XVI, Nomor 2. Semarang: Universitas Stikubank, 11 Juli 2011.
- [10] Faizin, Agus dan Mulyanto, Edy. Penerapan Metode Simple Additive Weighting (SAW) untuk Seleksi Tenaga Kerja Baru Bagian Produksi (Studi Kasus pada PT. Jesi Jason Surja

Wibowo, Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Dian Nuswantoro Semarang, 2016.

**Angga Saputra**, saat ini adalah mahasiswa tingkat akhir Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.

**Bagus Mulyawan**, memperoleh gelar S.Kom dari Universitas Gunadarma. Kemudian memperoleh gelar MMSI dari Universitas Budi Luhur. Saat ini aktif sebagai dosen tetap Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.

**Tri Sutrisno**, memperoleh gelar S.Si dari Universitas Diponegoro. Kemudian memperoleh gelar M.Sc dari Universitas Gadjah Mada. Saat ini aktif sebagai dosen tetap Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.