

REKOMENDASI MAKANAN DENGAN PENDEKATAN TECHNIQUE FOR ORDER PERFORMANCE BY SIMILARITY TO IDEAL SOLUTION (TOPSIS)

Robertus Adi Nugroho¹

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma Yogyakarta
robertus.adi@usd.ac.id

ABSTRAK

Saat ini data dan informasi dalam format digital tersedia cukup banyak di internet. Hal ini tentu saja menyebabkan munculnya permasalahan dalam pencarian data. Apalagi jika proses pencarian data atau informasi melibatkan kriteria – kriteria tertentu. Seperti halnya pencarian informasi mengenai menu makanan. Banyaknya informasi mengenai menu makanan yang tersebar di pelbagai restoran sering kali menyulitkan seseorang untuk memilih menu makanan yang tepat. Penelitian ini mencoba mencari solusi atas permasalahan itu dengan menerapkan metode *Technique for Order Performance by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)*. Metode ini cukup populer untuk menyelesaikan permasalahan pemilihan keputusan yang melibatkan banyak kriteria. Di pelbagai bidang seperti kesehatan, e-commerce, peternakan, media sosial, dan penanggulangan bencana menerapkan metode TOPSIS untuk mencari solusi terbaik. Beberapa kriteria seperti kalori, harga, dan jarak digunakan untuk memilih menu makanan pada penelitian ini. Dari hasil pengujian, terlihat bahwa metode TOPSIS mampu memberikan pilihan terbaik sesuai dengan preferensi kriteria pemilihan menu makanan penggunaannya.

Kata Kunci: sistem rekomendasi, menu makanan, TOPSIS, multi-criteria

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di era informasi ini, data atau informasi tersedia begitu banyak di dunia maya. Hal ini juga terjadi pada informasi mengenai menu makanan di pelbagai restoran. Sistem rekomendasi dihadirkan untuk membantu pengguna dalam memilih informasi. Dengan sistem rekomendasi, hanya informasi yang benar – benar dibutuhkan saja yang diberikan pada pengguna. Sistem rekomendasi mampu memprediksi produk – produk atau layanan – layanan yang sesuai dengan preferensi pengguna (Ricci dkk., 2011). Sistem rekomendasi bisa saja memprediksi kebutuhan pengguna dari satu aspek saja. Akan tetapi, sering kali keputusan yang dibuat oleh pengguna dipengaruhi oleh beberapa aspek (Adomavicius dkk., 2011). Salah satu contohnya adalah pemilihan menu makanan ketika seseorang ingin makan baik sendiri atau bersama dengan teman atau keluarga. Memilih menu makanan dan restorannya bisa dipengaruhi oleh beberapa kriteria seperti kesehatan (kalori), harga, atau jarak restoran yang akan dituju. Oleh karena itu, sistem rekomendasi menu makanan harus mampu mengakomodasi banyaknya alternatif pilihan menu makanan yang ada dan juga mampu memperhatikan beberapa kriteria pemilihan yang digunakan. Pendekatan *Collaborative Filtering* dan *Content Based Filtering* merupakan pendekatan yang populer dalam sistem rekomendasi (Ricci dkk., 2011). Akan tetapi, kedua pendekatan tersebut mengabaikan adanya kriteria pemilihan alternatif. Hal ini tentu saja menyebabkan kedua pendekatan itu tidak dapat digunakan di dalam proses rekomendasi yang harus mempertimbangkan beberapa kriteria pemilihan. Pendekatan sistem rekomendasi yang tepat untuk menyelesaikan masalah ini adalah *multi-criteria decision making (MCDM)* (Adomavicius dkk., 2011). Salah satu metode MCDM yang mampu menyelesaikan masalah ini adalah *Technique for Order Performance by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)* (Ching-Lai Hwang, 1981). Karena keunggulannya, metode TOPSIS ini banyak digunakan di pelbagai penelitian.

Beberapa penelitian di berbagai bidang menggunakan metode TOPSIS untuk menyelesaikan masalah yang ada dan hasilnya memuaskan. Sistem cerdas di bidang peternakan untuk memilih kambing yang tepat untuk dikonsumsi pernah dilakukan pada tahun 2017 (Budianto & Yunus, 2017). Di bidang manufaktur, TOPSIS banyak digunakan untuk optimasi proses manufaktur untuk mengurangi ongkos produksi dan memaksimalkan keuntungan (Shukla dkk., 2017). TOPSIS juga diterapkan pada bidang kesehatan untuk membantu pemilihan layanan kesehatan yang tepat (Harja & Sarno, 2018). Di bidang e-commerce, TOPSIS digunakan untuk menentukan relasi pertemanan di sosial media yang tepat untuk dijadikan referensi pembelian produk (Xiang dkk., 2018). Begitu juga dalam bidang kemanusiaan, TOPSIS digunakan untuk mengevaluasi daerah terdampak banjir sehingga dapat diketahui daerah yang paling terdampak banjir dan perlu penanganan lebih (Yang dkk., 2018).

Pada penelitian ini, penulis menerapkan metode TOPSIS untuk membantu wisatawan dalam mencari menu makanan yang sesuai dengan kebutuhan. Menu makanan diambil dari tiap restoran yang cukup terkenal di Yogyakarta dan menu yang diambil merupakan menu utama di restoran itu. Dataset ini juga pernah dipakai pada

penelitian sebelumnya (Nugroho & Ferdiana, 2014). Diharapkan penelitian ini dapat memberi ide penelitian selanjutnya mengenai penerapan metode TOPSIS dalam memberikan rekomendasi menu makanan.

1.2 Kajian Pustaka

TOPSIS digunakan pada sistem cerdas di bidang peternakan untuk membantu manusia dalam memilih kambing yang tepat untuk dikonsumsi (Budianto & Yunus, 2017). Sistem cerdas ini diharapkan mampu untuk mengoptimisasi pemilihan kambing terbaik untuk dikonsumsi. Sistem cerdas ini memfasilitasi konsumen dalam memilih kambing sesuai dengan kebutuhannya. Pemilihan metode TOPSIS untuk menyelesaikan masalah ini disebabkan karena pemilihan kambing untuk dikonsumsi bukanlah hal yang mudah, banyak kriteria yang diperhatikan, seperti kondisi fisik dan kesehatan, untuk menentukan kesesuaian antara pilihan kambing yang ada dengan kebutuhan dari konsumen. Hasil penelitian mengatakan bahwa TOPSIS memberikan rekomendasi yang memudahkan konsumen dalam memilih kambing yang tepat.

Metode TOPSIS juga dimanfaatkan di pelbagai bidang manufaktur (Shukla dkk., 2017). Pada penelitian ini TOPSIS digunakan untuk mengoptimisasi pelbagai proses manufaktur yang tujuan utamanya adalah mengurangi ongkos produksi dan memaksimalkan keuntungan perusahaan. Shukla dkk. mencoba menunjukkan bahwa TOPSIS mampu mengoptimisasi proses – proses yang terjadi pada mesin *Milling, Drilling, Turning, Electric Discharge Machining*, dan lain – lain. TOPSIS menunjukkan keunggulannya pada aspek komputasi yang ringan tetapi dengan kualitas hasil yang baik.

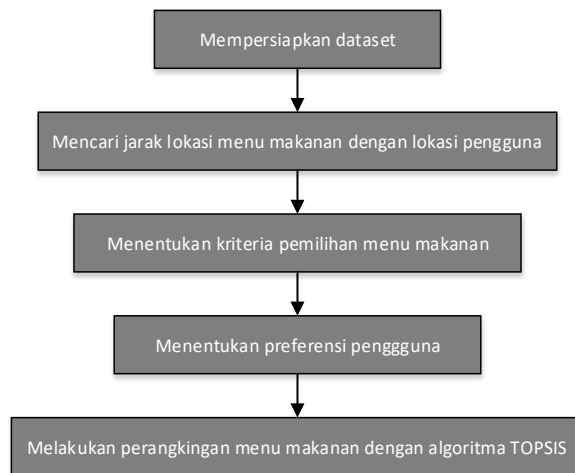
Di bidang kesehatan, TOPSIS digunakan untuk membantu memilih layanan kesehatan terbaik dan terdekat (Harja & Sarno, 2018). Harja dkk. melihat bahwa ketika seseorang sedang sakit, orang tersebut sering kali tidak dapat berpikir dengan jernih. Oleh karena itu, Harja dkk. mencoba membuat sebuah sistem yang dapat membantu untuk memilih layanan kesehatan terbaik dan terdekat. Metode TOPSIS digunakan dalam sistem ini. Beberapa kriteria yang digunakan dalam sistem ini adalah lokasi, *travel distance*, dan *travel time*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa layanan kesehatan yang direkomendasikan relevan dengan kebutuhan penggunaannya.

TOPSIS juga digunakan untuk mengukur kekuatan relasi pertemanan antar pengguna media sosial (Xiang dkk., 2018). Keputusan pembelian sebuah produk sering kali dipengaruhi oleh komentar, *online rating* yang diberikan oleh teman. Akan tetapi, banyaknya teman yang dimiliki sering kali membuat pengambilan keputusan menjadi sulit. Pengguna kesulitan memilih komentar mana yang paling sesuai dengan kebutuhan pengguna dan paling dapat mempengaruhi pengambilan keputusan. Bobot dari setiap komentar tersebut tentu saja berbeda. Oleh karena itu, penting bagi Xiang dkk. untuk menentukan kekuatan sebuah informasi dalam meningkatkan keakuratan dan efisiensi dalam pengambilan keputusan.

Dalam bidang penanggulangan bencana alam, metode TOPSIS dapat digunakan dalam proses evaluasi daerah terdampak banjir (Yang dkk., 2018). Dengan menggunakan TOPSIS, Yang dkk. mengevaluasi beberapa daerah dengan beberapa kriteria seperti *maximum flood velocity, water level, population density, economic sensitivity, agricultural sensitivity*, dan *adaptive capacity*. Hasilnya, dapat diketahui daerah yang paling terdampak banjir sampai daerah yang mengalami kerusakan ringan.

1.3 Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap, antara lain (1) mempersiapkan dataset, (2) mencari jarak setiap menu makanan dengan sebuah titik lokasi (posisi latitude dan longitude pengguna), (3) menentukan kriteria pemilihan menu makanan, (4) menentukan preferensi pengguna, (5) melakukan perankingan menu makanan dengan algoritma TOPSIS.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Dataset yang dipersiapkan dapat dilihat ada Tabel 1. Pada dataset terlihat bahwa posisi menu makanan direpresentasikan dengan atribut latitude dan longitude. Pada penelitian ini nilai yang akan dievaluasi adalah jarak menu makanan ke posisi pengguna. Oleh karena itu, diperlukan proses perhitungan jarak antara posisi menu makanan ke posisi pengguna. Perhitungan jarak ini menggunakan fasilitas online (<http://www.movable-type.co.uk/scripts/latlong.html>). Setiap pengguna mempunyai beberapa kriteria pemilihan menu makanan. Dalam penelitian ini, digunakan tiga kriteria yaitu besar kalori, harga makanan, dan jarak lokasi menu makanan ke pengguna. Preferensi pengguna adalah bobot kepentingan pengguna terhadap setiap kriteria pemilihan menu makanan. Preferensi pengguna ini dinyatakan dalam persen. Semakin besar persentasenya berarti semakin penting kriteria tersebut dalam mempengaruhi keputusan pemilihan menu makanan. Ketentuannya adalah total persentase dari preferensi pengguna ini adalah 100%. Proses perankingan menu makanan yang sesuai dengan preferensi pengguna mengikuti tahapan dalam algoritma TOPSIS.

1.4 Dataset

Data penelitian ini adalah menu makanan yang tersebar di pelbagai restoran di kota Yogyakarta. Ada 41 jenis menu makanan. Atribut yang digunakan ada tiga yakni besar kalori, harga, dan posisi (*latitude, longitude*).

Tabel 1. Dataset Menu Makanan

No	Menu Makanan	Kalori	Harga	Posisi	
				Latitude	Longitude
1	Nasi Gudeg Yu Djum	307	15000	-7.806017	110.3565
2	Bakmi Jawa Mbah Hadi	321	12500	-7.782461	110.3719
3	Tonseng Ayam Sidomoro	337	7500	-7.885217	110.3307
4	Udang Bakar Madu Mang Engking	266	69000	-7.790457	110.347
5	Sate Ayam Samirono	236	20000	-7.777371	110.3842
6	Bakmi Jawa Kadin	321	17000	-7.803051	110.3724
7	Soto Ayam Kadipiro	425	10000	-7.800869	110.3453
8	Bebek Goreng H Slamet	349	20000	-7.750355	110.3643
9	Gado - gado Bu Ning	488	10000	-7.804641	110.3775
10	Sate Buntel Tambak Segaran	516	15000	-7.810053	110.3688
11	Tongseng Jamur Jejamuran Resto	365	10000	-7.700456	110.3696
12	Nasi Uduk Palagan	506	12000	-7.781106	110.4083
13	Sate Klathak Pak Pong	514	12000	-7.890572	110.3859
14	Ayam Goreng Mbok Sabar	373	9500	-7.79893	110.3707
15	Mie Ayam Bakso Ojo Lali	580	12500	-7.79987	110.332
16	Soto Ayam Kampung Dalbe	500	6000	-7.782677	110.3733
17	Mangut Lele Bu Is	352	12000	-7.843237	110.3738
18	Sego Gudeg Mangut Lele Nggeneng	471	12000	-7.854254	110.3544
19	Nasi Gudeg Manggar Ibu Jumilan	344	13000	-7.932617	110.264
20	Nasi Gudeg Ayam Pawon	402	18000	-7.805631	110.3901

21	Sate Kambing Godril	515	24000	-7.778085	110.335
22	Nasi Brongkos Handayani	300	7500	-7.812641	110.363
23	Nasi Goreng Sapi Kridosono	362	12500	-7.786738	110.3734
24	Mie Aceh Bungong Jeumpa	291	15000	-7.762668	110.3796
25	Iga Bakar Jakal	372	41000	-7.760949	110.3804
26	Nasi Soto Suroboyo	447	9000	-7.753913	110.3837
27	Nasi Ayam Kadesa Racik Desa	385	14000	-7.752557	110.3843
28	Kupat Tahu Bakso Lombok Uleg	419	10000	-7.781548	110.3511
29	Mie Ayam Mas Yudi	421	8500	-7.781417	110.379
30	Ayam Goreng Penyet Xtra Hot	395	11500	-7.78293	110.3571
31	Tenderloin Warung Steak	403	15000	-7.777459	110.3839
32	Nasi Rendang Sederhana	555	16000	-7.757275	110.3824
33	Nasi Goreng Mafia	321	15000	-7.760933	110.3808
34	Beef Stroganoff Sepiring	322	47000	-7.762779	110.38
35	Nasi Gudeg Ceker Gejayan	479	8500	-7.761892	110.3938
36	Nasi Pecel Bu Tien	464	8500	-7.761161	110.394
37	Aburi Salmon Roll Sushi Tei	304	70000	-7.778902	110.3886
38	Ayam Goreng Tohjoyo	390	10000	-7.78296	110.3872
39	Lotek Tetek Sepur Lempuyangan	448	13000	-7.789928	110.3799
40	Nasi Merah Pecel Solo	412	21000	-7.742477	110.3743
41	Nasi Gudeg Ayam Sagan	409	12000	-7.777957	110.3797

1.5 Algoritma TOPSIS

Algoritma TOPSIS merupakan algoritma yang digunakan untuk melakukan perankingan beberapa alternative pilihan dengan memperhitungkan jarak terdekat dari solusi ideal positif dan jarak terjauh dari solusi ideal negatif. Berikut ini adalah tahapan – tahapan dari algoritma TOPSIS yang digunakan (Yang dkk., 2018):

1. Membuat matrix keputusan berdasarkan data – data yang dikumpulkan.

Matrix keputusan yang dibuat adalah seperti di bawah ini:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Dimana n merupakan bayangknya kriteria pemilihan, sedangkan m merupakan banyaknya alternatif pilihan yang ada.

2. Lakukan normalisasi matrix keputusan

Matrix normalisasi dihasilkan dari formula berikut ini:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (2)$$

3. Lakukan pembobotan matrix keputusan yang sudah ternormalisasi

$$z_{ij} = r_{ij} * w_j \quad (3)$$

Dimana w_j merupakan bobot tiap kriteria pemilihan.

4. Tentukan solusi ideal negatif dan solusi ideal positif.

Solusi ideal negatif dari tiap kriteria adalah:

Jika atribut menguntungkan (*benefit*) maka

$$z_j^- = \min(z_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m). \quad (4)$$

Jika atribut merugikan (*cost*) maka

$$z_j^- = \max(z_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m). \quad (5)$$

Sedangkan solusi ideal positif dari tiap kriteria adalah:

Jika atribut menguntungkan (*benefit*) maka

$$z_j^+ = \max(z_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m) \quad (6)$$

Jika atribut merugikan (*cost*) maka

$$z_j^- = \min(z_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m) \quad (7)$$

5. Hitung jarak setiap alternative terhadap solusi ideal positif dan negative

Jarak terhadap solusi ideal positif, D_i^+ , dinyatakan sebagai berikut:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - z_j^+)^2} \text{ dimana } i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (8)$$

Jarak terhadap solusi ideal negatif, D_i^- , dinyatakan sebagai berikut:

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - z_j^-)^2} \text{ dimana } i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (9)$$

6. Hitung *relative closeness* (C_i) ke solusi yang paling ideal:

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \text{ dimana } i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (10)$$

7. Lakukan perankingan C_i dari yang terbesar hingga terkecil. Nilai C_i terbesar merupakan solusi yang paling baik.

2. PEMBAHASAN

2.1 Implementasi TOPSIS

Sebelum membuat matriks keputusan pada Persamaan (1). Terlebih dahulu perlu didapatkan data jarak antara lokasi menu makanan dan lokasi pengguna berdasarkan longitude dan latitude dari masing – masing lokasi. Untuk mendapatkan jaraknya, penelitian ini memanfaatkan fasilitas perhitungan online yang disediakan oleh (<http://www.movable-type.co.uk/scripts/latlong.html>). Lokasi pengguna adalah -7,80206 (*latitude*) dan 110,387891 (*longitude*). Oleh karena itu, jarak pengguna ke menu makanan Nasi Gudeg Yu Djum adalah 3,495 kilometer, jarak pengguna ke menu makana Bakmi Jawa Mbah Hadi adalah 2,794 kilometer, dan seterusnya (Tabel 2).

Tabel 2. Data Kalori, Harga, dan Jarak

No	Menu Makanan	Kalori (kkal)	Harga (Rp)	Jarak (km)
1	Nasi Gudeg Yu Djum	307	15000	3.495
2	Bakmi Jawa Mbah Hadi	321	12500	2.794
3	Tonseng Ayam Sidomoro	337	7500	11.151
4	Udang Bakar Madu Mang Engking	266	69000	4.689
5	Sate Ayam Samirono	236	20000	2.76
6	Bakmi Jawa Kadin	321	17000	1.715
7	Soto Ayam Kadipiro	425	10000	4.704
8	Bebek Goreng H Slamet	349	20000	6.283
9	Gado - gado Bu Ning	488	10000	1.182
10	Sate Buntel Tambak Segaran	516	15000	2.28
11	Tongseng Jamur Jejamuran Resto	365	10000	11.417
12	Nasi Uduk Palagan	506	12000	3.228
13	Sate Klathak Pak Pong	514	12000	9.791
14	Ayam Goreng Mbok Sabar	373	9500	1.927
15	Mie Ayam Bakso Ojo Lali	580	12500	6.17
16	Soto Ayam Kampung Dalbe	500	6000	2.684
17	Mangut Lele Bu Is	352	12000	4.812
18	Sego Gudeg Mangut Lele Nggengeng	471	12000	6.855
19	Nasi Gudeg Manggar Ibu Jumilan	344	13000	19.877

20	Nasi Gudeg Ayam Pawon	402	18000	0.465
21	Sate Kambing Godril	515	24000	6.407
22	Nasi Brongkos Handayani	300	7500	2.985
23	Nasi Goreng Sapi Kridosono	362	12500	2.329
24	Mie Aceh Bungong Jeumpa	291	15000	4.451
25	Iga Bakar Jakal	372	41000	4.621
26	Nasi Soto Suroboyo	447	9000	5.345
27	Nasi Ayam Kadesa Racik Desa	385	14000	5.489
28	Kupat Tahu Bakso Lombok Uleg	419	10000	4.652
29	Mie Ayam Mas Yudi	421	8500	2.486
30	Ayam Goreng Penyet Xtra Hot	395	11500	3.998
31	Tenderloin Warung Steak	403	15000	2.756
32	Nasi Rendang Sederhana	555	16000	4.99
33	Nasi Goreng Mafia	321	15000	4.615
34	Beef Stroganoff Sepiring	322	47000	4.43
35	Nasi Gudeg Ceker Gejayan	479	8500	4.49
36	Nasi Pecel Bu Tien	464	8500	4.574
37	Aburi Salmon Roll Sushi Tei	304	70000	2.562
38	Ayam Goreng Tohjoyo	390	10000	2.114
39	Lotek Tetek Sepur Lempuyangan	448	13000	1.604
40	Nasi Merah Pecel Solo	412	21000	6.758
41	Nasi Gudeg Ayam Sagan	409	12000	2.815

Matriks keputusan Persamaan (1) dibuat berdasarkan data yang sudah di dapat pada Table 2. Nilai n adalah banyaknya kriteria yaitu kalori, harga, dan jarak, sedangkan m adalah banyaknya alternati menu makanan yang ditawarkan. Jadi matriks keputusan X yang dapat dibuat adalah matrix 41×3 seperti Persamaan (11).

$$X = \begin{bmatrix} 307 & 15000 & 3,495 \\ 321 & 12500 & 2,794 \\ 337 & 7500 & 11,151 \\ \dots & \dots & \dots \\ 409 & 12000 & 2,815 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Matriks keputusan tersebut perlu dinormalisasi untuk mendapatkan matriks keputusan ternormalisasi (R). Untuk mendapatkannya, dapat digunakan Persamaan 2. Jadi nilai normalisasi untuk kalori Gudeg Yu Djum (r_{11}) adalah

$$r_{11} = \frac{x_{11}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{42} x_{i1}^2}} = \frac{307}{2611,931} = 0.117538 \quad (12)$$

Matriks R yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} 0,117538 & 0,054000 & 0,094187 \\ 0,122898 & 0,087833 & 0,075295 \\ 0,129023 & 0,052700 & 0,300508 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0,156589 & 0,084320 & 0,075861 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Pada penelitian ini bobot kriteria adalah representasi dari preferensi pengguna terhadap masing – masing kriteria pemilihan itu. Preferensi ini dinyatakan dalam persentase dan memiliki total nilai 100%. Misalnya pengguna lebih mementingkan aspek kalori makanan daripada harga dan jarak, maka nilai bobot yang bisa diberikan adalah 60%, 20%, dan 20% untuk kriteria kalori, harga, dan jarak.

Tabel 3. Bobot Kriteria

	Kalori	Harga	Jarak
Bobot	0,60	0,20	0,20

Berdasarkan Persamaan (3), dibuatlah matriks normalisasi terbobot (Z) sebagai berikut:

$$Z = \begin{bmatrix} 0,070523 & 0,021080 & 0,018837 \\ 0,073739 & 0,017567 & 0,015059 \\ 0,077414 & 0,010540 & 0,060102 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0,093953 & 0,016864 & 0,015172 \end{bmatrix} \quad (14)$$

Setelah mendapatkan matriks normalisasi terbobot, solusi ideal negatif dan positif dari setiap kriteria dapat ditentukan. Untuk solusi ideal negatif kriteria kalori, perlu diperhatikan bahwa kalori adalah *cost* artinya semakin nilainya besar dianggap semakin merugikan. Oleh karena itu, solusi ideal negatif kriteria kalori dapat ditentukan melalui Persamaan (5), sedangkan solusi ideal positif kriteria kalori dapat ditentukan melalui Persamaan (7). Untuk solusi ideal negatif dan positif kriteria harga menggunakan Persamaan (5) dan Persamaan (7). Untuk solusi ideal negatif dan positif kriteria jarak menggunakan Persamaan (5) dan Persamaan (7). Persamaan yang digunakan terlihat sama untuk semua kriteria karena seluruh kriteria dikategorikan sebagai *cost* atau merugikan jika nilainya semakin besar.

Solusi ideal positif (z_1^+) dan negatif (z_1^-) untuk kalori:

$$z_1^+ = \min(z_{i1}, i = 1,2,3,\dots,m) = 0,054213 \quad (15)$$

$$z_1^- = \max(z_{i1}, i = 1,2,3,\dots,m) = 0,133235 \quad (16)$$

Solusi ideal positif (z_2^+) dan negatif (z_2^-) untuk harga:

$$z_2^+ = \min(z_{i2}, i = 1,2,3,\dots,m) = 0,008432 \quad (17)$$

$$z_2^- = \max(z_{i2}, i = 1,2,3,\dots,m) = 0,098373 \quad (18)$$

Solusi ideal positif (z_3^+) dan negative (z_3^-) untuk jarak:

$$z_3^+ = \min(z_{i3}, i = 1,2,3,\dots,m) = 0,002506 \quad (19)$$

$$z_3^- = \max(z_{i3}, i = 1,2,3,\dots,m) = 0,107133 \quad (20)$$

Dari solusi ideal positif dan negatif dari setiap kriteria, perhitungan jarak setiap alternatif ke setiap solusi ideal positif dan negatif tersebut dapat dilakukan menggunakan Persamaan (8) dan Persamaan (9). Dari persamaan (8) didapat matriks jarak ideal positif (D^+) sebagai berikut:

$$D^+ = \begin{bmatrix} 0,026319 \\ 0,024945 \\ 0,062129 \\ \dots \\ 0,042554 \end{bmatrix} \quad (21)$$

Dari persamaan (9) didapat matriks jarak ideal negatif (D^+) sebagai berikut:

$$D^- = \begin{bmatrix} 0,133053 \\ 0,136188 \\ 0,114204 \\ \dots \\ 0,129010 \end{bmatrix} \quad (22)$$

Setelah didapatkan jarak setiap alternatif (menu makanan) ke solusi ideal positif dan negatif, perhitungan *relative closeness* (C_i) ke solusi yang ideal dapat menggunakan Persamaan (10) sehingga didapatkan matriks C sebagai berikut:

$$C = \begin{bmatrix} 0,834858981 \\ 0,845187866 \\ 0,647662873 \\ \dots \\ 0,751963903 \end{bmatrix} \quad (23)$$

Matriks C merepresentasikan *relative closeness* setiap menu makanan seperti yang terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. *Relative Closeness* Tiap Menu Makanan

No	Menu Makanan	Relative Closeness
1	Nasi Gudeg Yu Djum	0,834858981
2	Bakmi Jawa Mbah Hadi	0,845187866
3	Tonseng Ayam Sidomoro	0,647662873
..
41	Nasi Gudeg Ayam Sagan	0,751963903

Untuk melihat solusi yang paling ideal, perlu dilakukan perbandingan nilai *relative closeness* tiap alternatif dari nilai tertinggi hingga terendah (Tabel 5).

Tabel 5. Perbandingan *Relative Closeness*

Peringkat	Menu Makanan	Relative Closeness
1	Nasi Brongkos Handayani	0.875799
2	Sate Ayam Samirono	0.857922
3	Bakmi Jawa Mbah Hadi	0.845188
4	Bakmi Jawa Kadin	0.841172
5	Nasi Gudeg Yu Djum	0.834859
6	Mie Aceh Bungong Jeumpa	0.824724
7	Nasi Goreng Sapi Kridosono	0.807487
8	Ayam Goreng Mbok Sabar	0.807104
9	Nasi Goreng Mafia	0.798128
10	Ayam Goreng Tohjoyo	0.785108
11	Mangut Lele Bu Is	0.776093

12	Nasi Gudeg Ayam Pawon	0.762699
13	Nasi Gudeg Ayam Sagan	0.751964
14	Mie Ayam Mas Yudi	0.750838
15	Tenderloin Warung Steak	0.750499
16	Ayam Goreng Penyet Xtra Hot	0.750485
17	Nasi Ayam Kadesa Racik Desa	0.725678
18	Lotek Tetek Sepur Lempuyangan	0.722781
19	Kupat Tahu Bakso Lombok Uleg	0.719670
20	Bebek Goreng H Slamet	0.716998
21	Soto Ayam Kadipiro	0.713103
22	Gado - gado Bu Ning	0.695407
23	Nasi Soto Suroboyo	0.684639
24	Nasi Pecel Bu Tien	0.682383
25	Soto Ayam Kampung Dalbe	0.678480
26	Nasi Gudeg Ceker Gejayan	0.670377
27	Nasi Uduk Palagan	0.655479
28	Nasi Merah Pecel Solo	0.650945
29	Sate Buntel Tambak Segaran	0.650265
30	Tonseng Ayam Sidomoro	0.647663
31	Sego Gudeg Mangut Lele Nggeneng	0.630988
32	Beef Stroganoff Sepiring	0.624127
33	Iga Bakar Jakal	0.623691
34	Tongseng Jamur Jejamuran Resto	0.619301
35	Nasi Rendang Sederhana	0.584856
36	Sate Kambing Godril	0.564157
37	Mie Ayam Bakso Ojo Lali	0.562134
38	Aburi Salmon Roll Sushi Tei	0.550874
39	Sate Klathak Pak Pong	0.548202
40	Udang Bakar Madu Mang Engking	0.543424
41	Nasi Gudeg Manggar Ibu Jumilan	0.472516

Berdasarkan perangkingan di atas dapat dilihat bahwa solusi yang paling ideal adalah nasi Brongkos Handayani karena memiliki nilai *relative closeness* paling tinggi.

2.2 Evaluasi

Evaluasi sederhana terhadap model rekomendasi menu makanan ini dilakukan dengan memberikan bobot ekstrim pada salah satu kriteria pemilihan. Bobot ekstrim yang dimaksud adalah:

1. Pengujian pada preferensi pengguna terhadap kriteria kalori 100%, harga 0%, dan jarak 0%.
2. Pengujian pada preferensi pengguna terhadap kriteria kalori 0%, harga 100%, dan jarak 0%.
3. Pengujian pada preferensi pengguna terhadap kriteria kalori 0%, harga 0%, dan jarak 100%.

Ketika pengujian pertama, harapannya adalah sistem mampu memberikan solusi menu makanan dengan kadar kalori rendah. Setelah percobaan, hasil yang diberikan sistem adalah benar bahwa sistem mampu memberikan solusi menu makanan dengan kalori terendah (Tabel 6).

Ketika pengujian kedua, harapannya adalah sistem mampu memberikan solusi menu makanan dengan harga termurah. Setelah percobaan, hasil yang diberikan sistem adalah benar bahwa sistem mampu memberikan solusi menu makanan dengan harga termurah (Tabel 7).

Ketika pengujian ketiga, harapannya adalah sistem mampu memberikan solusi menu makanan dengan jarak terdekat. Setelah percobaan, hasil yang diberikan sistem adalah benar bahwa sistem mampu memberikan solusi menu makanan dengan jarak terdekat (Tabel 8).

Tabel 6. Hasil Pengujian Preferensi Kalori 100%

Peringkat	Menu Makanan	Kalori	Relative Closeness
1	Sate Ayam Samirono	236	1
2	Udang Bakar Madu Mang Engking	266	0.912791
3	Mie Aceh Bungong Jeumpa	291	0.840116
4	Nasi Brongkos Handayani	300	0.813953
5	Aburi Salmon Roll Sushi Tei	304	0.802326
6	Nasi Gudeg Yu Djum	307	0.793605
7	Bakmi Jawa Mbah Hadi	321	0.752907
8	Bakmi Jawa Kadin	321	0.752907
9	Nasi Goreng Mafia	321	0.752907

10	Beef Stroganoff Sepiring	322	0.75
11	Tonseng Ayam Sidomoro	337	0.706395
12	Nasi Gudeg Manggar Ibu Jumilan	344	0.686047
13	Bebek Goreng H Slamet	349	0.671512
14	Mangut Lele Bu Is	352	0.662791
15	Nasi Goreng Sapi Kridosono	362	0.633721
...
41	Mie Ayam Bakso Ojo Lali	580	0

Tabel 7. Hasil Pengujian Preferensi Harga 100%

Peringkat	Menu Makanan	Harga	Relative Closeness
1	Soto Ayam Kampung Dalbe	6000	1
2	Tonseng Ayam Sidomoro	7500	0.9765625
3	Nasi Brongkos Handayani	7500	0.9765625
4	Mie Ayam Mas Yudi	8500	0.9609375
5	Nasi Gudeg Ceker Gejayan	8500	0.9609375
6	Nasi Pecel Bu Tien	8500	0.9609375
7	Nasi Soto Suroboyo	9000	0.9531250
8	Ayam Goreng Mbok Sabar	9500	0.9453125
9	Soto Ayam Kadipiro	10000	0.9375000
10	Gado - gado Bu Ning	10000	0.9375000
11	Tongseng Jamur Jejamuran Resto	10000	0.9375000
12	Kupat Tahu Bakso Lombok Uleg	10000	0.9375000
13	Ayam Goreng Tohjojo	10000	0.9375000
14	Ayam Goreng Penyet Xtra Hot	11500	0.9140625
15	Nasi Uduk Palagan	12000	0.9062500
...
41	Aburi Salmon Roll Sushi Tei	70000	0

Tabel 8. Hasil Pengujian Preferensi Jarak 100%

Peringkat	Menu Makanan	Jarak	Relative Closeness
1	Nasi Gudeg Ayam Pawon	0,465	1
2	Gado - gado Bu Ning	1,182	0.963064084
3	Lotek Tetek Sepur Lempuyangan	1,604	0.941324954
4	Bakmi Jawa Kadin	1,715	0.935606841
5	Ayam Goreng Mbok Sabar	1,927	0.924685761
6	Ayam Goreng Tohjojo	2,114	0.915052545
7	Sate Buntel Tambak Segaran	2,280	0.906501133
8	Nasi Goreng Sapi Kridosono	2,329	0.903976921
9	Mie Ayam Mas Yudi	2,486	0.895889141
10	Aburi Salmon Roll Sushi Tei	2,562	0.891974037
11	Soto Ayam Kampung Dalbe	2,684	0.885689264
12	Tenderloin Warung Steak	2,756	0.881980218
13	Sate Ayam Samirono	2,760	0.88177416
14	Bakmi Jawa Mbah Hadi	2,794	0.880022666
15	Nasi Gudeg Ayam Sagan	2,815	0.878940861
...
41	Nasi Gudeg Manggar Ibu Jumilan	19,877	0

Dari hasil pengujian ini, metode TOPSIS dapat diterapkan untuk merekomendasikan menu makanan yang sesuai dengan preferensi penggunaannya.

3. KESIMPULAN

Dari penelitian ini dapat diketahui bahwa metode TOPSIS dapat diterapkan dalam rekomendasi menu makanan. Preferensi setiap pengguna dalam memilih makanan dapat dijadikan sebagai nilai pembobotan dalam metode TOPSIS. Dari hasil evaluasi sederhana terlihat bahwa TOPSIS mampu memberikan rekomendasi sesuai dengan harapan.

Pada penelitian berikutnya dapat dilakukan evaluasi langsung terhadap penggunaannya sehingga hasil yang diperoleh dari sistem ini dapat dievaluasi langsung dengan harapan pengguna.

PUSTAKA

- Adomavicius, G., Manouselis, N., & Kwon, Y. (2011). Multi-Criteria Recommender Systems. In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, & P. B. Kantor (Eds.), *Recommender Systems Handbook SE - 24* (pp. 769–803). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_24
- Budianto, A. E., & Yunus, E. P. A. (2017). Expert system to optimize the best goat selection using topsis: Decision support system. In *2017 4th International Conference on Computer Applications and Information Processing Technology (CAIPT)* (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/CAIPT.2017.8320680>
- Calculate distance and bearing between two Latitude/Longitude points using haversine formula in JavaScript. (n.d.). Diambil dari <http://www.movable-type.co.uk/scripts/latlong.html>
- Ching-Lai Hwang, K. Y. (auth. . (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications A State-of-the-Art Survey* (1st ed.). Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Harja, Y. D., & Sarno, R. (2018). Determine the best option for nearest medical services using Google maps API, Haversine and TOPSIS algorithm. In *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)* (pp. 814–819). <https://doi.org/10.1109/ICOIACT.2018.8350709>
- Nugroho, R. A., & Ferdiana, R. (2014). Teknik Pemberian Rekomendasi Menu Makanan dengan Pendekatan Contextual Model dan Multi - Criteria Decision Making. In *Conference of Information Technology and Electrical Engineering* (p. 88).
- Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., & Kantor, P. B. (2011). *Recommender Systems Handbook*. (F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, & P. B. Kantor, Eds.). Boston, MA: Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3>
- Shukla, A., Agarwal, P., Rana, R. S., & Purohit, R. (2017). Applications of TOPSIS Algorithm on various Manufacturing Processes: A Review. *Materials Today: Proceedings*, 4(4, Part D), 5320–5329. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.05.042>
- Xiang, N., w. Chung, C., & Shang, S. (2018). A Decision Making Method Based on TOPSIS and Considering the Social Relationship. In *2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)* (pp. 90–97). <https://doi.org/10.1109/BigComp.2018.00022>
- Yang, W., Xu, K., Lian, J., Ma, C., & Bin, L. (2018). Integrated flood vulnerability assessment approach based on TOPSIS and Shannon entropy methods. *Ecological Indicators*, 89, 269–280. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.02.015>