

Analisa Model Pengelompokan Data *Survey* Kepuasan Pelanggan Menggunakan Metode *Self Organizing Maps*

Mochammad Ainun Muqsit¹, Daniel Swanjaya²

Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹ainunmuqsit12@gmail.com, ²daniel@unpkediri.ac.id.

Abstrak – Sebagai suatu industri, restoran merupakan bidang usaha yang menuntut penekanan pada kualitas pelayanan tinggi dan perbaikan kualitas secara berkesinambungan. konsumen menginginkan pengalaman rasa yang enak, suasana yang nyaman dan pengalaman yang menyenangkan selama dalam proses mengkonsumsi jasa kuliner. Penelitian ini bertujuan untuk membuat model pengelompokan data survey kepuasan pelanggan menggunakan metode SOM. Dataset survey kepuasan pelanggan penelitian ini diambil pada tahun 2019 bersumber dari warung MAK E. Rekap data survey dinormalisasi kemudian dikelompokkan menggunakan metode SOM. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah hubungan antar banyak kelompok dengan kualitas pengelompokan, hubungan antara nilai *max_epoch* dengan kualitas pengelompokan dan waktu untuk melatih jaringan, serta perbandingan kualitas pengelompokan metode SOM, dengan K-Means Clustering dan Agglomerative Clustering. Metode SOM memiliki kualitas pengelompokan yang terbaik dengan nilai *Silhouette Coefficient*-nya sebesar 0.1849.

Kata Kunci — Metode *Self Organizing Maps*(SOM), Metode Evaluasi *Silhouette*, Analisa Kepuasan Pelanggan.

1. PENDAHULUAN

Pada zaman sekarang dunia usaha memiliki persaingan yang sangat ketat dikarenakan banyaknya ide kreatifitas dengan berbagai macam produk yang ditawarkannya. Tidak bisa dipungkiri dalam dunia usaha pemasaran mempunyai peran penting untuk meningkatkan penghasilan. Salah satu bidang usaha yang sedang mengalami perkembangan yang sangat pesat yaitu bidang usaha dibidang kuliner. Hal ini menjadi peluang besar bagi para pengusaha yang sedang terjun dalam bidang kuliner untuk terus mengembangkan usahanya. Kemajuan usaha akan terlihat maju jika pelanggan mempunyai nilai tinggi dari penilaian pelanggan, otomatis loyalitas pelanggan akan tumbuh dengan sendirinya. Dikarenakan loyalitas pelanggan akan muncul Ketika pelanggan merasakan kepuasan yang mereka dapatkan dari usaha kita yang mereka datangi. Dalam bisnis kuliner salah satu kriteria yang sangat penting dalam penilaian pelanggan adalah kualitas dari citarasa masakan atau hidangan yang mereka rasakan. Hal itu yang nantinya akan memikat konsumen untuk datang lagi ke rumah makan atau usaha kita. Oleh karena itu diperlukannya evaluasi dari pelanggan dari setiap olahan makanan yang disajikan dari rumah makan atau tempat usaha kita untuk selalu mejaga kualitas cita rasa dari olahan makanan yang kita sajikan [1].

Penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya yaitu, Penelitian tentang Penerapan Segmentasi

pelanggan berbasis metode *Self Organizing Map* (SOM) di CV. Karunia di Probolinggo Menghasilkan pemetaan pelanggan dengan metode SOM sebagai strategi pemasaran di CV [2].

Penelitian tentang Penerapan SOM dan *Radial Basis Function* (RBF) dapat digunakan untuk memprediksi kecepatan angin di Perairan Kota Tanjungpinang [3].

Penelitian tentang Pengelompokan Peminatan Jurusan di SMK Menggunakan Metode SOM, pada penelitian ini Algoritma SOM dapat dimanfaatkan untuk penelitian ini dengan pemetaan data. Data akan dipetakan dengan cara mengelompokkan data tersebut menjadi 4 *cluster*. Dengan memperoleh data tersebut, maka kita kelompokkan objek tersebut kedalam 4 *cluster* dengan atribut sesuai keminatan Penggunaan model pemetaan data berbasis metode artificial neural network dengan algoritma SOM ini dapat dijadikan sebagai alternatif cara yang mudah dan efektif dalam melakukan pemetaan data [4].

Penelitian yang pernah dilakukan oleh Dika Perdana Sinaga Putra Pandu Andika Yuita Arum Sari dengan judul “*Klasterisasi Data Titik Api Menggunakan Metode Self Organizing Map di Wilayah Jawa*” [5].

Berdasarkan latar belakang tersebut, Banyak pengusaha kuliner yang sudah melakukan *survey* kepuasan pelanggan terhadap kualitas masakan tetapi

mereka belum bisa menganalisisnya. Untuk memecahkan masalah ini penulis mengajukan penelitian yang berjudul “ANALISA MODEL PENGELOMPOKAN DATA SURVEY KEPUASAN PELANGGAN MENGGUNAKAN METODE SOM”. Yang nantinya metode SOM digunakan untuk proses pengelompokan data *survey* kepuasan pelanggan, dikarenakan metode SOM adalah salah satu metode klustering yang paling mudah dibandingkan dengan metode klustering yang lainnya. Setelah dilakukannya proses pengelompokan bobot jaringan SOM yang dihasilkan selanjutnya akan dianalisa untuk mendapatkan kualitas dari makanan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 *Self Organizing Map* (SOM)

SOM merupakan salah satu metode yang sering digunakan dari jaringan saraf tiruan. SOM merupakan salah satu bentuk metode *unsupervised learning*, dimana proses training tidak membutuhkan label awal dari pada data yang digunakan. Tujuan utama dari jaringan saraf tiruan adalah memaparkan data dengan dimensi yang besar ke dalam bentuk 2D agar mudah divisualisasikan. Input dari Teknik ini berupa hasil observasi dengan n-dimensi. Layer output terdiri dari sebuah jaringan yang berisikan noda-noda yang memiliki nilai weight masing-masing, disusun dalam kisi 2D. *Weight* pada noda-noda ini akan terus berubah saat fase training dijalankan agar mempunyai data yang diinputkan kedalam jaringan. Noda-noda dihubungkan ke tetangganya umumnya memebentuk rancangan kisi persegi ataupun rancangan kisi *hexagonal*. Berbeda dengan metode jaringan saraf tiruan lainnya, SOM tidak memiliki hidden layer. Proses training SOM dapat memakan waktu yang Panjang jika dimensi dari input terlalu besar. Pembuatan *Base Map* pada informasi Cartography dapat dicapai dengan menggunakan algoritma SOM. SOM dinilai cocok untuk merepresentasikan data secara kartografik dikarenakan struktur dari SOM sendiri sangat mirip dengan Peta pada umumnya. Hasil dari perhitungan ini dapat direpresentasikan sebagai *cluster*. Observasi data baru bisa dengan mudah dimasukkan didalam SOM yang sudah ditraining, karena hanya perlu mencari vector yang paling signifikan nilainya terhadap observasi tersebut dan mengupdate nilai dari neuron pada jaringan saraf tiruan yang telah terbentuk.[6]

Berikut merupakan penjelasan Langkah-langkah algoritma dari metode SOM [7]:

1. Inisialiasi Vektor input $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$.

2. Inisialiasi neuron output sebanyak $y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$.
3. Menentukan weight (bobot) secara acak bobot awal secara random.
4. Mengulangi Langkah 5 sampai 8 hingga tidak ada update bobot atau telah mencapai kondisi stop (error terkecil).
5. Pemilihan acak salah satu data dari vector input sebagai data training.
6. Mencari jarak terdekat dari masing-masing neuron output ke data input menggunakan rumus Euclidian distance (persamaan 1). Dari seluruh bobot (D_i) dicari yang paling kecil jaraknya, indeks dari bobot (D_i) ini disebut winning neuron.
7. Untuk setiap bobot w_{ij} diperbaharui bobot tetangga menggunakan rumus dengan persamaan 2.
8. Mengupdate bobot bias (error).
9. Simpan bobot yang telah konvergen.

$$D_i = \sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2 \dots\dots\dots(1)$$

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + a(t)[x_i - w_{ij}(t)] \dots\dots\dots(2)$$

2.2 Metode *Silhouette Coefficient*

Silhouette Coefficient mengkombinasikan ide cohesion dan separation untuk validasi hasil klustering. Cohesion digunakan untuk mengukur seberapa dekat hubungan objek-objek pada kluster yang sama. Sedangkan separation digunakan untuk mengukur seberapa berbeda atau terpisahnya sebuah kluster dari kluster lainnya. Sedangkan *Silhouette Coefficient* sendiri digunakan untuk mengukur kualitas kluster yang dihasilkan sekaligus mengidkasikan derajat kepemilikan setiap objek yang berbeda didalam kluster. Nilai *Silhouette* dari sebuah objek O_j berada pada rentang antara -1 sampai dengan 1. Semakin dekat nilai *Silhouette* objek O_j ke 1, maka semakin tinggi derajat O_j didalam kluster. Berdasarkan penggunaannya, berikut akan dijelaskan cara untuk menentukan *Silhouette Coefficient* dari kluster. *Silhouette Coefficient* dapat dihitung dengan persamaan 3.

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i)\}} \dots\dots\dots(3)$$

$S(i)$ merupakan *Silhouette Coefficient* kluster ke I, $b(i)$ ialah nilai rata-rata ketidak miripan terendah *cluster* ke I dengan *cluster* lain atau biasa disebut *neighbouring cluster*, $a(i)$ ialah nilai rata-rata ketidak miripan dari semua data yang ada pada kluster ke i. Nilai rata-rata dari semua *Silhouette Score* untuk semua *cluster*

dapat menggambarkan seberapa cohesive dan separable kluster yang terbentuk. Tabel 1 adalah nilai *Silhouette* obyek.

Tabel 1 Nilai *Silhouette* Obyek

S(x)	Intepretasi
Negatif	Menunjukkan overlapping struktur yang tinggi bahwa x berada dekat dengan objek lain dikluster B, bukan A, kluster sebelumnya. Atau bisa dikatakan x seharusnya tidak berada didalam kluster A.
0	Menunjukkan x sama-sama similar untuk kluster A dan B.
Positif	Menunjukkan x memang milik kluster A.

Tabel 2 Nilai *Silhouette Width*

<i>Silhouette width</i>	Intepretasi
0.71 – 1	<i>Strong</i> Klaster
0.51 – 0.7	<i>Reasonable</i> klaster
0.26 – 0.5	<i>Weak</i> atau <i>artificial</i> kluster
≤ 0.25	<i>No</i> klaster found

Setelah mendapatkan nilai *Silhouette* tiap objek dalam kluster, kita dapat menentukan *Silhouette Width* untuk kluster tersebut, yaitu dengan menghitung rata-rata nilai *Silhouette* semua objek yang berbeda dalam kluster. Dan berdasarkan eksperimen pada referensi Rousseeuw 1987 yang mengemukakan interpretasi terhadap nilai *Silhouette Width* untuk kluster seperti tabel 2. Pada tabel 2 menjelaskan tentang nilai *Silhouette Width* dari yang kuat sampai yang lemah [8].

2.3 Perancangan Sistem

2.3.1 Activity Diagram

Pada *Gambar 2.1* merupakan proses dari Activity Diagram dimulai dengan membaca data setelah itu data akan di normalisasi, kemudian menentukan vector fitur pada metode som, kemudian memproses data menggunakan algoritma SOM setelah itu akan di dapatkan hasil berupa *cluster*. Setelah metode pertama selesai akan di evaluasi menggunakan metode *Silhouette* guna mencari parameter yang cocok dengan cara training data menghasilkan data testing. Proses terakhir mengevaluasi hasil data yang sudah dijalankan kemudian hasil diintegritas.

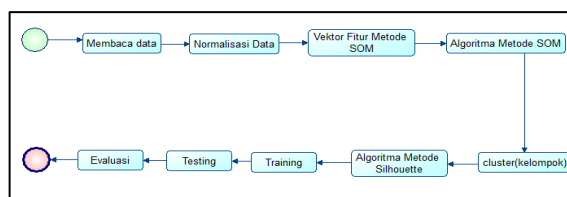
2.3.2 Sequence Diagram

Pada *Gambar 2.2* menjelaskan tentang Proses *Sequence Diagram*, Langkah pertama adalah menormalisasikan data survei, menentukan vector fitur, memproses data survei menggunakan metode SOM keluar hasil berupa *cluster*. Mengevaluasi data

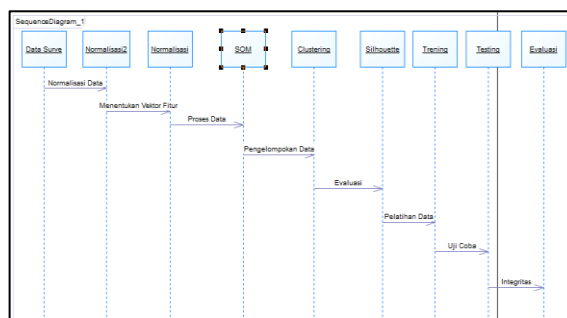
menggunakan Metode *Silhouette*. Melakukan training untuk mendapatkan data testing kemudian proses evaluasi hasil dan dilakukan integritas dari hasil kedua metode tersebut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa model pengelompokan data *survey* kepuasan pelanggan menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM). Untuk mencapai tujuan tersebut penulis menggunakan data *Survey Kepuasan Konsumen Selama tahun 2019 di Warung Makan Mak E*.



Gambar 1 Proses Activity Diagram



Gambar 2 Proses Sequence Diagram

Tabel 1. Pertanyaan Survey Makanan

No.	Pertanyaan
1	Hidangan makanan memiliki rasa yang enak
2	Hidangan makanan memiliki rasa pedas yang pas
3	Porsi Hidangan Makan memuaskan
4	Tampilan Hidangan Makanan rapi
5	Wadah untuk penyajian bersih

Adapun proses integrasi tersebut menggunakan langkah-langkah sebagai berikut :

3.1 Sumber Data

Dalam penelitian ini, dataset didapat dari *Warung Makan Mak E* yang merupakan rekap data *Survey Kepuasan Konsumen Selama tahun 2019* Pada dataset ini makanan yang di-survey oleh pemilik adalah menu Nasi Pecel, Nasi Goreng, Nasi Rames, dan Nasi Penyetan. Data *survey* yang ada adalah 6180 data. Tabel 1 adalah daftar pertanyaan *survey*. Tabel 2 adalah contoh rekap data *survey* untuk tanggal 1 Januari 2019, dimana kolom K1 adalah jawaban untuk pertanyaan ke-1, kolom K2 adalah jawaban

untuk pertanyaan ke-2, dan seterusnya. Domain jawaban *survey* adalah 1 hingga 5, dimana 1 berarti berarti sangat setuju, 2 berarti setuju, 3 berarti ragu-ragu, 4 berarti tidak setuju dan 5 berarti sangat tidak setuju.

Tabel 2. Contoh Rekap data *survey* makanan.

Kode	Nama	K1	K2	K3	K4	K5
19010100001	N. Penyet	1	5	5	3	5
19010100002	N. Rames	3	2	2	5	1
19010100003	N. Penyet	3	2	4	3	3
19010100004	N. Rames	5	1	3	1	3
19010100005	N. Pecel	4	4	2	3	1
19010100006	N. Goreng	3	1	5	4	4
19010100007	N. Goreng	4	4	2	1	4
19010100008	N. Goreng	4	2	2	3	2
19010100009	N. Rames	5	2	2	2	3
19010100010	N. Penyet	4	5	2	4	5
19010100011	N. Rames	3	1	2	1	3
19010100012	N. Pecel	2	2	1	1	2
19010100013	N. Rames	5	4	5	5	3
19010100014	N. Goreng	2	4	2	3	2
19010100015	N. Goreng	1	4	2	2	1
19010100016	N. Penyet	1	1	4	1	5
19010100017	N. Goreng	1	1	5	4	3
19010100018	N. Rames	1	4	3	1	4
19010100019	N. Rames	4	2	3	4	5
19010100020	N. Goreng	2	2	2	4	2

Tabel 3. Contoh hasil normalisasi rekap data *survey* makanan.

Kode	Nama	K1	K2	K3	K4	K5
19010100001	N. Penyet	0.2	1	1	0.6	1
19010100002	N. Rames	0.6	0.4	0.4	1	0.2
19010100003	N. Penyet	0.6	0.4	0.8	0.6	0.6
19010100004	N. Rames	1	0.2	0.6	0.2	0.6
19010100005	N. Pecel	0.8	0.8	0.4	0.6	0.2
19010100006	N. Goreng	0.6	0.2	1	0.8	0.8
19010100007	N. Goreng	0.8	0.8	0.4	0.2	0.8
19010100008	N. Goreng	0.8	0.4	0.4	0.6	0.4
19010100009	N. Rames	1	0.4	0.4	0.4	0.6
19010100010	N. Penyet	0.8	1	0.4	0.8	1
19010100011	N. Rames	0.6	0.2	0.4	0.2	0.6
19010100012	N. Pecel	0.4	0.4	0.2	0.2	0.4
19010100013	N. Rames	1	0.8	1	1	0.6
19010100014	N. Goreng	0.4	0.8	0.4	0.6	0.4
19010100015	N. Goreng	0.2	0.8	0.4	0.4	0.2
19010100016	N. Penyet	0.2	0.2	0.8	0.2	1
19010100017	N. Goreng	0.2	0.2	1	0.8	0.6
19010100018	N. Rames	0.2	0.8	0.6	0.2	0.8
19010100019	N. Rames	0.8	0.4	0.6	0.8	1
19010100020	N. Goreng	0.4	0.4	0.4	0.8	0.4

3.2 Praproses

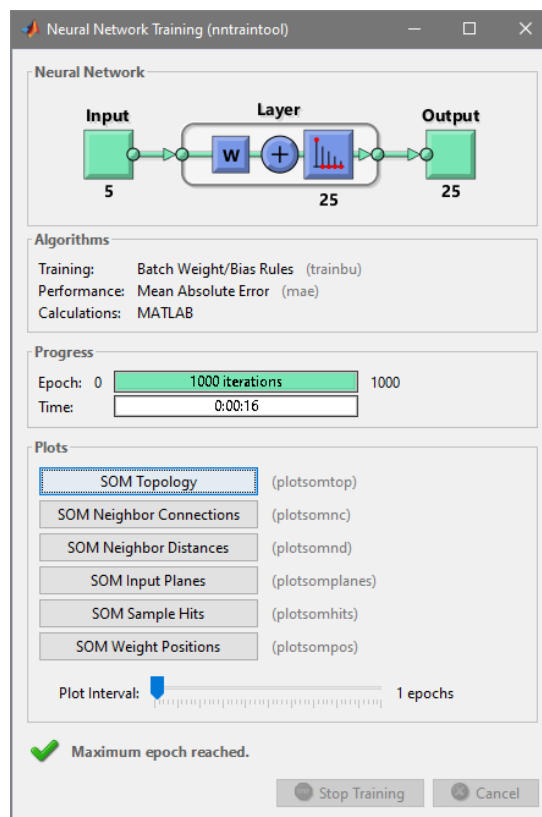
Sebelum data *survey* diolah, data tersebut perlu ditransformasi menggunakan metode min-max (persamaan 4) sehingga domain data penjualan menjadi 0,1 hingga 0,9, seperti tabel 3.

$$X_{new} = \frac{x_{old}}{5} \dots\dots\dots(4)$$

3.3 Proses Clustering

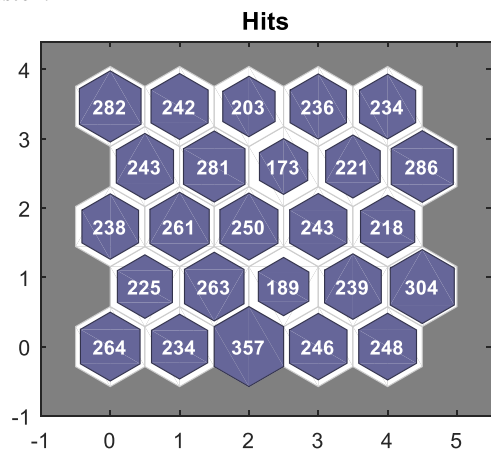
Data *survey* yang telah dinormalisasi berikutnya dikelompokkan menggunakan *Self-Organizing Maps* (SOM) dengan nilai K yang sudah ditentukan, untuk membentuk kelompok makanan yang hasil *survey*-nya memiliki kemiripan. Pada penelitian ini penulis menggunakan Matlab 2017a sebagai aplikasi bantuan, dengan fungsi bawaan dari Matlab yaitu *selforgmap*, dengan parameter ukuran map, cover steps, init neighbor, bentuk topologi map dan teknik perhitungan jarak yang digunakan.

Gambar 3 merupakan tampilan *Neural Network Training* hasil dari pelatihan jaringan SOM dari salah satu eksperimen pengelompokan menggunakan ukuran maps 5x5, sehingga banyak kelompok yang didapat sebanyak 25 kelompok. Gambar 4 merupakan tampilan dari SOM Sample Hits dari salah satu eksperimen, yang menginformasikan bentuk topologi yang digunakan dan banyak anggota dari tiap *cluster*.

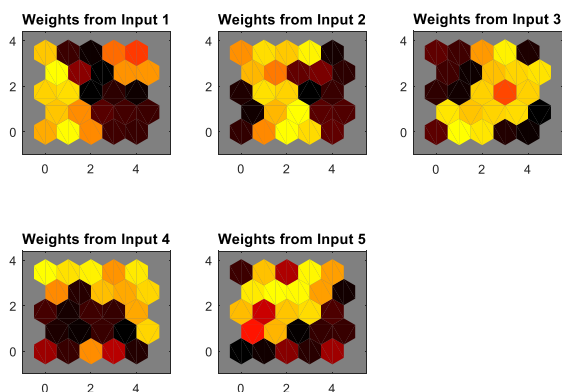


Gambar 3. Tampilan *Neural Network Training* SOM salah satu eksperimen

Gambar 5 merupakan tampilan dari SOM Input Planes pengelompokan menggunakan ukuran maps 5×5 , yang memvisualisasikan bobot dari input ke-1 untuk setiap *cluster* atau kelompok. Dimana warna gelap menunjukkan kecilnya bobot dan semakin terang menunjukkan besarnya bobot input tersebut pada suatu *cluster*.



Gambar 4. Tampilan SOM Sample Hits salah satu eksperimen



Gambar 5. Tampilan SOM Input planes salah satu eksperimen

3.4 Pengujian

Pada bagian ini membahas tentang hasil perhitungan dari metode *Clustering Self Organizing Maps* dan Metode evaluasi *Silhouette* pada data *survey* kepuasan pelanggan yang tujuannya untuk mendapatkan parameter *Self Organizing Maps* yang tepat dengan hasil berupa nilai *Silhouette*.

Tabel 4. *Silhouette value* pengelompokan dengan ukuran maps simetris

M	Silhouette value
4	0,1095
5	0,1111
6	0,1146
7	0,1175
8	0,1196
9	0,1224
10	0,1243

Data *survey* kepuasan pelanggan terlebih dahulu dinormalisasikan untuk mendapatkan hasil nilai 0.2-1, setelah itu menentukan Vektor fitur. Selanjutnya data akan dilakukan proses *clustering* menggunakan algoritma *Self Organizing Maps* yang kemudian akan didapatkan sebuah output berupa data ter-*cluster*. Setelah mendapatkan hasil *cluster* dengan perhitungan *Self Organizing Maps* untuk mendapatkan parameter jaringan *Self Organizing Maps* yang tepat dengan cara membandingkan kualitas pengelompokan yang berbeda menggunakan metode *Silhouette*. Output yang didapatkan adalah nilai *silhouette* yang akan digunakan untuk membandingkan kualitas pengelompokan mana yang tepat untuk penentuan parameter jaringan *Self Organizing Maps* yang tepat. Dengan hasil nilai rentang -1 sampai 1 jika semakin tinggi nilai *Silhouette* yang semakin bagus *Cluster* yang terbentuk.

Pada pengujian pertama dilakukan beberapa eksperimen pengelompokan dengan ukuran maps yang simetris $M \times M$, dengan domain 4 hingga 10 dan max epoch 100, hasil yang didapat seperti tabel 4. Dari hasil pengujian ini didapat hubungan antara banyak kelompok dengan kualitas pengelompokan, dimana semakin banyak kelompok yang dibuat, maka semakin besar pula nilai *Silhouette* yang diperoleh.

Tabel 5. *Silhouette value* pengelompokan dengan nilai max_epoch bervariasi

max_epoch	Silhouette value	waktu (detik)
100	0,1243	5
200	0,1344	10
300	0,1426	21
400	0,1557	27
500	0,1661	34
600	0,1703	39
700	0,1795	44
800	0,1846	52
900	0,1837	56
1000	0,1849	62

Pada pengujian kedua dilakukan beberapa eksperimen pengelompokan dengan parameter max_epoch yang beragam antara 100 hingga 1000, dengan ukuran maps 10×10 , hasil yang didapat seperti tabel 5. Dari hasil tersebut didapat hubungan antara nilai max_epoch, *Silhouette value* dan waktu yang dibutuhkan untuk pengelompokan, dimana semakin tinggi nilai max_epoch maka akan didapat kualitas pengelompokan yang lebih baik, tetapi membutuhkan waktu yang lebih lama.

Pada pengujian ketiga dilakukan perbandingan kualitas pengelompokan antara SOM dengan metode lainnya, pada penelitian ini metode pengelompokan yang dipilih adalah *K-Means Clustering* dan *Agglomerative Hierarchical Clustering (AHC)*. Parameter yang digunakan untuk membandingkan adalah banyak kelompoknya adalah 100. Hasilnya

seperti pada tabel 6, dimana kualitas pengelompokan SOM adalah yang terbaik dengan nilai 0.1849, kemudian yang terburuk adalah pengelompokan menggunakan metode AHC, dengan nilai 0.0827. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode SOM lebih tepat untuk digunakan pada kasus pengelompokan *survey* makanan.

Tabel 6. Nilai *Silhouette* dari 3 metode pengelompokan

Metode	Silhouette value
SOM	0,1849
AHC	0,0827
K-Means	0,1682

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan tentang analisa model pengelompokan data *survey* kepuasan pelanggan menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM), dengan dataset data *survey* makanan selama tahun 2019 di Warung MAK E, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Penggunaan metode SOM untuk pengelompokan data *survey* kepuasan pelanggan sudah tepat, hal ini dibuktikan dengan perbandingan antara metode SOM dengan *K-Means Clustering* dan *Agglomerative Hierarchical Clustering* (AHC), dimana nilai *Silhouette Coefficient* dari metode SOM terbaik, dengan nilai 0.1849.
2. Terdapat hubungan antara banyak kelompok dan kualitas pengelompokan, dimana semakin banyak kelompoknya, semakin baik kualitas pengelompokannya.
3. Terdapat hubungan antara nilai *max_epoch* dan kualitas pengelompokan dan waktu yang dibutuhkan untuk melatih jaringan, dimana semakin tinggi nilai *max_epoch*-nya semakin tinggi pula kualitas pengelompokannya, tetapi membutuhkan waktu semakin lama.

5. SARAN

Adapun saran berdasarkan penelitian tentang analisa model pengelompokan data *survey* kepuasan pelanggan menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM), adalah :

1. Untuk pembuat aplikasi dapat menggunakan metode SOM untuk mengelompokan data *survey* makanan, kemudian menambahkan analisa dari masing-masing kelompok, sehingga pemilik warung dapat memperbaiki kualitas menu makanan yang dijualnya.
2. Mengoptimalkan kinerja metode SOM dengan mengintegrasikan SOM dengan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO), dimana PSO digunakan untuk mengoptimalkan bobot yang dihasilkan dari algoritma SOM, sehingga diperoleh kualitas pengelompokan yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. P. Anggraeni, "PELANGGAN (Survei pada Pelanggan Nasi Rawon di Rumah Makan Sakinah Kota Pasuruan)," *J. Adm. Bisnis*, vol. 37, no. 1, pp. 171–177, 2016, [Online]. Available: <http://administrasibisnis.studentjournal.ub.ac.id/index.php/jab/article/viewFile/1445/1824>.
- [2] A. Tholib, "MANAJEMEN KLUSTERISASI PASAR : Penerapan Segmentasi Pelanggan Berbasis Metode Self- Organizing Map (SOM) di CV Karunia Probolinggo Pendahuluan," vol. 1, no. 2, pp. 35–45, 2020.
- [3] D. P. Sinaga, P. P. Adikara, and Y. A. Sari, "Klasterisasi Data Titik Api Menggunakan Metode Self Organizing Map di Wilayah Jawa," vol. 3, no. 10, pp. 9543–9551, 2019.
- [4] M. I. Ghozali and S. M. A. N. J. Pati, "ANALISA POLA BELANJA MENGGUNAKAN ALGORITMA FP GROWTH , SELF ORGANIZING MAP (SOM) DAN K MEDOIDS," vol. 8, no. 1, pp. 317–326, 2017.
- [5] R. Umar, A. Fadlil, R. R. Az-zahra, and J. P. Soepomo, "MENGGUNAKAN METODE SELF ORGANIZING MAP," pp. 203–210, 2017.
- [6] B. Pangestu, C. Fatchah, and D. Purwitasari, *Kartografi Menggunakan Self-Organizing Maps*. 2017.
- [7] G. Munawar and K. Kunci, "Implementasi Algoritma Self Organizing Map (SOM) untuk Clustering Mahasiswa pada Matakuliah Proyek (Studi Kasus : JTK POLBAN)," 2015.
- [8] C. G. Untuk, "HYPERGRAPH-PARTITIONING PADA PENELITIAN," 2014.