

PENERAPAN METODE TWO-STEP CLUSTER DALAM ANALISIS MENU ENGINEERING PADA USAHA KULINER

Nina Setiyawati^{*1}, Dwi Hosanna Bangkalang²

¹Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga

²Fakultas Teknologi dan Desain, Universitas Bunda Mulia, Jakarta

Email: ¹nina.setiyawati@uksw.edu, ²dwhosanna@gmail.com

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 15 Mei 2019, diterima untuk diterbitkan: 10 Februari 2020)

Abstrak

Dalam usaha kuliner, analisis menu perlu dilakukan untuk melihat keseimbangan antara *food cost*, harga menu, popularitas *item*, juga pertimbangan finansial dan pemasaran. *Menu engineering* merupakan metodologi untuk mengelompokkan menu berdasar pada margin kontribusi dan popularitas. Pada penelitian ini dilakukan analisis *menu engineering* pada suatu Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) di Kota Salatiga yang bergerak di bidang kuliner menggunakan *Two-Step Cluster* yang dapat menggali *cluster* alami sesuai dengan kumpulan data menu yang ada sehingga akan ditemukan jumlah *cluster* yang optimal. *Two-Step Cluster* adalah metode yang dapat menangani variabel kategori dan kontinu, oleh karena itu dilakukanlah adaptasi model *menu engineering* yang diusulkan Kasavana dan Smith (1982) dengan menambahkan variabel *category*, sehingga dengan menggunakan *Two-Step Cluster* dapat dilihat mayoritas kategori menu yang menjadi anggota pada setiap *cluster*. Adaptasi juga dilakukan dalam kelompok variabel kontinu, yaitu dengan menambahkan variabel *revenue* yang digunakan untuk perbandingan pada hasil *cluster*. Dengan indikator *Schwarz's Bayesian Information Criterion* (BIC) dihasilkanlah jumlah *cluster* optimal yaitu 4 *cluster* dengan anggota paling sedikit pada *cluster* “popularitas tinggi dan mempunyai margin kontribusi yang berada di atas rata-rata”. Pengujian *clustering* dilakukan dengan menggunakan metode *Silhouette* dan menunjukkan kualitas *cluster* yang dihasilkan memiliki nilai *Silhouette* yang besar yaitu 0,7. Hal ini membuktikan *cluster-cluster* yang terbentuk telah terklusterisasi dengan baik. Adapun manfaat dari penelitian ini adalah didapatkannya rekomendasi kebijakan baru untuk setiap *cluster* yang dihasilkan sehingga dapat digunakan pemilik UMKM dalam upaya peningkatan *revenue* usaha.

Kata kunci: *two-step cluster, menu engineering, analisis menu, UMKM*

THE IMPLEMENTATION OF TWO-STEP CLUSTERING METHOD IN MENU ENGINEERING ANALYSIS IN CULINARY BUSINESS

Abstract

In culinary business, menu analysis is needed to see the balance of food cost, menu item prices, item popularity, as well as the financial and marketing considerations. Menu engineering is a method to group menu according to the contribution margin and popularity. The present study conducts a menu analysis to a Small Medium Enterprise (SME) in culinary business in Salatiga by implementing Two-Step Cluster analysis. It aims to find the natural clusters based on the existing menu data set to discover the optimal cluster number. Two-Step Cluster is a method that can be used to process categorical and continuous variables. In this study, the menu engineering model by Kasavana and Smith (1982) was adapted by adding the categorical variable. Therefore, by using the Two-Step Cluster method, the majority of menu category in each cluster can be seen. This adaption was also implemented in the continuous variable group by adding the revenue variable used for the comparison of the cluster results. With Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) indicator, the results of the study show there are four clusters, in which “the highest popularity and the contribution margin above the average” cluster has the least members. Using Silhouette method, clustering testing was conducted, indicating the cluster quality result with 0,7 Silhouette value. As for the benefit of the study, new strategic recommendations can be generated for the resulted clusters based on which SME owners can improve their revenue.

Keywords: *two-step cluster analysis, menu engineering, menu analysis, SME*

1. PENDAHULUAN

Dalam usaha kuliner, analisis menu perlu dilakukan untuk melihat keseimbangan antara *food cost*, harga menu, popularitas *item*, juga pertimbangan finansial dan pemasaran. Secara historis, terdapat beberapa model menu analisis yang memasukkan *food cost*, margin kontribusi dan popularitas atau campuran produk sebagai parameter (Taylor & Brown, 2007). *Menu engineering* adalah model yang diperkenalkan oleh Kasavana dan Smith pada tahun 1982 yang merupakan modifikasi dari Menu Analysis Model yang dikembangkan oleh Miller (Taylor & Brown, 2007). *Menu engineering* adalah metodologi untuk mengelompokkan menu berdasarkan margin kontribusi dan popularitas (LeBruto, Quain, & Ashley, 1995) yang mencakup pendekatan peningkatan kinerja menu (Aktinson & Jones, 1994), sehingga *menu engineering* dapat dikatakan sebagai suatu alat manajerial yang cocok dalam dunia kuliner (Cohen, Mesika, & Schwartz, 1998). Analisis *menu engineering* juga merupakan suatu proses yang penting dalam perencanaan menu sehingga menjadi salah satu dasar dalam pertimbangan tujuan dan target anggaran (Seyitoglu, 2016).

Pada penelitian *An Improved Method of Menu Planning* (Linassi, Alberton, & Marinho, 2016) membahas bagaimana analisis *Menu Engineering* (ME) bersama *Activity-Based Costing* (ABC) untuk meningkatkan profit dan pendapatan bisnis. Analisis ME/ABC dapat memberikan kontrol kepada pihak manajemen dalam mengidentifikasi masalah maupun potensi kerugian yang dihasilkan tiap *item* menu ataupun grup *item*, begitu pula mengetahui *item* yang memberikan potensi pendapatan terbesar. Penelitian lain (Raab & Mayer, 2007) menjelaskan bahwa ME/ABC memungkinkan pihak manajemen untuk mengklasifikasi tiap *item* sesuai dengan popularitas dan profit lebih baik dibandingkan dengan traditional ME.

Pada penelitian ini dilakukan analisis menu pada suatu Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) di Kota Salatiga yang bergerak di bidang kuliner menggunakan metode *Two-Step Cluster*. Analisis *Two-Step Cluster* merupakan salah satu metode *cluster* yang dirancang untuk menyingkapkan *cluster* alami dari kumpulan data yang sebelumnya tidak terlihat (Wu, Zhan, Zhang, & Deng, 2016). Pengklasteran akan dilakukan berdasarkan indeks popularitas dan margin kontribusi untuk mengevaluasi *item-item* menu yang ada. Pada tradisional ME menu dikategorikan berdasarkan matriks kuadran (Linassi, Alberton, & Marinho, 2016) sedangkan *Two-Step Cluster* akan menggali kesamaan *item* atau *cluster* alami yang tidak terlihat dari kumpulan data menu tersebut. Kelebihan lain dari *Two-Step Cluster* adalah dapat memproses data kategori dan kontinu (Wu, Zhan, Zhang, & Deng, 2016), sehingga dapat

menghasilkan *cluster* yang lebih spesifik sesuai kebutuhan. *Two-Step Cluster* juga dapat menentukan jumlah *cluster* yang paling optimal (Wu, Zhan, Zhang, & Deng, 2016; Li & Sun, 2018). Selain itu *Two-Step Cluster* memberikan informasi tentang pentingnya setiap variabel dalam pembangunan *cluster* tertentu (Mooi & Sarstedt, 2011), di mana hal tersebut merupakan fitur menarik tambahan dibandingkan dengan metode pengklasteran tradisional (Soriano, Kozusznik, & Peiro, 2018). Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan pengetahuan kepada pihak manajemen dan memberikan rekomendasi kebijakan tiap kategori *item* yang ada sehingga dapat meningkatkan profit dan pendapatan bagi pihak UMKM.

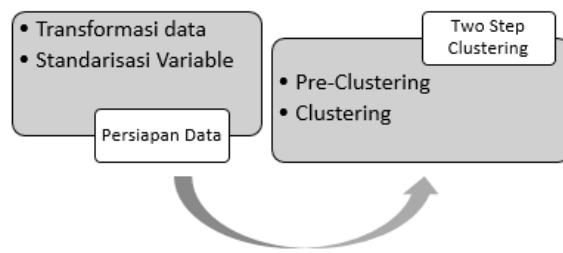
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini melakukan adaptasi model *menu engineering* yang diusulkan oleh Kasavana dan Smith yang merupakan klasifikasi terhadap *item* menu dalam empat kuadran yang terbentuk dari matriks 2x2, yaitu popularitas rendah dan tinggi dengan margin kontribusi di bawah rata-rata dan di atas rata-rata (Kasavana, Smith, & Schmidgall, 1990).

Adapun adaptasi yang dilakukan adalah dengan menambahkan 1 variabel kategori yaitu kategori *item* (*category*) untuk melihat kategori menu yang dominan pada setiap *cluster* yang terbentuk nantinya. Hal ini didukung dengan kelebihan metode *Two-Step Cluster* yaitu kemampuan menangani variabel kategori (Bicikova, 2014; Horn & Huang, 2016). Adaptasi juga dilakukan dalam kelompok variabel kontinu, yaitu dengan menambahkan variabel pendapatan (*revenue*). Hal ini bertujuan untuk melihat pendapatan yang dihasilkan pada setiap *cluster* yang terbentuk nantinya.

Dengan adanya adaptasi yang dilakukan maka pada penelitian ini terdapat 1 variabel kategori yaitu kategori *item* (*category*) dan 3 variabel kontinu yaitu: 1) popularitas (*popularity*) yang merupakan jumlah *item* menu individual yang terjual dibandingkan dengan semua *item* yang terjual dalam kategori di mana *item* menu tersebut berada (Hayes & Huffmann, 1985; Ojugo, 2009); 2) margin kontribusi (*contribution margin*) yang merupakan selisih harga jual *item* menu dengan biaya *item* menu (Hernowo, 2014; Ozdemir & Caliskan, 2014); 3) pendapatan (*revenue*) yang merupakan hasil kali jumlah *item* menu terjual dengan harga jualnya (Ojugo, 2009), di mana variabel *revenue* juga digunakan untuk perbandingan pada hasil *cluster*.

Tahapan pada penelitian ini dibagi dalam 2 tahap utama yaitu Persiapan Data dan *Two-Step Cluster*, seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Persiapan Data

Data yang digunakan penelitian ini adalah data penjualan produk pada sebuah UMKM di kota Salatiga yang bergerak di bidang kuliner. Produk yang ada terdiri dari 95 *item* dan terdiri dari 3 *category* yaitu: 1) *category* 1 untuk menunjukkan *item-item* makanan; 2) *category* 2 untuk menunjukkan *item-item* minuman; 3) *category* 3 untuk menunjukkan *item-item* snack.

Seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1, sebelum masuk ke tahapan analisis *Two-Step Cluster*, tahapan yang dilakukan adalah persiapan data yang terdiri dari dua proses yaitu transformasi data dan standarisasi variabel. Proses transformasi data diawali dengan melakukan *cleaning* pada basis data penjualan yaitu *db_cafes* yang terdiri dari 24 tabel, dan didapatkan 3 tabel yang sesuai dengan kebutuhan *clustering*, yaitu *tb_menu*, *tb_kategori_menu*, dan *tb_detail_transaksi*. Dari tabel-tabel tersebut dilakukanlah *query* untuk mendapatkan atribut baru yaitu popularitas, margin kontribusi dan pendapatan, yang kemudian digabung dalam satu tabel baru bersama atribut kategori menjadi data set untuk proses selanjutnya. Kode Program 1 adalah *query* untuk mendapatkan atribut pendapatan atau *revenue*.

Kode Program 1. *Query* untuk Atribut *Revenue*

```

SELECT tb_menu.nama_menu,
sum(tb_detail_transaksi.qty*tb_menu.harga_jual) as revenue
FROM tb_detail_transaksi JOIN tb_menu ON
tb_menu.id_menu = tb_detail_transaksi.id_menu WHERE
tb_detail_transaksi.status_menu = 'Selesai' and
tb_detail_transaksi.subtotal_bayar=
tb_detail_transaksi.subtotal_tagihan group by
tb_menu.nama_menu order by revenue DESC
  
```

Proses selanjutnya dilakukan standarisasi data pada variabel kontinu yang telah terbentuk (Bacher, Wenzig, & Vogler, 2004; Şchiopu, 2010). Hasil standarisasi data pada variabel kontinu terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1 merupakan tabel yang menunjukkan variabel kontinu terstandar. Standarisasi data dilakukan untuk mendapatkan skala parameter sesuai dengan ketentuan pada *Two-Step Cluster* saat proses *pre-clustering*. *Two-Step Cluster* menggunakan standar deviasi dari variabel kontinu sebagai skala parameternya.

Tabel 1. Variabel Kontinu Terstandar

<i>Id Item</i>	<i>Category</i>	<i>Popularity</i>	<i>Contribution Margin</i>	<i>Revenue</i>
1	2	0.65362	-1.70277	-0.40559
2	1	-0.40383	0.07721	-0.36945
3	1	0.4717	0.07721	0.66315
4	1	-0.46069	0.07721	-0.4365
5	1	0.07373	0.07721	0.19379
6	1	-0.27876	-0.55163	-0.30722
7	1	-0.46069	-1.13904	-0.46254
....
25	3	0.0851	-1.06471	-0.20852
26	2	-0.36972	0.38769	-0.30484
...
95	1	-0.27876	-1.47254	-0.43212

2.2. Two-Step Cluster

Two-Step Cluster merupakan metode yang dapat menangani variabel kategori dan kontinu (Şchiopu, 2010). Terdapat dua proses yang dilakukan yaitu *pre-clustering* dan *clustering* (Bacher, Wenzig, & Vogler, 2004; Şchiopu, 2010; Wu, Zhan, Zhang, & Deng, 2016; Li & Sun, 2018). Pada proses *pre-clustering*, dilakukan pengecekan satu per satu data ke-0 sampai ke N untuk menentukan posisi apakah data tersebut masuk ke dalam *cluster* yang telah ada atau akan membentuk *cluster* baru sesuai dengan kriteria jarak (Şchiopu, 2010). Penentuan jarak dapat menggunakan beberapa metode pengukuran seperti jarak Euclidean atau log-likelihood. Jarak Euclidean hanya dapat menangani data kontinu (Şchiopu, 2010), sehingga pada penelitian ini penentuan jarak menggunakan log-likelihood (Tumbaz & Moğulkoç, 2018). Berikut merupakan rumus jarak log-likelihood (Li & Sun, 2018).

$$d(i, j) = \varepsilon_i + \varepsilon_j - \varepsilon_{(i, j)} \quad (1)$$

$$\varepsilon_i = -n_i \left(\sum_{k=1}^K \frac{1}{2} \log \left(\hat{\sigma}_{ik}^2 + \hat{\sigma}_k^2 \right) \right) \quad (2)$$

$$\varepsilon_j = -n_j \left(\sum_{k=1}^K \frac{1}{2} \log \left(\hat{\sigma}_{jk}^2 + \hat{\sigma}_k^2 \right) \right) \quad (3)$$

$$\varepsilon_{(i, j)} = -n_{(i, j)} \left(\sum_{k=1}^K \frac{1}{2} \log \left(\hat{\sigma}_{i, j, k}^2 + \hat{\sigma}_k^2 \right) \right) \quad (4)$$

Persamaan (1) merupakan jarak antara *cluster* *i* dan *j* dengan indeks $\langle i, j \rangle$ merepresentasikan kombinasi dari *cluster* *i* dan *j*. Pada persamaan (2), (3), dan (4), K merupakan total dari variabel kontinu, dan $\hat{\sigma}_k^2$ merupakan estimasi variansi dari keseluruhan data set, sehingga $\hat{\sigma}_{ik}^2$, $\hat{\sigma}_{jk}^2$ dan $\hat{\sigma}_{i, j, k}^2$ merupakan estimasi variansi dari variabel kontinu *k* pada *cluster* *i*, *j* $\langle i, j \rangle$ (Li & Sun, 2018; Şchiopu, 2010). Proses selanjutnya adalah dibentuknya struktur data menggunakan *Cluster Feature (CF) Tree*. *CF-Tree* terdiri dari tingkatan *node* dan setiap *node* mempunyai sejumlah entri. *Node root*, secara rekursif akan dikelompokkan ke dalam entri terdekat untuk menemukan simpul anak terdekat, lalu turun di sepanjang *CF-Tree*. Jika mendekati *leaf node*, maka akan dicari *leaf* entri terdekat. *Leaf* entri

adalah final dari *sub-cluster* (Şchiopu, 2010; Zenina, Romanovs, & Merkuriev, 2015).

Data hasil *pre-clustering* digunakan sebagai masukan untuk mencari *cluster*. *Two-Step Cluster* menggunakan metode hierarkis pada proses *clustering*. Untuk menentukan banyak *cluster* yang akan dibentuk, penelitian ini menggunakan indikator *Schwarz's Bayesian Information Criterion* (BIC). BIC digunakan untuk menemukan estimasi jumlah *cluster* dengan rasio jarak, di mana BIC merupakan informasi yang bersifat tepat (Mooi & Sarstedt, 2011). Rumus BIC terlihat pada rumus (5) (Li & Sun, 2018; Şchiopu, 2010).

$$BIC(j) = -2 \sum_{j=1}^j \xi_j + m_j \log(N) \quad (5)$$

Pada rumus (5) ditunjukkan bahwa j adalah jumlah *cluster*, dengan K adalah jumlah variabel kontinu *cluster*, dan N adalah jumlah hasil observasi. Di mana $m_j = 2Kj$. Setelah diketahui jumlah *cluster*, maka proses *cluster* dilakukan dengan menggabungkan hasil *sub-cluster* dari langkah *pre-clustering* sesuai dengan kriteria jarak yang ada sampai semua data tergabung dalam suatu *cluster*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

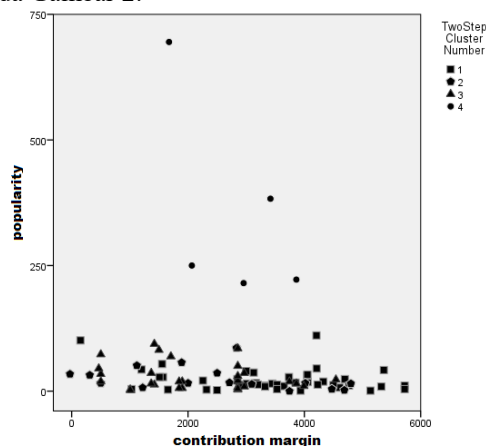
Berikut merupakan hasil perhitungan dengan indikator BIC. Selain menentukan estimasi jumlah *cluster*, dilakukan juga penentuan kriteria, perubahan BIC, rasio perubahan BIC dan rasio ukuran jarak seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Jumlah Cluster

Jumlah Cluster	Schwarz's Bayesian Criterion (BIC)	Perubahan BIC	Rasio Perubahan BIC	Rasio Ukuran Jarak
1	353.056			
2	238.177	-114.879	1.000	2.006
3	194.615	-43.561	0.379	1.910
4	184.832	-9.784	0.085	2.929
5	199.488	14.656	-0.128	1.056
6	214.812	15.324	-0.133	1.040
7	230.602	15.790	-0.137	1.657
8	250.965	20.363	-0.177	1.148
9	272.225	21.260	-0.185	1.154
10	294.293	22.068	-0.192	1.581
11	318.293	23.999	-0.209	1.470
12	343.355	25.063	-0.218	1.217
13	368.820	25.465	-0.222	1.169
14	394.554	25.734	-0.224	1.032
15	420.337	25.783	-0.224	1.362

Tabel 2 merupakan hasil estimasi *cluster* yang terbentuk menggunakan indikator BIC. Terdapat 15 indikator berikut dengan detail perubahan jarak dan perhitungan jarak. Penentuan jumlah *cluster* pada BIC dilihat pada jarak rasio terbesar. Dari data yang ada jumlah *cluster* yang mempunyai rasio jarak terbesar adalah 4 *cluster*. Salah satu kelebihan *Two-Step Cluster* adalah dapat menemukan jumlah *cluster* yang paling optimal sesuai dengan data set yang ada (Mongi, 2015; Li & Sun, 2018), di mana

pada penelitian ini terbentuk jumlah *cluster* optimal yaitu 4 *cluster* yang terlihat dalam diagram *scatter* pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil Two-Step Cluster

Gambar 2 merupakan diagram *scatter* hasil *cluster*. Terdapat 4 *cluster* yang terbentuk berdasarkan *popularity* dan *contribution margin*. *Cluster* 1 diberikan simbol kotak, *cluster* 2 simbol bangun segilima, *cluster* 3 simbol segitiga dan *cluster* 4 simbol bulat. Selanjutnya untuk jumlah anggota pada masing-masing *cluster* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Cluster

Cluster	N	% Kombinasi
1	42	44,2 %
2	16	16,8 %
3	32	33,7 %
4	5	5,3%
Total	95	100%

Tabel 3 menunjukkan jumlah frekuensi dan presentasi kombinasi *item* menu dari masing-masing *cluster*. Pada *cluster* 1 terdapat 42 *item* menu atau 44,2 % dari keseluruhan *item* menu, sedangkan *cluster* 2 berisi 16 *item* menu atau 16,8% dari keseluruhan *item* menu. Adapun *cluster* 3 berisi 32 *item* menu atau 33,7% dari keseluruhan *item* menu, dan yang terakhir *cluster* 4 dengan frekuensi 5 *item* menu atau 5,3% dari keseluruhan *item* menu. Daftar keanggotaan setiap *cluster* terlihat pada Tabel 4.

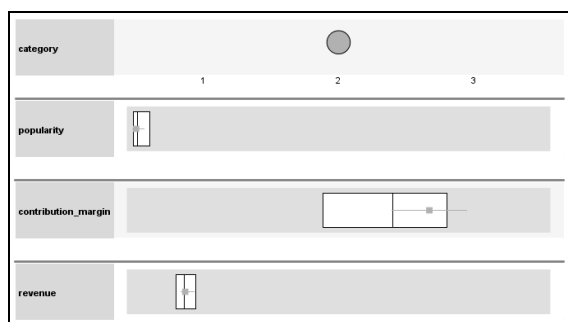
Tabel 4. Keanggotaan Tiap Cluster

No	Item Dalam Cluster	Total
Cluster 1	[1,16,18,19,20,21,22,23,24,26,27,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,71,90,91,92,93]	42
Cluster 2	[25,28,70,74,75,76,77,78,79,80,83,84,85,86,87,88]	16
Cluster 3	[2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,17,55,56,59,60,61,62,63,64,65,66,68,69,73,81,82,94,95]	32
Cluster 4	[57,58,67,72,89]	5

Tabel 4 merupakan daftar keanggotaan tiap *cluster*. Sesuai dengan hasil *cluster*, tiap *item* dapat dikelompokkan berdasarkan kategori sesuai *popularity* dan *contribution margin*. Kategori tiap *cluster* dideskripsikan di bawah ini.

3.1. Cluster 1 (Low Popularity & Above Average Contribution Margin)

Cluster 1 merupakan *cluster* dengan 42 *item* didalamnya. Hasil perbandingan memperlihatkan bahwa *item* yang terdapat pada *cluster* ini mempunyai popularitas rendah tetapi mempunyai kontribusi margin di atas rata-rata. Perbandingan variabel dapat dilihat pada Gambar 3.



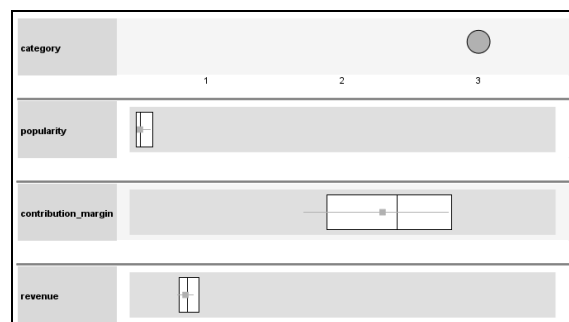
Gambar 3. Perbandingan Cluster 1

Gambar 3 merupakan hasil perbandingan dari variabel yang terdapat pada *cluster* 1. *Item* pada *cluster* 1 rata-rata berasal dari kategori *item* 2 yaitu minuman. *Item* pada *cluster* ini mempunyai popularitas yang belum mencapai rata-rata popularitas *item* lainnya tetapi *item* mempunyai margin kontribusi yang tinggi. Pada Gambar 3 terdapat variabel pendapatan (*revenue*) yang digunakan sebagai variabel evaluasi. Meskipun mempunyai margin kontribusi yang tinggi, karena popularitas rendah maka pendapatannya berada di rata-rata.

Pada *cluster* ini, beberapa kebijakan yang dapat dilakukan adalah: 1) Memberikan potongan harga pada aplikasi pesan antar makanan dan/atau mempromosikan menu tersebut melalui sosial media untuk menarik pelanggan; 2) Meningkatkan popularitas menu dengan cara meletakkan pada posisi strategis seperti ditampilkan pada layar penampil menu (Tom & Annaraud, 2017) atau menawarkannya melalui pelayan ketika pelanggan memesan makanan atau minuman; 3) Mengganti nama menu dengan nama yang lebih menarik; 4) Meninjau kembali penetapan biaya di mana langkah selanjutnya yang bisa dilakukan adalah dengan menurunkan harga jual makanan dengan memperhatikan kondisi margin keuntungan, harga pokok penjualan, dan juga harga jual kompetitor; 5) Mempertimbangkan untuk menarik atau menghapus menu tersebut.

3.2. Cluster 2 (Low Popularity & Below Average Contribution Margin)

Cluster 2 mempunyai 16 *item* didalamnya. *Item-item* menu pada *cluster* ini mempunyai popularitas rendah dan mempunyai margin kontribusi di bawah rata-rata. Perbandingan variabel dapat dilihat pada Gambar 4.

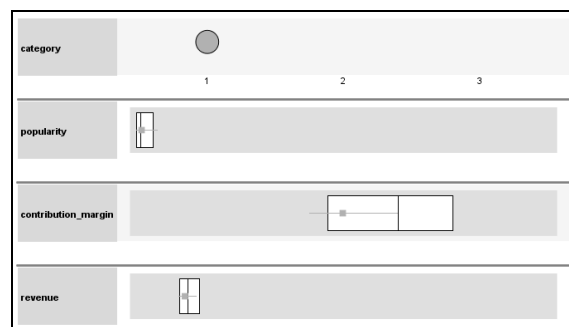


Gambar 4. Perbandingan Cluster 2

Gambar 4 merupakan perbandingan Cluster 2 di mana mempunyai *item* yang rata-rata terdapat pada kategori *item* 3 yaitu *snack*. Pendapatan dari *item-item* menu pada *cluster* ini berada di bawah rata-rata. Beberapa kebijakan yang dapat dilakukan pada *cluster* ini adalah: 1) Mengganti nama menu dengan nama yang lebih menarik; 2) Menghapus menu yang ada (Tom & Annaraud, 2017), di mana kebijakan ini merupakan alternatif untuk mengurangi beban usaha yang besar; 3) membuat paket menu dari *cluster* ini yang digabungkan dengan makanan atau minuman dari *cluster* lain yang memiliki popularitas tinggi (Adiatma, Andriatna, & Sudono, 2014) terutama pada *cluster* High Popularity & Above Average Contribution Margin. Dalam suatu usaha kuliner, jumlah *item* menu pada *cluster* ini harus diminimalisir karena akan menambah beban biaya keseluruhan.

3.3. Cluster 3 (High Popularity & Below Average Contribution Margin)

Cluster 3 mempunyai 32 *item* menu didalamnya. Hasil perbandingan variabel pada Cluster 3 dapat dilihat pada Gambar 5.



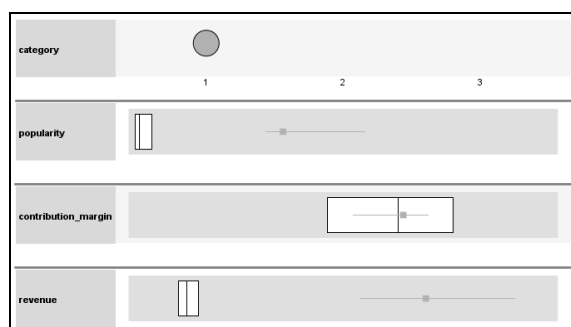
Gambar 5. Perbandingan Cluster 3

Gambar 5 menunjukkan bahwa rata-rata *item* menu pada *cluster* ini masuk pada kategori *item* 1

yaitu makanan. *Cluster* ini menunjukkan kelompok *item* menu dengan popularitas tinggi tetapi memiliki margin kontribusi di bawah rata-rata sehingga menghasilkan pendapatan yang rendah. Adapun kebijakan yang dapat dilakukan adalah: 1) Mempertahankan kualitas makanan serta penampilan sesuai dengan standar resep yang berlaku; 2) Melakukan peninjauan kembali penetapan biaya (Tom & Annaraud, 2017) seperti dengan melakukan penekanan biaya melalui pengawasan dalam jumlah pemesanan bahan, efisiensi pengolahan serta melakukan simplifikasi penyajian dengan tetap mempertahankan kualitas dan estetika tampilan makanan; 3) Menaikkan harga jual makanan secara bertahap dengan memperhatikan jumlah permintaan.

3.4. Cluster 4 (High Popularity & Above Average Contribution Margin)

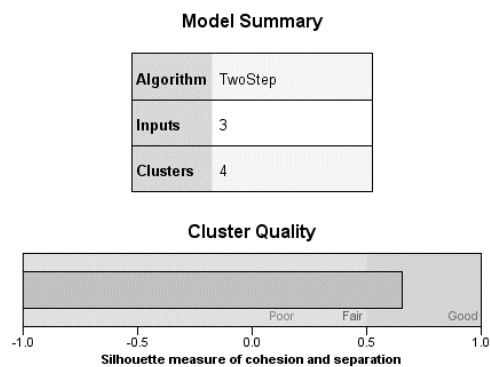
Cluster 4 merupakan kelompok *item* menu yang memiliki popularitas yang tinggi dan margin kontribusi di atas rata-rata. Perbandingan hasil *cluster* terlihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan Cluster 4

Cluster 4 mempunyai 5 anggota didalamnya yaitu *item* 57, *item* 58, *item* 67, *item* 72 dan *item* 89. *Cluster* 4 mempunyai *item* yang rata-rata berada di kategori makanan. *Cluster* ini menghasilkan pendapatan yang tinggi. Kebijakan yang dapat dilakukan pada *cluster* ini adalah: 1) Mempertahankan kualitas menu, porsi, serta penampilan sesuai standar resep yang berlaku (Tom & Annaraud, 2017); 2) Menaikkan harga jual secara berkala dengan memperhatikan peningkatan permintaan yang ada serta harga jual dari pesaing; 3) Memantau kenaikan harga bahan baku menu dan menyesuaikan dengan harga jual menu.

Untuk melihat validitas *clustering*, dilakukanlah pengujian menggunakan Silhoutte. Silhoutte adalah salah satu metode terbaik dalam memilih jumlah *cluster* yang optimal (Jauhiainen & Tommi, 2017) dengan data skala rasio yang cocok untuk pemisahan *cluster* yang jelas (Thinsungnoen, Kaoungku, & Durongdumronchai, 2015). Adapun hasil pengujian validitas *clustering* menggunakan Silhoutte terlihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Pengujian Clustering

Gambar 7 adalah hasil pengujian *clustering* menggunakan metode Silhoutte, di mana terlihat bahwa kualitas *cluster* yang dihasilkan memiliki nilai Silhoutte yang besar yaitu 0,7. Hal ini membuktikan *cluster-cluster* yang terbentuk telah terklasterisasi dengan baik (Xu dkk., 2016).

4. KESIMPULAN

Proses pengklasteran menggunakan *Two-Step Cluster* memberikan kemudahan dalam analisis data karena mengakomodir variabel kategori dan variabel kontinu serta menghasilkan jumlah *cluster* yang optimal karena disesuaikan dengan kondisi data set. Pada penelitian ini, terdapat 4 *cluster* yang terbentuk sesuai dengan kesamaan kriteria di tiap *item* set. Hasil *cluster* dikategorikan sesuai *popularity* dan *contribution margin* dengan menambahkan variabel *revenue* yang mampu memberikan analisis yang lebih jelas terhadap kondisi setiap *cluster* yang terbentuk. Selain itu juga dilakukan penambahan variabel *category* untuk menambahkan spesifik hasil *cluster* dan melihat mayoritas kategori menu yang menjadi anggota pada setiap *cluster*. *Two-Step Cluster* juga dapat menemukan *cluster* yang paling optimal sesuai dengan varian data set.

Terdapat *cluster* yang paling menonjol (*outstanding*) yaitu pada *cluster* *High Popularity & Above Average Contribution Margin* yang memiliki 5 *item* set dengan memberikan pendapatan yang tinggi untuk UMKM tersebut. Dari *cluster-cluster* yang dihasilkan, dapat diberikan rekomendasi kebijakan baru untuk pemilik UMKM untuk peningkatan *revenue* usaha.

DAFTAR PUSTAKA

- ADIATMA, D., ANDRIATNA, W., SUDONO, A., 2014. Analisis Perbaikan Menu Unpopular Di Restoran Dapur Sunda Di Kota Jakarta. *Gastronomy Tourism*, 1 (1), pp. 35-48. [online] Tersedia di: <http://ejournal.upi.edu/index.php/gastur/article/view/4654> [Diakses 11 Februari 2019].
- ATKINSON, H., JONES, P., 1994. *Menu Engineering: Managing the Foodservice*

- Micro-Marketing Mix. *Journal of Restaurant and Foodservice Marketing*, 1 (1), pp. 37-55.
- BICIKOVA, K., 2014. Understanding Student Travel Behavior : A Segmentation Analysis of British University Students. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 31 (7), pp. 854–867. Tersedia melalui: <https://doi.org/10.1080/10548408.2014.890154> [Diakses pada 29 Juni 2019].
- COHEN, E., MESIKA, R., SCHWARTZ, Z., 1998. A Multidimensional Approach to Menu Sales Mix Analysis, *Praxis*, 2 (1), pp. 130–144.
- HAYES, D.K., HUFFMANN, L., 1985. Menu Analysis: A Better Way. *The Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 25 (4), pp. 64–70.
- HERNOWO, A., 2014. Rekayasa Menu di Katumiri Coffee Shop The Travelhotel Cipaganti Bandung. *Jurnal Kajian Bahasa dan Pariwisata*, 1 (2). Tersedia melalui: <http://stp-bandung.ac.id/ejournal/index.php/v01/article/view/21> [Diakses 30 Juni 2019].
- HORN, B. B., & HUANG, W., 2016. Comparison of Segmentation Approaches. Tersedia melalui: <https://www.decisionanalyst.com/media/downloads/marketsegmentationcomparison.pdf> [Diakses pada 29 Juni 2019].
- JAUHIAINEN, S., TOMMI, K., 2017. A Simple Cluster Validation Index with Maximal Coverage. *ESANN 2017 proceedings, European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*, pp. 293-298. Tersedia melalui <https://www.elen.ucl.ac.be/Proceedings/esann/esannpdf/es2017-24.pdf> [Diakses pada 30 Juni 2019].
- LEBRUTO, S.M., QUAIN, W.J., ASHLEY, R.A., 1995. Menu engineering: A model including labor, *Hospitality Review*, Vol.13, Issue 1, pp. 41-49. [online] Tersedia di: <http://digitalcommons.fiu.edu/hospitalityreview/vol13/iss1/5> [Diakses 10 Januari 2019].
- LI, G., SUN, L., 2018. Characterizing Heterogeneity in Drivers' Merging Maneuvers Using Two-Step Cluster Analysis. *Journal of Advanced Transportation*. [online] Tersedia di: <https://www.hindawi.com/journals/jat/2018/5604375/> [Diakses 2 Februari 2019].
- LINASSI, R., ALBERTON, A., MARINHO, S. V., 2016. "Menu Engineering and Activity-Based Costing: An Improved Method of Menu Planning", *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 28 (7), pp. 1417-1440.
- KASAVANA, M.L., SMITH, D. I., SCHMIDGALL, R.S., 1990. *Menu Engineering : A Practical Guide to Menu Analysis*. Rev ed. Okemos, Mich. : Hospitality Pub.
- MONGI, C. E., 2015. Penggunaan Analisis Two Step Clustering untuk Data Campuran. *D'cartesian : Jurnal Matematika dan Aplikasi*, 4 (1), pp. 9-19. Tersedia melalui <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian/article/view/7251/6754> [Diakses pada 30 Juni 2019].
- MOOI, E., SARSTEDT, M.2011. *A Concise Guide to Market Research*. Springer: Heidelberg, Germany, pp. 237–284.
- OJUGO, C., 2009. *Practical Food and Beverage Cost Control*, 2nd Edition. United Kingdom: Delmar Cengage Learning.
- OZDEMIR, B., CALISKAN, O., 2014. A Review of Literature on Restaurant Menus: Specifying The Managerial Issues. *International Journal of Gastronomy and Food Science*.
- RAAB, C., MAYER, K., 2007. Menu Engineering and Activity-Based Costing-Can They Work Together in A Restaurant?", *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 19 (1), pp.43-52.
- ŞCHIOPU, D., 2010. Applying TwoStep Cluster Analysis for Identifying Bank Customers' Profile. *Buletinul Universitatii Petrol-Gaze din Ploiesti, Seria Stiinte Economice*, LXII(3), pp. 66-75. [online] Tersedia di: <http://www.upg-bulletin-se.ro/archive/2010-3/7.%20Schiopu.pdf> [Diakses 11 Februari 2019].
- SEYITOGLU, F., 2016. A Conceptual Study on Menu Planning and The Selection of Menu Items. *Proceedings of The 7th MAC 2016*, pp. 183-191.
- SORIANO, A., KOZUSZNIK, M.W., PEIRO, J.M., 2018. From Office Environmental Stressors to Work Performance: The Role of Work Patterns. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(8). [online] Tersedia di: <https://www.mdpi.com/1660-4601/15/8/1633> [Diakses 7 Maret 2019].
- TAYLOR, J.J., BROWN, D.M., 2007. Menu Analysis: A Review of Techniques and Approaches. *Hospitality Review*, 25 (2), pp. 74-82. Tersedia melalui: <https://digitalcommons.fiu.edu/hospitalityreview/vol25/iss2/6> [Diakses 10 Maret 2019].
- THINSUNGNOEN, T., KAOUNGKU, N., & DURONGDUMRONCHAI, P., 2015.

The Clustering Validity with Silhouette and Sum of Squared Errors. Proceedings of the 3rd International Conference on Industrial Application Engineering. pp. 44-51. Tersedia melalui: https://www.researchgate.net/publication/300699735_The_Clustering_Vailidity_with_Silhouette_and_Sum_of_Squared_Errors [Diakses pada 30 Juni 2019].

- TOM, M., ANNARAUD, K., 2017. A fuzzy multi-criteria decision making model for menu engineering. 2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), Naples, Italy, pp.1-6.
- TUMBAZ, M. N. M., & MOĞULKOÇ, H.T., 2018. Profiling Energy Efficiency tendency: A case for Turkish Households. Energy Policy, Elsevier, 119(C), pp. 441-448.
- XU, S., QIAO, X., ZHU, L., ZHANG, Y., XUE, C., & LI, L., 2016. Reviews on Determining the Number of Clusters. Applied Mathematics & Information Sciences, 10 (4), pp. 1493-1512. Tersedia melalui: <http://www.naturalspublishing.com/files/published/y9251mj6n8vs9h.pdf> {Diakses pada 30 Juni 2019}.
- WU, X., ZHAN, F. B., ZHANG, K., DENG, Q., 2016. Application of a Two-Step Cluster Analysis and The Apriori Algorithm to Classify the Deformation States of Two Typical Colluvial Landslides in the Three Gorges, China" Environmental Earth Sciences, 75 (2), pp. 146.
- ZENINA, N., Romanovs, A., Merkurjev, Y., 2015. Transport Simulation Model Calibration with Two-Step Cluster Analysis Procedure. Information Technology and Management Science, 18 (1), pp. 49-56. [online] Tersedia di: <https://ortus.rtu.lv/science/en/publications/22120-Transport+Simulation+Model+Calibration+with+Two-Step+Cluster+Analysis+Procedure> [Diakses 12 Januari 2019].