



Analisis RFM dan Algoritma K-Means untuk Clustering Loyalitas Customer

RFM Analysis and K-Means Algorithm for Customer Loyalty Clustering

Jamal, S.E., M.Kom¹, Dwi Yanto, S.E., M.Kom²

¹ Komputerasi Akuntansi, Ekonomi, AMIK Taruna Probolinggo

² Komputerasi Akuntansi, Ekonomi, AMIK Taruna Probolinggo

¹ tanpade@gmail.com

Abstract

For a company customer loyalty is very important to know. A good understanding of customers can be used to determine potential or non-potential customers. Potential customers are customers who have a high level of satisfaction with a high frequency and value of requests as well. Customer satisfaction can occur if the expectations, needs and desires of customers can be met so that they will always make purchases continuously which ultimately increases the company's turnover. In general, to produce a good clustering method that is often used is the RFM (Recency, Frequency, Monetary) analysis method. RFM itself is a method of analysis that is quite well known and is often used in marketing strategies through the CRM (Customer Relationship Management approach). RFM requires that the assessment of loyalty is not only seen from the amount of purchase value (monetary) made by the customer but also involves the level of frequency (frequency) and the last time (recency) a customer makes a transaction. The resulting dataset is grouped (clustering) using the K-Means algorithm with 5 levels of loyalty namely Very Loyal, Fairly Loyal, Ordinary, Less Loyal, Not Loyal. For the validity test the Davies-Bouldin Index is used. The DBI value generated from customer clustering is 0.79074. From the DBI value it can be concluded that the quality of the cluster produced has quite good quality.

Keywords: Clustering, Loyalty, RFM, K-Means, DBI

Abstrak

Bagi sebuah perusahaan loyalitas customer menjadi hal yang sangat penting untuk diketahui. Pemahaman yang baik terhadap customer dapat digunakan untuk menentukan customer yang potensial atau pun yang tidak potensial. Customer potensial adalah customer yang memiliki tingkat kepuasan yang tinggi dengan frekuensi dan nilai permintaan yang tinggi pula. Kepuasan customer dapat terjadi apabila harapan, kebutuhan dan keinginan customer dapat dipenuhi sehingga akan selalu melakukan pembelian secara terus menerus yang pada akhirnya meningkatkan omzet perusahaan. Pada umumnya untuk menghasilkan clustering yang baik metode yang sering digunakan adalah metode analisis RFM (Recency, Frequency, Monetary). RFM sendiri adalah sebuah metode analisis yang cukup terkenal dan sering digunakan dalam strategi pemasaran melalui pendekatan CRM (Customer Relationship Management). RFM menghendaki penilaian loyalitas tidak hanya dipandang dari besarnya nilai pembelian (monetary) yang dilakukan oleh customer tetapi juga melibatkan tingkat keseringan (frequency) dan waktu terakhir (recency) seorang customer melakukan transaksi. Dataset yang dihasilkan dikelompokkan (clustering) menggunakan algoritma K-Means dengan 5 tingkat loyalitas yakni Sangat Loyal, Cukup Loyal, Biasa, Kurang Loyal, Tidak Loyal. Untuk uji validitas digunakan Davies-Bouldin Index. Nilai DBI yang dihasilkan dari clustering customer sebesar 0.79074. Dari nilai DBI tersebut dapat disimpulkan bahwa kualitas cluster yang dihasilkan memiliki kualitas yang cukup baik.

Kata kunci: Clustering, Loyalitas, RFM, K-Means, DBI.

1. Pendahuluan

Setiap perusahaan berkepentingan untuk mengetahui tingkat loyalitas customernya. Dengan mengetahui tingkat loyalitas customer perusahaan dapat menentukan langkah terbaik untuk meningkatkan omzet dengan memelihara hubungan baik terhadap customer misalnya memberikan perlakuan khusus kepada customer seperti memberikan souvenir atau hadiah setiap tahun yang besarnya ditentukan berdasarkan tingkat loyalitasnya. Customer menduduki posisi sangat penting dalam pengembangan strategi perusahaan, customer juga merupakan bagian dari sumber keuntungan perusahaan. Untuk itu diperlukan pemahaman yang baik mengenai customer [1]. Pemahaman yang baik tentang customer dapat digunakan untuk menentukan customer yang potensial ataupun

Jamal, S.E., M.Kom

Jurnal ENERGY (Jurnal Ilmiah Ilmu-ilmu Teknik) Vol. 9 No. 1 (2019)

yang tidak potensial. Customer yang potensial adalah pelanggan yang memiliki tingkat kepuasan yang tinggi sehingga memiliki loyalitas yang tinggi dengan frekuensi dan nilai permintaan yang tinggi pula [2]. Kepuasan customer dapat terjadi apabila harapan, kebutuhan dan keinginan customer dapat dipenuhi sehingga akan selalu melakukan pembelian secara terus menerus yang pada akhirnya meningkatkan omzet perusahaan [3]. Demikian pula sebaliknya, customer yang tidak puas akan mengembalikan barang yang dibeli kepada perusahaan atau dalam istilah bisnis disebut dengan retur penjualan. Retur penjualan adalah aktifitas transaksi yang mengurangi nilai penjualan [4]. Transaksi retur penjualan terjadi jika perusahaan menerima pengembalian barang dari customer [5]. Semakin tinggi nilai retur terhadap penjualan maka kepuasan customer semakin menurun dan hal tersebut akan menurunkan loyalitas customer [6].

Untuk meningkatkan kualitas hubungan dengan customer umumnya perusahaan menerapkan suatu pendekatan yang disebut dengan CRM (*Customer Relationship Management*). CRM adalah suatu pendekatan untuk memahami customer, mempengaruhi perilaku dengan komunikasi yang efektif untuk menyaring customer baru, menjaga masa customer, loyalitas dan profitabilitas customer [7].

Pada data transaksi customer umumnya memiliki banyak atribut dan ini bisa menyebabkan pengolahan data nantinya kurang baik. Untuk itu perlu adanya pemilihan atribut-atribut yang memiliki pengaruh kuat terhadap tujuan pengolahan data sehingga hasilnya lebih optimal. Untuk mengatasi masalah pemilihan atribut terbaik diusulkan menggunakan metode RFM. RFM (*Recency Frequency Monetary*) adalah metode yang umum digunakan untuk mengoptimalkan data loyalitas customer yaitu dengan membagi aktifitas customer ke dalam 3 atribut yakni *recency*, *frequency* dan *monetary*. Dengan metode RFM data customer dititikberatkan pada 3 atribut yakni *recency*, *frequency* dan *monetary* [8]. Masing-masing atribut mewakili konversi data ke dalam 5 group kuartil yang sama. Atribut *Recency* adalah jarak terdekat terhadap waktu diambilnya data. Waktu di sini bisa dalam satuan hari, bulan maupun tahun. Dalam penelitian ini digunakan satuan hari. Semakin dekat dengan waktu pengambilan data, maka semakin tinggi poinnya. Atribut *Frequency* mewakili jumlah transaksi yang terjadi selama periode waktu tertentu. Semakin tinggi nilainya menunjukkan semakin sering customer melakukan transaksi, semakin potensial customer tersebut dan semakin tinggi poinnya. Sedangkan atribut *Monetary* untuk mewakili total nilai transaksi selama periode tertentu. Semakin tinggi nilai transaksi semakin tinggi poin *monetary*-nya.

Di samping memiliki kelebihan RFM juga memiliki beberapa kekurangan antara lain RFM berfokus hanya pada customer terbaik, memiliki variabel yang terbatas, berfokus hanya pada customer yang ada dan tidak dapat diterapkan pada customer baru atau calon customer, RFM juga melakukan respon yang sama terhadap semua data customer padahal pada realitanya setiap customer memiliki karakteristik yang berbeda [9].

Untuk mengelompokkan customer diperlukan suatu metode pengelompokan atau *clustering*. Saat ini telah banyak algoritma yang digunakan untuk segmentasi customer seperti metode SOM (*Self Organizing Map*), *Fuzzy C-Means* dan *K-Means*. Metode Algoritma *K-Means* adalah metode *Clustering* yang paling populer digunakan karena beberapa kelebihan yang dimiliki antara lain algoritma ini sederhana dan mudah diterapkan [1]. Algoritma *Fuzzy C-Means* lebih digunakan untuk dataset dengan atribut yang banyak, sedangkan *K-Means* lebih digunakan untuk dataset dengan atribut yang sedikit [10]. Salah satu kekurangan dari *K-Means* adalah tidak adanya ketentuan yang pasti berapa jumlah partisi *cluster* (K) yang terbaik sedangkan penentuan jumlah partisi yang berbeda dapat menghasilkan keanggotaan yang berbeda pula [1].

Demikian pula lah yang dialami UD Sumber yang berlokasi di Grati Pasuruan. Setiap tahun perusahaan distributor sembako dan kebutuhan rumah tangga ini membagikan hadiah kepada customer dengan tujuan mengikat loyalitas customernya. Selama ini pembagian hadiah hanya didasarkan kepada ranking besarnya omzet yang dihasilkan dari setiap customer. Dengan jumlah customer yang cukup besar mencapai 503 customer potensial berupa grosir dan retail yang tersebar di berbagai wilayah di 4 kabupaten yakni Kabupaten dan Kota Pasuruan, Kabupaten dan Kota Probolinggo maka pengolahan customer menjadi masalah tersendiri. Dengan memanfaatkan teknik analisis RFM dan algoritma clustering K-Means serta uji validasi cluster diharapkan perusahaan dapat dengan mudah mengelompokkan customer. Dengan demikian perusahaan akan lebih mudah mengambil langkah strategi manajemen customer yang pada akhirnya meningkatkan omzet perusahaan.

2. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengelompokkan customer ke dalam 5 (lima) tingkat loyalitas menggunakan suatu metode yang umum digunakan yakni metode analisis RFM dan algoritma clustering K-Means. Pembagian loyalitas customer dikelompokkan menjadi: Sangat Loyal, Cukup Loyal, Biasa, Kurang Loyal, dan Tidak Loyal. Kelompok customer yang dihasilkan harus mampu diuji tingkat kualitasnya. Untuk itu diperlukan suatu alat validasi yang mampu mengukur kualitas dari setiap kelompok customer tersebut. Analisa kualitas cluster yang digunakan adalah DBI (Davies Bouldin Index). Dengan diperolehnya pengelompokan ini maka perusahaan dapat menentukan strategi manajemen yang tepat dalam memelihara loyalitas customer kepada perusahaan. Dengan demikian omzet perusahaan pada akhirnya lebih meningkat.

Jamal, S.E., M.Kom

3. Penelitian Terkait

Banyak sekali penelitian tentang kuatnya pengaruh kepuasan terhadap loyalitas customer. Salah satu penelitian dilakukan Prof. Chandrashekar et. al. [6] terhadap perusahaan ABC di Amerika Serikat yang melayani ratusan perusahaan besar yang beroperasi di bisnis- bisnis layanan di Amerika Serikat dan Kanada. Pada penelitian tersebut, penulis fokus pada identifikasi penyebab rentannya customer berpindah karena masalah kepuasan mereka.

Model yang digunakan adalah Judgment Uncertainty and Magnitude Parameters (JUMP) model, penulis mengurai kepuasan customer menjadi dua sisi yakni aspek kepuasan dan tingkat kepuasan.

Pengukuran akhirnya adalah peran kepuasan terhadap loyalitas customer. Hasil studi menunjukkan bahwa kekuatan kepuasan memainkan peran sentral dalam tingkat loyalitas customer. Di mana hasilnya adalah bahwa ketidakpuasan sangat mempengaruhi loyalitas secara signifikan yakni menurunkan rata-rata sekitar 60%. Penelitian juga menunjukkan bahwa aspek hubungan sebelumnya (panjang hubungan, volume bisnis, dan kesukaan dari pengalaman sebelumnya) mengakibatkan kerentanan lebih besar.

Penelitian lainnya dilakukan oleh Hosseini & Maleki, 2010 [11]. Penelitian ini dilakukan pada perusahaan SAPCO Corp. Iran merupakan salah satu perusahaan pemasok paling terkemuka di Iran yang menyediakan barang-barang, peralatan dan aksesoris mobil untuk beberapa pabrik mobil di Iran melalui beberapa perusahaan agen distributor besar seperti ISACO Corp. dengan pelayanan purna jual yang maksimal bagi para customer.

Pada penelitian ini peneliti juga menggunakan analisis RFM dan Algoritma K-Means namun juga memasukkan satu parameter baru pada RFM yakni Length of relationship (disimbolkan dengan L) yang dihitung dari pertama kali customer bergabung pada perusahaan. Untuk optimalisasi digunakan.

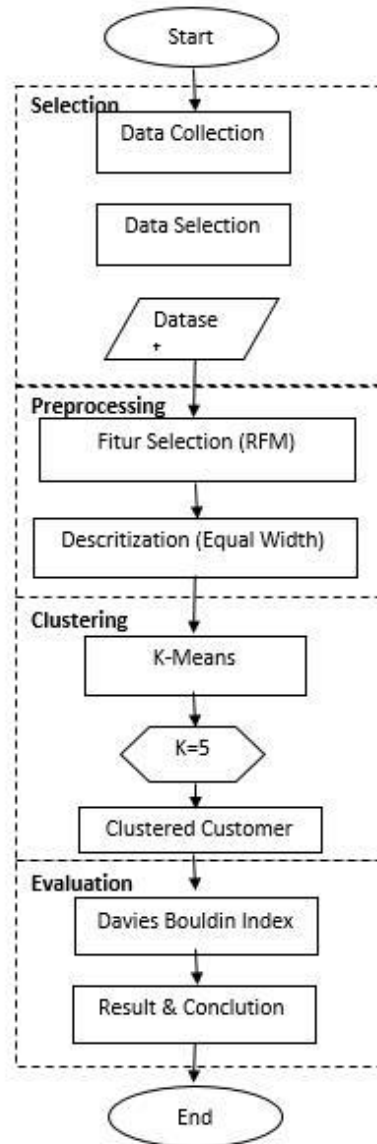
Davies-Boildin Indeks, mengelompokkan loyalitas customer produk di bawah konsep B2B. Hasil penelitian adalah, dengan determinasi optimum (DM) tanpa L diperoleh nilai DBI 0.186094, dengan melibatkan L diperoleh nilai DBI 0.181831. Metodologi yang dikembangkan telah diimplementasikan pada perusahaan tersebut. Hasilnya menunjukkan kemampuan luar biasa di mana perusahaan memiliki kemampuan menilai loyalitas customer lebih baik. Perusahaan juga mampu mengatur strategi pemasaran yang lebih dibandingkan dengan perusahaan besar lainnya di Iran.

4. Metodologi

Selection Dataset awal diambil dari data penjualan yang terjadi selama tahun 2018. Dari beberapa tabel penjualan yang ada dikumpulkan (*collection*) untuk selanjutnya dipilih (*selection*) dan digabungkan data-data yang diperlukan untuk penelitian ini (*selected data*).

Preprocessing Tahap ini digunakan untuk mempersiapkan dataset agar memiliki kualitas yang lebih baik dan efektif sebelum dimodelkan. Pada tahap ini dilakukan seleksi fitur menggunakan metode RFM (*fitur selection by RFM*), dihasilkan 3 atribut yakni *recency*, *frequency*, dan *monetary*. Dilanjutkan tahap *descritization* data dengan teknik *equal width* yakni memberikan bobot pada setiap fitur data kontinyu sehingga menjadi data diskrit. Dengan demikian diperoleh dataset customer dengan fitur yang sederhana dengan atribut: *kdcustomer*, *recency*, *frequency*, *monetary*.

Clustering Pengklasteran dataset customer digunakan *K-Means* dengan nilai $K=5$. Penentuan nilai $K=5$ adalah untuk mengelompokkan customer yang sesuai dengan pembobotan yang dilakukan oleh teknik RFM yakni pembobotan customer dikategorikan dengan nilai 5, 4, 3, 2, 1 dengan konversi 5 = "Sangat Loyal", 4 = "Loyal", 3 = "Biasa", 2 = "Kurang Loyal", 1 = "Tidak Loyal". Sebagai konsekwensinya maka nilai koordinat centroid awal ditentukan seperti tabel 1.



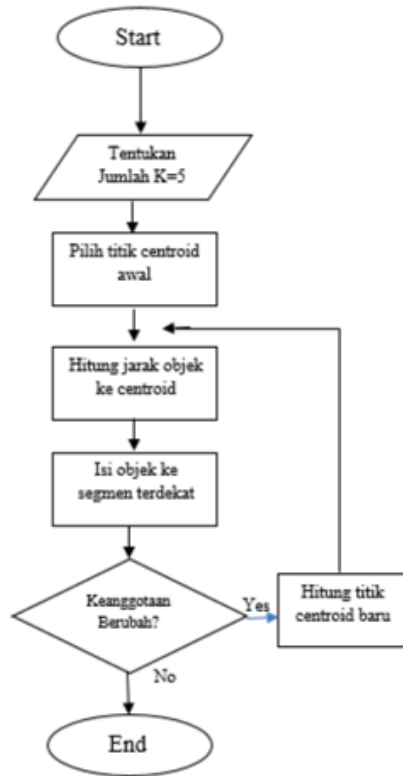
Gambar 1. Metode yang Dilakukan

Sebagaimana ditunjukkan pada gambar 1 metode yang akan diterapkan dalam penelitian ini

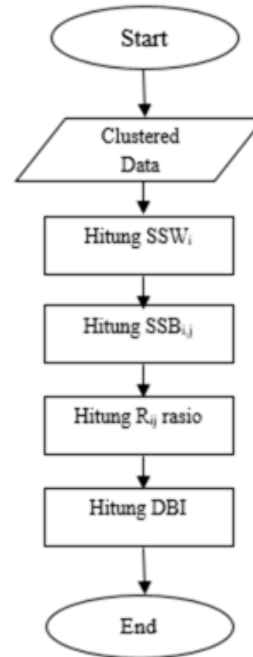
Tabel 1. Penentuan Centroid Awal

Centroid	Nilai awal	Keterangan
C1	1,1,1	Tidak Loyal
C2	2,2,2	Kurang Loyal
C3	3,3,3	Biasa
C4	4,4,4	Loyal
C5	5,5,5	Sangat Loyal

Langka-langkah clustering dengan K-Means adalah sebagai berikut:



Gambar 2. Langkah K-Means



Gambar 3. Langkah Evaluasi Cluster dengan DBI

Evaluation Tahap selanjutnya adalah pengukuran atau evaluasi. Pengukuran *Index Davies Bouldin (DBI)* adalah memaksimalkan jarak antar *cluster* di antara C_i dan C_j dan pada waktu yang sama mencoba untuk meminimalkan jarak antar titik dalam sebuah *cluster*. Langkah-langkah evaluasi *cluster* yang akan dilakukan terhadap data RFM menggunakan *Davies Bouldin Index* adalah sebagai berikut:

Berdasarkan *Indeks Davies-Bouldin*, *clustering* yang optimal adalah yang memiliki *Indeks Davies-Bouldin* minimal. Semakin kecil nilai SSW maka hasil *clustering* yang didapat adalah semakin baik. Sedangkan pada SSB semakin besar nilainya maka semakin baik.

Karena hal tersebut menunjukkan semakin kuatnya perbedaan atau jarak antar *cluster*. Demikian halnya dengan nilai DBI, secara esensial DBI menginginkan nilai sekecil mungkin ($\text{non-negatif} \geq 0$) untuk menilai baiknya *cluster* yang didapat. DBI seringkali juga digunakan untuk menentukan jumlah K yang paling ideal yang digunakan pada algoritma K-Means [12].

5. Hasil dan Pembahasan

Data transaksi penjualan diproses melalui tahap *selection (collection, selection)* dengan melakukan rekap penjualan setiap customer. Selanjutnya dengan proses *preprocessing* dengan metode RFM dimana pada tahap *Fitur Selection* didapat variable *Recency, Frequency* dan *Monetary (RFM)* sebagai berikut:

Tabel 2. Dataset RFM

KdCus	R	F	M
BGL	17	6	12,304,369
BGL001	11	17	4,460,224
BGL10000	255	1	119,790
BGL1310	10	15	17,707,137
BGL965	3	88	84,294,878
BGL001	24	18	90,426,116
BGL0011	311	2	16,242,360
BGL0012	59	12	47,325,193
BGL002	3	24	18,677,775
BGL003	3	15	7,145,190
BGL004	31	17	4,687,467
BGL005	11	31	10,915,728
BGL01	23	17	56,688,000
BGL011	3	25	11,678,646
BGL02	11	44	17,636,057
BGL04	3	26	12,558,696
BGL05	3	68	68,258,397
BGL06	3	31	10,564,698
BGL09	101	18	15,901,619
BGL1	31	20	6,738,040

Selanjutnya pada proses *preprocessing* ini dilakukan tahap *discretization* yakni proses memberikan bobot pada setiap fitur data kontinyu sehingga menjadi data diskrit katagorikal. Dengan demikian diperoleh dataset customer dengan fitur yang sederhana. Dari indek rasio data dibagi ke dalam 5 bagian dalam pembobotan 5,4,3,2,1 dengan konversi 5="Sangat Puas", 4="Puas", 3="Biasa", 2="Kurang Puas", 1="Tidak Puas". Bagian dengan nilai rasio terbesar diberi bobot 5 karena menandakan customer semakin puas. Demikian seterusnya sampai customer dengan nilai rasio terkecil diberi bobot 1. Hasil pembobotan ini menjadi dataset dasar untuk diolah pada pengolahan selanjutnya yakni pengelompokan customer dengan menggunakan K-Means.

Interval data pembobotan ditunjukkan sebagaimana pada tabel 3.

Tabel 3. Interval Pembobotan

Recency	Dari	Sampai
5	0	18
4	19	36
3	37	54
2	55	72
1	73	90
Frequency	Dari	Sampai
1	1	19
2	20	37
3	38	56
4	57	74
5	75	93
Monetary	Dari	Sampai
1	5,003,055	62,558,264
2	62,558,265	120,113,473
3	120,113,474	177,668,682
4	177,668,683	235,223,891
5	235,223,892	292,779,099

Jamal, S.E., M.Kom

Hasil dari pembobotan diperoleh dataset baru sebagai berikut:

Tabel 4. Dataset Hasil Pembobotan

No	KdCus	R	F	M
1	BGL	5	1	1
2	BGL 1310	5	1	1
3	BGL 965	5	5	2
4	BGL001	4	1	2
5	BGL0012	2	1	1
6	BGL002	5	2	1
7	BGL003	5	1	1
8	BGL005	5	2	1
9	BGL01	4	1	1
10	BGL011	5	2	1
11	BGL02	5	3	1
12	BGL04	5	2	1
13	BGL05	5	4	2
14	BGL06	5	2	1
15	BGL1	4	2	1
16	BGL10	5	5	2
17	BGL1005	4	1	1
18	BGL101	5	1	1
19	BGL1011	1	1	1
20	BGL102	2	1	1

Tahap Clustering

Tahap clustering adalah tahap mengelompokkan customer ke dalam 5 katagori loyalitas. Untuk *clustering* data ini digunakan algoritma K-Mean dimana ditentukan K=5 sesuai katagori yang diinginkan dan teknik perhitungan jarak menggunakan *Euclidian Distance*. Dengan menggunakan algoritma K-Means setelah iterasi ke-6 setiap data tidak berpindah lagi ke cluster lain atau sama dengan hasil iterasi sebelumnya, berarti kondisi cluster sudah mencapai konvergen dan proses iterasi pun berhenti.

Tabel 5. Hasil Itrasi Terakhir (6)

No	IdCus	Atribut			Ikut Cluster
		R	F	M	
1	BGL	5	1	1	2
2	BGL 1310	5	1	1	2
3	BGL 965	5	5	2	4
4	BGL001	4	1	2	2
5	BGL0012	2	1	1	1
6	BGL002	5	2	1	3
7	BGL003	5	1	1	2
8	BGL005	5	2	1	3
9	BGL01	4	1	1	2
10	BGL011	5	2	1	3
11	BGL02	5	3	1	3
12	BGL04	5	2	1	3
13	BGL05	5	4	2	4
14	BGL06	5	2	1	3
15	BGL1	4	2	1	2
16	BGL10	5	5	2	4
17	BGL1005	4	1	1	2
18	BGL101	5	1	1	2
19	BGL1011	1	1	1	1
20	BGL102	2	1	1	1

Tabel 6. Centroid akhir yang diperoleh

Centroid	X1	X2	X3
1	2.14706	1.03125	3.77273
2	1.17647	5.00000	1.56818
3	1.02941	2.28311	5.00000
4	4.52083	1.05023	2.42857
5	1.15625	4.79545	3.78571

Tabel 7. Keanggotaan setiap Cluster

Keanggotaan Tiap Cluster		
Cluster	Status	Jumlah
1	Tidak Loyal	34
2	Kurang Loyal	192
3	Biasa	219
4	Loyal	44
5	Sangat Loyal	14
Total		503

Tahap Evaluation

Untuk evaluasi DBI diawali dengan menghitung SSW. SSW (*Sum of Square Within Cluster*) adalah cara menghitung jarak *intra-cluster* sebagai metrik kohesi dalam sebuah cluster ke-*i* dengan menghitung rata-rata jarak *euclidean* tiap data terhadap cluster ke-*i*. Untuk menghitung SSW data harus dikelompokkan berdasarkan *cluster* yang dihasilkan. Dengan perhitungan SSW:

$$SSW_i = \frac{1}{m_i} \sum_{j=1}^{m_i} d(x_j, c_i)$$

Dimana m_i adalah jumlah data yang berada

dalam cluster ke-*i*, sedangkan C_i adalah centroid cluster ke-*i*. Maka diperoleh hasil perhitungan SSW:

Tabel 8. Hasil Perhitungan SSW

Perhitungan SSW			
Centroid	Jumlah		SSW
	Jarak	Anggota	
1	24.58501	34	0.72309
2	117.29435	192	0.61091
3	97.43748	219	0.44492
4	39.47473	44	0.89715
5	17.43099	14	1.24507

Sedang untuk menghitung separasi antar *cluster* atau jarak *inter-cluster* misalnya *cluster i* dan *j* digunakan formula *Sum of Square Between Cluster (SSB)* dengan mengukur jarak antar centroid c_i dan c_j seperti pada persamaan (2.4):

$$SSB_{i,j} = d(c_i, c_j)$$

SSB diperoleh dengan menghitung jarak antar-centroid. Maka diperoleh hasil perhitungan SSB:

Tabel 9. Hasil Perhitungan SSB

		Perhitungan SSB				
		Cluster				
	SSB	1	2	3	4	5
Cluster	1	0.00000	2.37386	3.06012	3.74764	4.15983
	2	2.37386	0.00000	1.22465	2.68508	3.07172
	3	3.06012	1.22465	0.00000	1.59031	2.73934
	4	3.74764	2.68508	1.59031	0.00000	2.60116
	5	4.15983	3.07172	2.73934	2.60116	0.00000

Sementara nilai DBI didapatkan dari persamaan berikut berikut:

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j})$$

dengan hasil DBI sebagai berikut:

Tabel 10. Hasil Perhitungan DBI

		Perhitungan R dan DBI (Davies Bouldin Index)					R Max	DBI
		Cluster						
	R	1	2	3	4	5		
Cluster	1	0.00000	0.56195	0.38169	0.43234	0.47313	0.56195	0.79074
	2	0.56195	0.00000	0.86214	0.56164	0.60422	0.86214	
	3	0.38169	0.86214	0.00000	0.84391	0.61693	0.86214	
	4	0.43234	0.56164	0.84391	0.00000	0.82356	0.84391	
	5	0.47313	0.60422	0.61693	0.82356	0.00000	0.82356	

Dari hasil perhitungan diperoleh nilai DBI sebesar 0.79074 (Non-Negatif)

6. Kesimpulan

Berdasarkan tabel 10 hasil DBI sebesar 0.79074 menggambarkan clustering terhadap loyalitas customer terbentuk cukup baik. Karena secara esensial DBI menginginkan nilai sekecil mungkin (non-negatif ≥ 0) untuk menilai baiknya cluster yang didapat. Nilai tersebut mengindikasikan kualitas keanggotaan dalam sebuah cluster (intra-cluster) memiliki tingkat kemiripan yang cukup tinggi dan jarak ketidakmiripan antar cluster (inter-luster) yang juga cukup tinggi.

Komposisi katagori loyalitas customer sebagaimana tabel 7 menggambarkan bahwa dengan metode RFM dapat diketahui masih rendahnya nilai loyalitas customer. Untuk itu diperlukan strategi manajemen yang lebih baik dalam meningkatkan loyalitas customernya.

Referensi

- [1] Widiarina dan R. S. Wahono, "Algoritma Cluster Dinamik untuk Optimasi Cluster pada Algoritma K Means dalam Pemetaan Nasabah Potensial," *Journal of Intelligent Systems*, 2015.
- [2] R. Hallowell, "The relationships of customer satisfaction, customer loyalty, and profitability: anempirical study," *International Journal of Service Industry Management*, 1996.
- [3] T. Musanto, "Faktor-Faktor Kepuasan Pelanggan dan Loyalitas Pelanggan: Studi Kasus pada CV. Sarana Media Advertising Surabaya," *Jurnal Manajemen & Kewirausahaan*, 2004.
- [4] H. Yusuf, *Dasar-dasar Akuntansi*, Yogyakarta: Bagian Penerbitan Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi UGM, 2001.
- [5] Mulyadi, *Sistem Akuntansi*, Cetakan ketiga, Agustus 2001, UGM Yogyakarta: Salemba Empat (PT Salemba Emban Patria), 2001.
- [6] M. Chandrashekar, "Satisfaction Strength and Customer Loyalty," *Journal of Marketing Research* Vol. XLIV (February 2007), 2007.
- [7] E. Ngai dan D. C. Li Xiu, "Application of data mining techniques in customer relationship management:A literature review and classification," *Expert Systems with Applications*, 2009.
- [8] C. H. Cheng dan Y. S. Chen, "Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory," *Expert Systems with Applications*, 2009.
- [9] W. Jo-Ting, L. Shih-Yen dan W. Hsin-Hung, "A review of the application of RFM model," *African Journal of Business Management*, 2010.

Jamal, S.E., M.Kom

- [10] Kaymak, "Fuzzy target selection using RFM variables," IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, 2001.
- [11] S. M. Hosseini dan A. Maleki, "Cluster analysis using data mining approach to develop CRM methodology," Expert Systems with Applications, 2010.
- [12] E. Prasetyo, Data Mining, Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi Offset Yogyakarta, 2014.
- [13] B. Santoso, Data Mining - Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis, Graha Ilmu Cetakan I, 2007.
- [14] F. A. Hermawati, Data Mining, Yogyakarta: Andi Offset, 2013.
- [15] U. Fayyad, "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases," AI Magazine Volume 17 Number 3, 1996.