

SEGMENTASI DAN EVALUASI LOYALITAS PELANGGAN DISTRIBUTOR PRODUK ETIKAL FARMASI BERDASARKAN NILAI PELANGGAN

Rully Agus Hendrawan¹⁾, Amalia Utamima²⁾, Annisa Husna³⁾

¹⁾Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya, 60111
Telp : (031) 5999944, Fax : (031) 5964965
E-mail : ruhendrawan@gmail.com¹⁾

Abstrak

Medical representative adalah kunci dari perusahaan farmasi untuk melakukan pengenalan dan pemasaran produk ethical mereka yang tidak dijual secara bebas. Perusahaan harus mampu mengenali karakteristik pelanggan dengan baik dan membuat strategi pemasaran yang akan dijalankan oleh tim medical representative. Akan tetapi, dalam memahami karakter pelanggan saat ini masih sulit dilakukan karena jumlah pelanggan yang banyak sementara tim yang terbatas. Strategi pengelolaan hubungan pelanggan berupa segmentasi dan evaluasi perubahan loyalitas pelanggan diperlukan perusahaan untuk meningkatkan penjualan, pendapatan, dan kepuasan pelanggan. Segmentasi dilakukan untuk mengenali karakteristik dari pelanggan. Sedangkan evaluasi perubahan loyalitas pelanggan dilakukan dengan klasifikasi yaitu memasukkan pelanggan baru ke dalam segmen yang sudah terbentuk. Penelitian ini menggunakan metode kombinasi model RFM, klustering K-Means dan Rough Set. Atribut kuantitatif dari model RFM akan dikluster menggunakan algoritma K-means dan kemudian Rough Set diterapkan untuk menghasilkan aturan klasifikasi. Hasil penelitian ini adalah empat segmen pelanggan dan karakteristik dari masing-masing pelanggan beserta serangkaian aturan klasifikasi.

Kata kunci: pengelolaan hubungan pelanggan, segmentasi pelanggan, model RFM.

Abstract

A medical representative is a key for pharmaceutical companies to carry out introduction and marketing of ethical products that are not sold freely. Companies must be able to recognize the characteristics of the customers well and create marketing strategy that will be executed by the medical representative team. However, understanding the character of customers are difficult because of limited tools and resources. Customer relationship management strategies are required for the company to increase sales, revenue, and customer satisfaction. In this case study, the customers was segmented to recognize their characteristics. Evaluation of the improvement/diminishment of customers' loyalty are conducted by classifying new customers, putting them into the appropriate segment. This study uses a combination of RFM models, K-Means clustering and Rough Set Theory. RFM quantitative attributes were clustered using the K-means algorithm and then the Rough Set theory was applied to generate classification rules. The results of this study are four customer segments and the characteristics of each customer along with several classification rules.

Kata kunci: customer relationship management, customer segmentation, RFM model.

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan industri farmasi di Indonesia berkembang dengan pesat sejak tahun 2013. Tingkat pertumbuhan mencapai 12-13% dan nilai transaksi mencapai US\$ 5,4 miliar. Pertumbuhan yang cukup positif dari industri farmasi diikuti oleh performa perusahaan pada bursa efek Indonesia yang cukup baik.

Kunci dari kesuksesan perusahaan farmasi adalah proses penyaluran produk perusahaan ke masyarakat. Industri farmasi memiliki dua jenis pasar yaitu pasar produk bebas dan pasar produk *ethical* harus dengan resep dokter. Pemasaran produk *ethical* tidak boleh dilakukan secara bebas melalui media periklanan komersil. Maka dari itu untuk memasarkan produk *ethical* setiap perusahaan farmasi memiliki tim *medical representative*. *Medical representative* adalah orang kepercayaan perusahaan untuk mengenalkan produk *ethical* kepada pelanggan.

Medical representative mengenalkan fungsi, manfaat, kekurangan hingga harga produk *ethical* kepada dokter. Walaupun yang mendapatkan informasi produk secara detail adalah dokter namun hanya bagian pembelian yang bisa melakukan transaksi seperti apotek maupun rumah sakit. Dengan adanya regulasi tersebut maka para *medical representative* juga akan melakukan kunjungan ke apotek dan rumah sakit untuk memastikan apakah produk tersedia di apotek tersebut, jumlah stok produk, bagaimana pola persepian dokter, siapa yang meresepkan produk, menanyakan produk *competitor*, dan sebagainya [1].

Tugas kunjungan ke apotek/rumah sakit ini merupakan salah satu tugas penting bagi *medical representative*. Yang menjadi permasalahan adalah jumlah pelanggan (apotek dan rumah sakit) dan tim *medical representative* yang tidak seimbang. Studi kasus ini menggunakan data dari sebuah perusahaan farmasi yang memiliki tim *medical representative* yang berjumlah 3 orang dengan jumlah pelanggan mencapai 218.

Karakteristik pelanggan yang berbeda-beda menyebabkan tim *medical representative* kesulitan dalam menjalankan strategi pengelolaan hubungan pelanggan dan melakukan pemasaran produk. Tidak jarang beberapa anggota tim *medical representative* hanya melakukan kunjungan asal untuk memenuhi target dari perusahaan. Jika dilakukan secara terus menerus maka pihak perusahaan akan mengalami kerugian karena seluruh biaya untuk memberikan layanan terhadap pelanggannya termasuk biaya transportasi dari tim *medical representative* saat melakukan kunjungan ditanggung oleh perusahaan. Karena itu sangat penting untuk mengetahui potensi dan karakteristik dari setiap pelanggan. Pengelolaan hubungan pelanggan yang baik merupakan suatu strategi yang bisa digunakan perusahaan untuk memberikan perlakuan berbeda terhadap jenis pelanggan yang berbeda, dan mengimplementasikan proses *customer-centric* [2].

Salah satu strategi untuk mengatasi permasalahan ini adalah melakukan segmentasi pelanggan agar perusahaan lebih memahami karakteristik pelanggan yang berbeda-beda. Segmentasi pelanggan juga membantu merencanakan strategi pendekatan yang tepat terhadap setiap segmen pelanggan yang berbeda.

Beberapa penelitian sebelumnya melakukan segmentasi pelanggan dengan metode yang bervariasi yaitu Naïve Bayes, Decision Tree dan Neural Network [1]. Chen&Cheng pada [2], mempresentasikan bahwa dengan menggunakan kombinasi dari model RFM, teknik clustering K-Means dan Rough Set theory dapat menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dan memperbaiki kekurangan model yang sudah ada sebelumnya dalam melakukan segmentasi pelanggan.

Oleh karena itu, penelitian ini mengadaptasi model Chen&Cheng untuk digunakan pada kasus riil dengan menerapkan kombinasi analisis RFM, clustering K-Means dan Rough Set yang dikembangkan oleh. Analisa RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) sebagai atribut kuantitatif dilakukan untuk mencari input, algoritma k-means digunakan untuk mencari kluster / segmen dari setiap pelanggan dan terakhir menggunakan teori rough set untuk menggali aturan klasifikasi yang digunakan perusahaan dalam mempermudah mengklasifikasikan pelanggan ke dalam kluster yang terbentuk [3]. Penelitian ini membantu perusahaan mengelompokkan pelanggan serta mengevaluasinya agar dapat memprioritaskan tenaga dan sumber dayanya ke segmen yang sesuai.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini menggunakan metode yang dikembangkan pada penelitian sebelumnya dengan menggunakan studi kasus riil industri farmasi. Penelitian sebelumnya adalah penelitian milik Ching- Hsue Cheng dan You-Shyang Chen pada tahun 2009 yang membuat model untuk pengklasifikasian pelanggan.

2.1 Customer Segmentation

Segmentasi Pelanggan adalah salah satu teknik dalam pengelolaan hubungan pelanggan dimana perusahaan mengidentifikasi grup / kategori pelanggan mereka berdasarkan catatan transaksi dan kemudian mempelajari pola dari setiap grup [4]. Manager pemasaran bisa mendesain layanan pemasaran yang berbeda agar sesuai dengan kebutuhan dan keinginan setiap segmen pelanggan. Contoh dari segmentasi pelanggan yang paling sederhana adalah membagi pelanggan berdasarkan kesetiannya (*member* dan *non-member*), usia, cara pembayaran, dan lain-lain.

2.2 Model RFM

Model analisa RFM dikembangkan pertama kali oleh Hughes [5] sebagai metode untuk menganalisis nilai pelanggan. Model ini membedakan pelanggan yang penting dari sejumlah data dengan menggunakan tiga atribut

yaitu: selang waktu (interval) pemakaian pelanggan, frekuensi dan jumlah uang. Secara detail ketiga atribut tersebut dideskripsikan seperti di bawah ini:

- 1) *Recency of the last Purchase (R)*. R merepresentasikan resensi, yang berarti adalah jarak antara waktu terakhir pemakaian / pembelian dengan waktu sekarang.
- 2) *Frequency of the purchases (F)*. F merepresentasikan frekuensi, yang artinya adalah jumlah transaksi pada periode waktu tertentu.
- 3) *Monetary value of the purchases (M)*. M merepresentasikan moneter, yang artinya adalah jumlah uang yang digunakan untuk pembelian pada periode waktu tertentu.

Menurut [6] ketiga atribut tersebut memiliki tingkat kepentingan yang berbeda bergantung pada karakteristik sektor industri, sehingga bobot dari tiga variabel tidak sama. Pada penelitian sebelumnya [7] menunjukkan bahwa semakin besar nilai R dan F maka ada kecenderungan pelanggan akan melakukan transaksi kembali kepada perusahaan. Sementara semakin tinggi nilai M menunjukkan bahwa kecenderungan pelanggan untuk membeli produk atau layanan perusahaan. RFM adalah atribut yang efektif untuk melakukan segmentasi pelanggan.

2.3 Algoritma K-Means

K-means merupakan teknik *clustering* berbasis prototip yang direpresentasikan dengan *centroid* (rata-rata). Algoritma ini biasanya bisa digunakan untuk obyek yang ada pada ruang n dimensi. Konsep dari K-means adalah algoritma yang menempatkan setiap obyek ke dalam kluster yang terdekat dengan centroid (means) [8].

Berdasarkan konsep di atas maka proses dari K-means adalah sebagai berikut:

- 1) Membagi item ke dalam inisial kluster K
- 2) Meletakkan setiap item ke centroid terdekat.
- 3) Mengulang step 2 hingga tidak ada lagi item yang berubah klusternya. Penilaian terhadap hasil kluster yang ada menggunakan nilai *dunn index*. Semakin besar nilai dari *dunn index* maka jumlah segmen yang terbentuk semakin optimal.

2.4 Karakteristik Pelanggan

Bagi perusahaan yang berorientasi pasar / pelanggan maka pemahaman karakteristik pelanggan adalah hal yang sangat mendasar. Dengan mengetahui karakteristik dari pelanggan maka perusahaan mampu memenuhi kebutuhan pelanggan serta mendapatkan keuntungan yang maksimal. Salah satu hal yang membantu proses pemahaman karakteristik pelanggan adalah dengan melakukan segmentasi pelanggan [9].

Menurut buku yang ditulis oleh Kotler [10] terdapat beberapa cara pendekatan untuk memahami karakteristik pelanggan, yaitu: *Geographic Segmentation*, *Demographic Segmentation*, *Psychographic Segmentation*, *Behavioral Segmentation*.

Sementara itu menurut [11] pendekatan yang bisa dilakukan untuk memahami karakter pelanggan adalah dengan melakukan *profiling* pelanggan. *Profiling* bisa dilakukan dengan menganalisa nilai RFM (*recency*, *Frequency* and *Monetary*), profil Demografis, serta *life stage* (segmen yang dibagi berdasarkan status pernikahan/keluarga)

2.5 Teori Rough Set (RS Theory)

Teori himpunan kasar (*rough set*) pertama kali diperkenalkan oleh Zdzislaw Pawlak pada tahun 1982 yang digunakan untuk klasifikasi dan analisa data yang tidak tepat, tidak pasti atau tidak memiliki informasi yang komplit. Data yang digunakan adalah tipe data diskrit. Tujuan dari metode ini adalah untuk mendapatkan aturan (*rule*) yang singkat dari tabel basis data.

Untuk memulai analisa menggunakan teori himpunan kasar dimulai dari basis data relasional yang memiliki beberapa atribut dan biasa disebut tabel keputusan. Atribut yang ada di dalam tabel tersebut dibagi menjadi dua yaitu atribut keputusan dan atribut kondisi [12].

Teori himpunan kasar memiliki beberapa kelebihan antara lain: (1) Teori ini tidak membutuhkan persiapan atau parameter tambahan mengenai data; (2) dapat bekerja dengan nilai yang hilang, tidak mahal dan membutuhkan

waktu yang singkat untuk mendefinisikan *rule*;(3) menawarkan kemampuan untuk mengatasi kuantitatif maupun kualitatif data;(4) dapat dimodelkan secara fungsi non-linear atau *discontinuous*. [3]

2.6 Metode LEM2 untuk Ekstraksi Aturan Klasifikasi

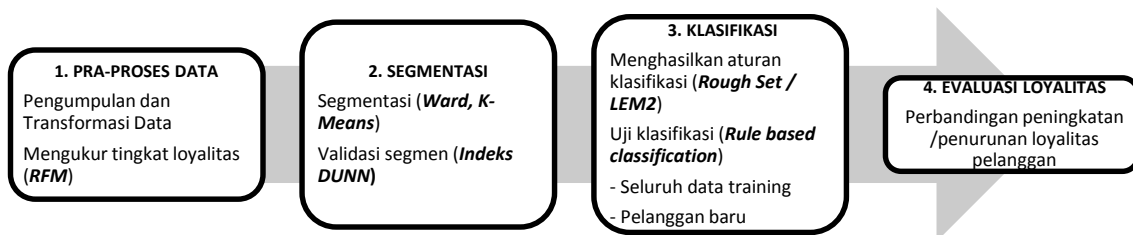
Metode LEM2 cukup populer digunakan untuk menghasilkan aturan (*rule*) dari tabel keputusan yang berfokus pada himpunan minimal dari aturan [13]. Algoritma induksi aturan dari himpunan kasar yang pertama kali digunakan adalah sistem LERS (*learning from examples*), kemudian karena mampu memberikan hasil yang lebih baik algoritma LEM2 (*learning from example module, version 2*) mulai diperkenalkan.

Dalam menghasilkan aturan konsep dari algoritma LEM2 adalah mencari ruang dari pasangan nilai atribut. Yang menjadi file untuk data masukan adalah *lower* dan *upper approximation* sehingga data masukan selalu konsisten. LEM2 memperhitungkan cakupan lokal dan merubahnya menjadi himpunan aturan (*rule set*) [14].

3. METODOLOGI

Penelitian ini dilakukan dalam empat tahap yaitu pra-proses data, segmentasi, klasifikasi dan evaluasi loyalitas. Alur kerja dapat dilihat pada gambar 1.

Tahap pertama adalah pra-proses data. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data penjualan selama 6 bulan terakhir tahun 2014 (Juli-Desember). Setelah itu dilakukan transformasi pada data penjualan sehingga didapatkan data menjadi input penelitian yang terdiri dari atribut *Customer_Code*, *Customer_name*, *Recency*, *Frequency*, *Monetary*.



Gambar 1. Empat Tahap dalam Metodologi Penelitian

Tahap kedua adalah proses segmentasi dengan algoritma K-means untuk menemukan kluster pelanggan. Yang akan menjadi variabel masukan dari proses ini adalah nilai RFM data penjualan. Setelah dihasilkan kluster pelanggan selanjutnya kita lakukan analisis karakter untuk masing-masing kluster dengan analisis geografis, demografis, *behavior* dan atribut RFM. Tahap ketiga adalah pembuatan aturan klasifikasi pelanggan (*rule*) dengan teori *rough set* dan algoritma LEM2. Tahap terakhir yang harus dilakukan adalah proses validasi terhadap proses segmentasi serta evaluasi dari hasil aturan klasifikasi (*rule*).

4. PRA-PROSES DATA

Setelah mendapatkan data yang telah terkumpul pada tahap pengumpulan data maka yang selanjutnya dilakukan adalah melakukan penyeleksian atribut yang digunakan dalam proses *clustering*. Dari total 11 atribut yang terdapat dalam data mentah, kita pilih beberapa atribut secara manual pada tabel *sales* tersebut. Atribut yang digunakan untuk proses selanjutnya adalah *Customer_Code*, *Customer_Name*, *Transaction_date* dan *Sales_value*.

Setelah didapatkan data yang lengkap dengan atribut yang sudah sesuai maka dilakukan tahap pencarian nilai R, F, dan M dengan menggunakan bantuan dari perangkat lunak sistem manajemen basis data. Dengan menggunakan *query* yang sesuai untuk masing-masing atribut maka didapatkan nilai RFM. Penentuan nilai atribut R dan M berdasarkan hasil wawancara, sedangkan rentang nilai F menggunakan metode John R Miglautsch (Miglautsch, 2001).

1. Mencari nilai *Recency*

Yang dimaksud nilai *recency* adalah jumlah hari antara tanggal terakhir pelanggan melakukan transaksi dengan tanggal untuk saat ini / tanggal yang ditentukan sebagai acuan. Pada penelitian ini data penjualan yang digunakan adalah mulai bulan Juli-Desember 2014 dan tanggal terakhir yang diambil adalah 1 Januari 2015 (tanggal tersebut dimaksudkan agar transaksi yang terjadi pada tanggal 31 Desember 2014 memiliki rentang 1 hari dengan tanggal terakhir).

$R = \text{Tanggal terakhir}(01/01/2015) - \text{tanggal terakhir pelanggan melakukan transaksi (antara Juni-Desember 2014)} \dots (3)$

2. Mencari Nilai *frequency*

Nilai *frequency* menunjukkan jumlah transaksi yang dilakukan oleh satu pelanggan dalam 6 bulan terakhir tahun 2014. Untuk mendapatkan nilai *F* kita bisa menggunakan *query* fungsi 'COUNT' dan juga 'DISTINCT' pada tanggal transaksi.

3. Mencari Nilai *monetary*

Nilai *Monetary* menunjukkan total jumlah uang yang dihabiskan satu pelanggan dalam setiap transaksi yang mereka lakukan. Nilai *monetary* dihitung dengan menjumlahkan seluruh nilai penjualan dalam transaksi yang mereka lakukan sehingga digunakan *query* fungsi 'SUM' dalam mencari nilainya.

4. RFM *scoring*

Setelah didapatkan nilai dari masing-masing atribut *Recency*, *Frequency* dan *monetary* selanjutnya yang perlu dilakukan adalah memberikan *score* kuantitatif untuk masing-masing nilai tersebut agar bisa dilakukan pemrosesan di tahap selanjutnya. Pemberian nilai kuantitatif ini digunakan dengan menggunakan rentang skala 1-5 yang memiliki rincian seperti yang ditentukan pada tabel 1.

Tabel 1. Penentuan Nilai Atribut R-F-M

Nilai	R		F		M	
1	Sangat Pendek	< 10 hari	Sangat Rendah	<= 1 kali	Sangat Sedikit	< Rp.800rb
2	Pendek	1-55 hari	Rendah	2-8 kali	Sedikit	Rp.800rb – Rp.2,15jt
3	Biasa	56-100 hari	Biasa	9-20 kali	Normal	Rp.2,15jt – Rp.7,37jt
4	Jauh	101-135 hari	Tinggi	21-31 kali	Banyak	Rp.7,37jt – Rp.20,5jt
5	Sangat Jauh	> 135 hari	Sangat Tinggi	> 31 kali	Sangat Banyak	> Rp.20,5jt

5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah data nilai pelanggan dalam model RFM dipersiapkan, langkah selanjutnya adalah melakukan segmentasi, klasifikasi dan evaluasi.

5.1 Segmentasi Pelanggan

Sebelum dilakukan proses *clustering* menggunakan K-means, yang perlu dilakukan adalah mencari jumlah *cluster* yang paling optimal dengan menggunakan metode *ward*. Berdasarkan hasil dari metode *ward* maka jumlah *cluster* yang optimum dan menjadi nilai dari *k* pada proses K-means adalah 4. Setelah menemukan nilai *k* maka akan langsung dilakukan proses *clustering*. Hasil yang didapatkan adalah tabel pelanggan dengan anggota klaster serta jaraknya dari *centroid* seperti yang bisa dilihat pada tabel 5.1. Dari proses *clustering* didapatkan 43 anggota klaster 1, 36 anggota klaster 2, 22 anggota klaster 3 dan 69 anggota klaster 4. Validasi dilakukan dengan menghitung *Dunn index* untuk memastikan apakah jumlah *cluster* yang terbentuk sudah optimal. Hasilnya, untuk jumlah klaster 4 memiliki nilai *Dunn index (DI)* yang paling tinggi di antara jumlah *cluster* yang lain yaitu mencapai 0.0654.(DI klaster 3:0.043, 5:0.0325, 6:0.0325, 7:0.021)

Setelah kita menemukan segmentasi pelanggan selanjutnya kita akan melakukan analisis setiap segmen tersebut untuk menemukan karakteristik dari pelanggan. Analisis ini berdasarkan dasar teori akan dibagi berdasarkan nilai RFM, secara geografis, *behavior* dan demografis. Analisis geografis dilakukan dengan melihat letak kota/kabupaten dari setiap pelanggan, analisis demografis dilakukan dengan melihat tipe pelanggan (apotik/rumah sakit/klinik), analisis *behavior* dilakukan berdasarkan pola transaksi para pelanggan dilihat dari waktunya dan untuk analisis RFM akan dilakukan analisa antar atribut. Karakteristik pelanggan yang didapatkan dari hasil analisis bisa dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Karakteristik Pelanggan

Karakteristik	
Cluster 1 Consumers	<ul style="list-style-type: none"> - Pelanggan yang sangat jarang melakukan transaksi dalam 6 bulan terakhir terutama pada bulan-bulan terakhir. - Tipe pelanggan sebagian besar merupakan pelanggan dengan tipe apotik. - Pelanggan mayoritas berasal dari daerah yang letaknya jauh dari pusat perusahaan yang sangat jarang dilakukan <i>follow-up</i> dan kunjungan langsung oleh tim <i>detailer</i> dari perusahaan. - Sebanyak 25.9% dari 170 pelanggan berada di dalam <i>cluster</i> ini.
Cluster 4 Ordinary	<ul style="list-style-type: none"> - Pelanggan yang rutin melakukan pembelian namun dengan nominal transaksi antara Rp 800.000,- dan Rp 2.150.000,- di minggu terakhir - Tipe pelanggan sebagian besar adalah apotik dan klinik, - mayoritas pelanggan berada di daerah yang letaknya dekat dan sangat dekat dengan pusat perusahaan. - Sebanyak 40% pelanggan berada di <i>cluster</i> 4.
Cluster 2 Big Company	<ul style="list-style-type: none"> - Merupakan pelanggan yang transaksi terakhirnya hanya berjarak 11-55 hari dari awal tahun 2015. - Tipe pelanggan sebagian besar adalah pedangang besar farmasi dan rumah sakit umum. - Mayoritas pelanggan <i>cluster</i> 2 berasal dari daerah yang letaknya jauh dari pusat perusahaan. - Pelanggan yang jarang melakukan transaksi tetapi membeli dalam jumlah besar pada waktu tertentu (akhir / awal minggu). - Terdapat 21.2% pelanggan berada di <i>cluster</i> ini.
Cluster 3 Top Class	<ul style="list-style-type: none"> - Pelanggan yang berada di <i>cluster</i> 3 adalah pelanggan dengan tingkat loyalitas tertinggi. - Tipe pelanggan seperti ini sebagian besar berasal dari tipe pedagang besar farmasi dan rumah sakit umum. - Pelanggan sebagian besar berasal dari daerah yang berada di area sekitar pusat perusahaan. - Merupakan pelanggan yang rutin melakukan pembelian dalam jumlah besar pada minggu terakhir setiap bulannya . - Persentase pelanggan yang berada pada <i>cluster</i> ini adalah 12.9%.

5.2 Klasifikasi Pelanggan

Setelah dilakukan proses *clustering* dan analisa karakteristik pelanggannya penelitian dilanjutkan dengan membuat aturan (*rule*) yang digunakan perusahaan untuk mempermudah penggolongan pelanggan mereka di masa yang akan datang. Pembuatan *rule* dibagi menjadi dua tahap yaitu pembuatan tabel keputusan dan pembuatan *rule*.

Tabel keputusan dibuat berdasarkan hasil proses *clustering*. Dalam penelitian ini yang digunakan sebagai atribut bagi tabel keputusan adalah **Customer_Code, Recency, Frequency, Monetary dan Label**. Atribut *label* digunakan sebagai atribut keputusan sementara sisanya merupakan atribut kondisi yang sedang berlaku. Potongan dari tabel keputusan yang telah didapatkan bisa kita lihat pada tabel 3.

Tabel 3. Potongan Tabel Keputusan

Customer_Code	R	F	M	Label
221595	Pendek	Rendah	Banyak	<i>Big Company</i>
124257	Sangat Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>
124855	Pendek	Tinggi	Banyak	<i>Top Class</i>
259480	Pendek	Rendah	Sedikit	<i>Ordinary</i>
125474	Biasa	Rendah	Sangat Sedikit	<i>Consumers</i>

Setelah didapatkan tabel keputusan yang harus dilakukan selanjutnya adalah mulai untuk mencari *rule* yang bisa digunakan pada data penelitian ini. Sebelum mulai mencari *rule*, data penelitian dibagi menjadi dua yang terdiri dari *training set* dan juga *test set*. *Training set* merupakan data yang digunakan untuk mencari *rule*. Sementara *test set* merupakan data yang digunakan untuk melihat apakah *rule* yang ada memiliki hasil yang optimal. Dalam penelitian ini akan ditentukan jumlah obyek yang akan digunakan untuk training set sebesar 67% dari total 170 obyek penelitian, dan 33% sisanya akan menjadi obyek dari test set. Sehingga jumlah obyek yang digunakan dalam training set adalah 114 obyek dan 56 sisanya menjadi obyek dari test set.

Tahap ini menghasilkan 31 aturan klasifikasi. Sebagian hasil dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Aturan yang Dihasilkan dengan Algoritma LEM2

No	Rule
1	frequency(Rendah) AND monetary(Banyak) => Label (<i>Big Company</i>)
2	frequency(Rendah) AND monetary(Sangat Banyak) =>Label(<i>Big Company</i>)
3	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Banyak) =>Label(<i>Big Company</i>)
4	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Sangat Banyak) =>Label(<i>Big Company</i>)
5	frequency(Biasa) AND monetary(Sangat Banyak) =>Label(<i>Top Class</i>)
6	frequency(Sangat Rendah) AND monetary(Normal) =>Label(<i>Ordinary</i>)
7	frequency(Biasa) AND monetary(Normal) =>Label(<i>Ordinary</i>)
8	frequency(Biasa) AND monetary(Sedikit) =>Label(<i>Ordinary</i>)
9	monetary(Sangat Banyak) AND Recency(Biasa) =>Label(<i>Big Company</i>)
10	monetary(Sangat Banyak) AND Recency(Jauh) =>Label(<i>Big Company</i>)

Penilaian performa dari *rule* klasifikasi yang sudah terbentuk dilakukan dengan menggunakan uji klasifikasi menggunakan seluruh data yang ada. Hasil uji klasifikasi pada data *testing* menunjukkan bahwa *rule* yang ada memiliki tingkat akurasi 95%.

Setelah itu juga dilakukan uji empiris terhadap 5 pelanggan baru yang dimiliki perusahaan pada tahun 2015. Klasifikasi berhasil menempatkan kelima pelanggan baru ini dengan tepat, 3 berada pada segmen *ordinary* sementara 2 sisanya berada pada segmen *consumers*. Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa *rule* yang terbentuk sudah cukup bagus dalam mengklasifikasikan pelanggan baru.

5.3 Evaluasi Pelanggan

Selanjutnya, aturan klasifikasi yang telah didapatkan digunakan untuk mengevaluasi perubahan loyalitas pelanggan per tahun. Perubahan loyalitas menjadi indikator kesuksesan program pengelolaan hubungan pelanggan yang telah dilakukan. Evaluasi pelanggan dilakukan pada 56 pelanggan yang dipilih secara acak, dengan menggunakan data pada tahun 2015 mulai bulan Januari-Maret. Pada evaluasi ini, hasil klasifikasi pelanggan pada tahun 2015 dibandingkan dengan tahun 2014. Hasil evaluasi menunjukkan terdapat 75% pelanggan yang berada pada posisi segmen yang tetap, 14% pelanggan yang mengalami peningkatan posisi segmen dari tahun 2014 ke 2015, dan terdapat 11% pelanggan yang mengalami penurunan posisi. Persentase perubahan ini memberi petunjuk bagi perusahaan dalam merancang strategi baru untuk meningkatkan dan mempertahankan loyalitas pelanggan.

6. KESIMPULAN

Beberapa kesimpulan yang bisa diambil dari penelitian ini adalah:

1. Berdasarkan hasil *clustering* dengan metode Ward dan K-Means jumlah Segmen Pelanggan yang dimiliki adalah 4 klaster / segmen pelanggan dari keseluruhan jumlah pelanggan sebanyak 170.
2. Klaster yang terbentuk sudah bagus, terbukti dengan nilai DUNN Indeks yaitu 0.0654.
3. Karakteristik pelanggan ditentukan oleh informasi mengenai lokasi/tempat, tipe pelanggan, waktu transaksi pelanggan dan nilai pelanggan. Nilai pelanggan dianalisis dengan metode RFM.
4. Keempat klaster yang tersebut yaitu:
 - a) Sebanyak 43 pelanggan (25.3%) dengan tingkat loyalitas rendah/ berlabel *consumers*. Segmen ini memiliki nilai **recency jauh, frequency sangat rendah dan monetary sangat sedikit**. Sebagian besar pelanggan dalam segmen ini berada letak geografisnya jauh dan pihak *tim medical representative* jarang melakukan kunjungan / *follow up*.
 - b) Perusahaan memiliki 69 pelanggan (40.6%) dengan label *ordinary* / loyalitas biasa. Segmen ini memiliki nilai **recency pendek, frequency rendah dan monetary sedikit**.
 - c) Perusahaan memiliki 36 pelanggan (21.2%) dengan label *big company* / loyalitas tinggi. Segmen ini memiliki nilai **recency pendek, frequency rendah dan monetary banyak**.
 - d) Perusahaan hanya memiliki 22 pelanggan (12.9%) dengan label *top class* / tingkat loyalitas sangat tinggi. Segmen ini memiliki nilai **recency sangat pendek, frequency tinggi dan monetary sangat banyak**.
5. Terdapat 31 aturan klasifikasi yang telah diuji dengan dua cara:
 - a) Menggunakan 33% dataset sebagai test set. Aturan ini berdasarkan uji klasifikasi memiliki tingkat akurasi 95%.
 - b) Uji empiris menggunakan 5 pelanggan baru dengan hasil klasifikasi yang sangat bagus.
6. Aturan klasifikasi digunakan untuk mengevaluasi loyalitas pelanggan dengan hasil 75% tetap, 14% meningkat loyalitasnya dan 11% menurun.

7. DAFTAR RUJUKAN

- [1] "Majalah Media Industri." [Online]. Available: <http://www.kemenperin.go.id/majalah/8/media-industri>.
- [2] N. E.W.T, Li Xiu, and C. D.C.K, "Application Of Data Mining Technique in Customer Reationship Management: A Literature Review and Classification," pp. 2592–2602, 2009.
- [3] Ching Hsue Cheng and You Shyang Chen, "Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, pp. 4176–4184, 2009.
- [4] D. Peppers and Martha Rogers, *Managing Customer relationships : Second Edition*, 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc, 2011.
- [5] A. . Hughes, *Strategic Database marketing*. Probus Publishing Company, 1994.
- [6] S. B, *Successful direct marketing methods*. Lincolnwood: NTC Business Books, 1995.

- [7] Ju Wu and Zhen Lin, "Research on customer segmentation model by clustering," 2005.
- [8] J. A. Hartigan and M. A. Wong, "Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm," J. R. Stat. Soc. Ser. C Appl. Stat., vol. 28, no. 1, pp. pp. 100–108, 1979.
- [9] B. Setyobudi, "Application of Segmentation in Determining Policy Analysis marketing Strategy," pp. 124–132, 2011.
- [10] P. Kotler, marketing Management, Millenium Edition, Custom. USA: Pearson Custom, 2002.
- [11] Mircea Andrei Scridon, "Understanding Customers - Profiling and Segmentation," pp. 175–184, 2008.
- [12] Z. Pawlak, "Rough Sets," Informational J. Comput. Inf. Sci., pp. 341–356, 1982.
- [13] J. Stefanowski, On rough based approaches to induction of decision rules. Heidelberg, 1998.
- [14] G. Busse and Jerzy W, "Rule Induction," 2002.