

Pengklasteran Data Pelanggan Dari Aplikasi Mobile Untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk PLN

Kurnia Aji Tritamtama^a, Diana Purwitasari^b

^aMagister Manajemen Teknologi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

^bTeknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

E-mail: aji.tritamtama@gmail.com, diana@if.its.ac.id

Abstrak— Perkembangan teknologi dan internet memungkinkan pengguna bertransaksi melalui aplikasi seluler, termasuk pembayaran tagihan dan pembelian token listrik. Aplikasi PLN Mobile telah diunduh lebih dari 35 juta pengguna sejak 2016. Pertumbuhan pengguna juga meningkatkan riwayat transaksi listrik. Data tersebut belum dimanfaatkan oleh PLN UID Sulselrabar. Menariknya kinerja penjualan selama empat bulan terakhir menunjukkan adanya masalah di akhir tahun 2023. Penelitian ini menggunakan model *Recency-Frequency-Monetary* (RFM) dengan mengamati riwayat transaksi listrik selama satu tahun terakhir pada aplikasi PLN Mobile, untuk membantu perusahaan dalam menentukan strategi pemasaran efektif. Data dari *Virtual Command Center* PLN tanggal 11 Januari 2023 digunakan untuk memodelkan RFM dengan mengkategorikan dan mengevaluasi perilaku pelanggan berdasarkan tiga faktor: *recency* (jarak transaksi), *frequency* (jumlah transaksi), dan *monetary* (total nilai transaksi). Setelah itu, klaster-klaster akan diberi label berdasarkan karakteristik anggotanya dan strategi pemasaran akan ditentukan untuk setiap target pasar yang dipilih. Hasil analisis menunjukkan bahwa model RFM berguna untuk menganalisis perilaku pelanggan dan memberikan segmentasi yang bernilai bagi perusahaan. Terdapat 3 klaster yang dihasilkan, yaitu *Dormant Customers*, *Typical Customers*, dan *Everyday Shoppers*. Berdasarkan model RFM, dipilih pendekatan *Full Market Coverage* dan *Multiple Segment Specialization* dalam menentukan target pasar. Hal ini memudahkan dalam merumuskan strategi pemasaran dalam upaya untuk meningkatkan kinerja penjualan perusahaan.

Kata Kunci— Klustering, PLN Mobile, RFM, K-Means, Strategi Pemasaran.

I. PENDAHULUAN

Transformasi pemasaran digital diadopsi oleh Perusahaan Listrik Negara (PLN) yang merupakan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) di bidang kelistrikan yang ada di seluruh Indonesia. PLN mengembangkan inovasi dengan menyediakan pelayanan online melalui aplikasi PLN Mobile [1]. Aplikasi PLN Mobile dikembangkan untuk

memudahkan pelanggan dalam melakukan berbagai transaksi listrik secara online, seperti pembayaran tagihan listrik dan pembelian token listrik. Menurut laporan yang diterbitkan pada situs resmi PLN di Desember 2022, aplikasi PLN Mobile telah diunduh oleh lebih dari 35 juta pengguna. Pertumbuhan jumlah pengguna aplikasi PLN Mobile menunjukkan bahwa masyarakat semakin nyaman dan memercayai dalam melakukan transaksi listrik secara digital. Hal ini juga akan terus menambah catatan transaksi pelanggan secara rinci. Berdasarkan data transaksi yang terperinci, bisnis diperbolehkan untuk mendapatkan lebih banyak wawasan tentang perilaku dan preferensi pelanggan dengan mengklasifikasikan mereka ke dalam kelompok yang bermakna [2].

PLN Unit Induk Distribusi Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, dan Sulawesi Barat (PLN UID Sulselrabar) merupakan bagian dari PLN. Data transaksi pelanggan yang diperoleh dari aplikasi PLN Mobile belum dimanfaatkan oleh PLN UID Sulselrabar. Menariknya, kinerja penjualan rata-rata selama empat bulan terakhir di PLN UID Sulselrabar menunjukkan adanya gap kinerja penjualan sebesar 190,32 GWh dari target 100% dan 209,36 GWh dari target 110% pada akhir tahun 2023 nanti. Hal ini menjadi penting karena mencapai target penjualan akan memberikan dampak signifikan terhadap kinerja secara keseluruhan. Oleh karena itu, perusahaan perlu mengambil tindakan dan strategi yang tepat untuk meningkatkan penjualan dan mencapai target yang telah ditetapkan. Strategi pemasaran yang tepat diperlukan agar perusahaan dapat memberikan pelayanan yang optimal pada setiap pelanggan. Namun, karena setiap pelanggan tidak dapat diperlakukan secara individual, maka segmentasi pelanggan menjadi alternatif yang efisien untuk memenuhi kebutuhan pelanggan secara berkelompok dan membantu perusahaan mengembangkan aktivitas pemasaran [3].

Segmentasi pelanggan dapat didefinisikan sebagai pembagian basis pelanggan menjadi kelompok yang berbeda dan konsisten secara internal dengan karakteristik yang serupa. Segmentasi pelanggan yang terdefinisi dengan baik membantu dalam alokasi sumber daya pemasaran yang efektif, memungkinkan perusahaan untuk menargetkan kelompok pelanggan tertentu dan juga membantu dalam membangun hubungan jangka panjang yang sehat dengan pelanggan [4]. Oleh karena itu, hal ini sangat penting bagi

Naskah Masuk : 7 Juli 2023
Naskah Direvisi : 28 Juli 2023
Naskah Diterima : 20 Agustus 2023



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

perusahaan yang berharap untuk memperoleh dan mempertahankan pelanggan potensial, membantu mereka memaksimalkan nilai pelanggan dan mendukung manajemen pelanggan dan keputusan strategi pemasaran [5].

Dalam dunia pemasaran, terdapat berbagai jenis segmentasi antara lain *Behavioral Segmentation*, *Psychological Segmentation*, dan *Profile Segmentation*. Pertimbangan penting ketika memilih dasar yang berbeda untuk segmentasi adalah *trade-off* antara kemudahan dan biaya pengukuran atau akuisisi data dan sejauh mana kriteria data yang telah diperoleh dapat memberikan gambaran yang akurat tentang perilaku pelanggan saat ini dan masa depan, terutama prediktabilitas perilaku masa depan pelanggan [6]. *Behavioral Segmentation* memiliki keunggulan dalam memprediksi perilaku pelanggan di masa depan. Selain itu, dengan menggunakan data pembelian atau transaksi, segmentasi ini memungkinkan analisis terhadap siapa yang membeli produk atau layanan, kapan, seberapa sering, berapa banyak yang mereka belanjakan, dan melalui saluran transaksi apa. Ini memberikan informasi berharga untuk mengidentifikasi segmen pelanggan yang menguntungkan. Segmentasi pelanggan dengan jumlah data yang besar dapat diselesaikan dengan proses data mining dan dilakukan pemodelan berdasarkan parameter *Recency, Frequency, and Monetary* (RFM) [7]. Di era bisnis digital, pelanggan memberikan data penting melalui perangkat seluler mereka. Data ini membantu perusahaan membuat keputusan yang lebih baik, meningkatkan efisiensi, dan mengembangkan produk dan layanan yang lebih baik [8]. Pertumbuhan *e-commerce*, termasuk *mobile commerce*, memungkinkan pemilik bisnis meningkatkan pangsa pasar melalui penjualan online dan juga kinerja keuangan perusahaan [9].

Tujuan penelitian ini adalah melakukan pengklasteran atau segmentasi perilaku pelanggan berdasarkan kriteria pembelian atau transaksi, untuk mengenali dan mempelajari perilaku dalam kelompok pelanggan, serta membantu perusahaan dalam menentukan strategi pemasaran. Penelitian ini mengusulkan pengamatan riwayat transaksi listrik selama satu tahun terakhir pada aplikasi PLN Mobile menggunakan model *Recency-Frequency-Monetary* (RFM). Model RFM adalah pendekatan yang paling banyak diterapkan untuk analisis perilaku pelanggan dan *clustering* adalah metode yang paling banyak digunakan bersama dengan model RFM [3]. Beberapa penelitian yang menggabungkan model RFM dan K-Means dapat menunjukkan keunggulannya, algoritma K-Means dipilih karena memiliki hasil *clustering* yang lebih baik dibandingkan metode lainnya [10]. Model RFM dan algoritma K-Means terbukti efektif dengan peningkatan signifikan pada beberapa indeks kinerja utama perusahaan, termasuk peningkatan 529 pelanggan aktif, volume pembelian naik 279%, dan total konsumsi meningkat 101,97% [5]. Model RFM diimplementasikan untuk menganalisis segmentasi pelanggan dan kluster dievaluasi menggunakan Analisis Silhouette untuk algoritma pengelompokan K-Means dengan jumlah kluster yang berbeda, sehingga solusi optimal dapat ditemukan berdasarkan Skor Silhouette [4]. Pendekatan ini dapat membantu perusahaan dalam memberikan penawaran promosi yang lebih baik untuk produk tertentu, terutama

dengan memperluas metode analisis ke algoritma lain seperti K-Means Clustering, Fuzzy C-Means dan algoritma baru RM K-Means [11].

Berdasarkan kondisi dan permasalahan yang telah diuraikan di atas, maka dalam penelitian ini dilakukan analisa data transaksi pelanggan pada aplikasi PLN Mobile menggunakan teknik klustering dengan K-Means berdasarkan model RFM. Data dari *Virtual Command Center* PLN tanggal 11 Januari 2023 digunakan untuk memodelkan RFM dengan mengkategorikan dan mengevaluasi perilaku pelanggan berdasarkan tiga faktor: *recency* (jarak transaksi), *frequency* (jumlah transaksi), dan *monetary* (total nilai transaksi). Setelah itu, kluster-kluster akan diberi label berdasarkan karakteristik anggotanya dan strategi pemasaran yang berfokus pada *brand positioning* dengan *Unique Selling Proposition* ditentukan untuk meningkatkan kinerja penjualan perusahaan akan ditentukan untuk setiap target pasar yang dipilih.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Penelitian berjudul *An Empirical Study on Customer Segmentation by Purchase Behaviors Using a RFM Model and K-Means Algorithm* pada tahun 2020, mengkaji dataset berisi 10.248 entri data pembelian yang tercatat pada platform belanja komunitas dari 1 November 2017 hingga 15 April 2019. Dalam penelitian ini, model RFM dan algoritma K-Means digunakan untuk melakukan segmentasi pelanggan dan analisis nilai. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan model RFM dan algoritma K-Means telah terbukti efektif dengan pencapaian signifikan pada beberapa indeks kinerja utama perusahaan. Terdapat peningkatan sebanyak 529 pelanggan aktif, volume pembelian meningkat sebesar 279%, dan total konsumsi mengalami kenaikan sebesar 101,97%. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan segmentasi berdasarkan perilaku pembelian pelanggan melalui model RFM dan algoritma K-Means memberikan hasil positif bagi pertumbuhan dan keberhasilan perusahaan [5]. Namun demikian, dalam penelitian ini tidak dilakukan pemberian label berupa nama kluster sesuai dengan karakteristik umum di setiap kluster. Padahal, pendekatan tersebut mampu memfasilitasi analisis lebih lanjut dengan lebih efektif untuk menentukan strategi pemasaran yang tepat.

Dalam penelitian berjudul *RFM Model for Customer Purchase Behavior using K-Means Algorithm* yang ditulis pada tahun 2022, data transaksi terdiri dari 8492 informasi pembelian pelanggan dari periode 1-12-2010 hingga 12-09-2011 dengan delapan atribut yang relevan. Penelitian ini mengadopsi model RFM (*Recency, Frequency, and Monetary*) dan menerapkan prinsip segmentasi dataset menggunakan Algoritma K-Means. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model RFM berhasil diimplementasikan untuk menganalisis segmentasi pelanggan, dan untuk mengukur kualitas kluster, digunakan Analisis Silhouette pada algoritma K-Means dengan jumlah kluster yang berbeda. Dengan demikian, penelitian ini berupaya menemukan solusi kluster optimal dalam menganalisis perilaku pembelian pelanggan berdasarkan model RFM dan algoritma K-Means [4]. Namun dalam penelitian ini tidak dilakukan analisis lebih lanjut terhadap kluster-kluster optimal yang telah dihasilkan, seperti strategi

apa yang bisa direkomendasikan untuk peningkatan kinerja perusahaan tersebut.

Dalam penelitian yang berjudul *Customer Segmentation Based on RFM Model Using K-Means, K-Medoids, and DBSCAN Methods* yang ditulis pada tahun 2020, objek penelitian berupa data transaksi penjualan PT. Cimory dari Januari 2013 hingga Desember 2018, dengan jumlah data transaksi sebanyak 334.641. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggabungkan model RFM dengan algoritma K-Means, K-Medoids, dan DBSCAN untuk melakukan segmentasi pelanggan. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa dari ketiga metode yang digunakan, K-Means memiliki tingkat validitas yang paling baik dibandingkan dengan K-Medoids dan DBSCAN. Hasil Indeks Davies-Bouldin menunjukkan angka sebesar 0.33009058, dan hasil Indeks Silhouette adalah 0.912671056. Angka tersebut menunjukkan bahwa K-Means memberikan segmentasi pelanggan yang lebih baik dalam konteks penelitian ini. Dengan demikian, penggabungan model RFM dengan algoritma K-Means menunjukkan potensi yang efektif dalam menganalisis perilaku pembelian pelanggan dan melakukan segmentasi yang lebih akurat [12]. Pemberian label berupa nama kluster sesuai dengan karakteristik umum di setiap kluster telah diimplementasikan. Namun, karena hanya terdapat 3 (tiga) skala yang digunakan, ini mengakibatkan sejumlah besar kluster memiliki label yang serupa. Keadaan ini dapat mempersulit proses penentuan strategi pemasaran untuk setiap kluster karena adanya kebingungan dalam kluster-kluster yang berbagi label yang sama.

Kesimpulan dari penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa Model RFM adalah sebuah pendekatan yang efektif dalam menganalisis berbagai jenis data transaksi. Ketika Model RFM dikombinasikan dengan algoritma kluster K-Means, keunggulannya semakin terlihat, terutama dalam kemampuannya untuk menemukan solusi yang optimal dan mencapai peningkatan signifikan pada beberapa indeks kinerja utama perusahaan. Namun, masih terdapat kekurangan pada penelitian-penelitian tersebut. Misalnya, tidak dilakukan pemberian label berupa nama kluster sesuai dengan karakteristik umum di setiap kluster, terdapat pemberian label nama kluster yang serupa untuk sejumlah besar kluster, atau kluster-kluster optimal yang dihasilkan tidak dianalisis lebih lanjut.

Sebagai solusi terhadap kekurangan-kekurangan penelitian sebelumnya serta untuk memberikan kontribusi dalam perumusan strategi pemasaran perusahaan, penelitian ini akan mengadopsi pendekatan segmentasi dengan metode kluster K-Means berdasarkan model RFM. Untuk mengatasi kemungkinan adanya kluster dengan label serupa, penelitian ini akan menggunakan lima skala dalam memberikan label pada kluster yang dihasilkan. Strategi pemasaran yang akan diterapkan didasarkan pada konsep *Segmentation, Targeting, dan Positioning* (STP) dari teori Kotler, sehingga menghasilkan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran. Strategi pemasaran juga akan berfokus pada *brand positioning* dengan *Unique Selling Proposition*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari transaksi melalui aplikasi PLN Mobile, dan penelitian dilaksanakan dalam konteks PLN UID Sulselrabar, sebuah perusahaan listrik milik negara. Diharapkan, melalui penelitian ini, akan tercapai pemahaman yang lebih mendalam mengenai preferensi dan perilaku pelanggan, dan hasilnya akan

memberikan rekomendasi strategi pemasaran yang sesuai bagi PLN UID Sulselrabar.

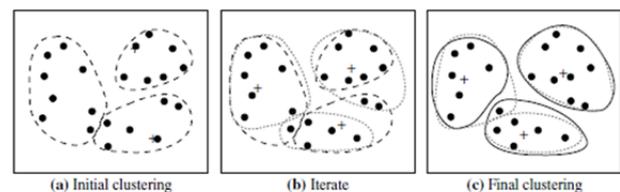
B. Analisis Kluster

Setiap pelanggan tidak dapat diperlakukan secara individual, maka segmentasi pelanggan menjadi alternatif yang efisien untuk memenuhi kebutuhan pelanggan secara berkelompok dan membantu perusahaan mengembangkan aktivitas pemasaran [3]. Analisis kluster atau *clustering* adalah proses mempartisi objek atau observasi data menjadi subset-subset tertentu. Setiap subset tersebut adalah sebuah kluster, sehingga objek-objek dalam satu kluster memiliki kemiripan satu sama lain, namun berbeda dengan objek-objek di kluster lainnya [13]. Beberapa tujuan dari analisa *clustering* dalam pemasaran produk adalah sebagai berikut:

- 1) Mendapatkan rekomendasi konkret untuk bisnis berdasarkan hasil kluster yang diperoleh [2].
- 2) Data yang dihasilkan tidak hanya meningkatkan penjualan dan keuntungan bisnis, tetapi juga memprediksi perilaku pembelian konsumen dan pola terkait [4] [14].
- 3) Informasi tentang karakteristik loyalitas pelanggan dalam rangka meningkatkan pelayanan kepada pelanggan [7] [15].
- 4) Perusahaan dapat menggunakan strategi pemasaran yang spesifik [11].
- 5) Mendapatkan keuntungan yang signifikan dalam persaingan pasar [12].
- 6) Menentukan promosi penjualan yang tepat pada produk yang dibeli [16].
- 7) Mendapatkan tingkat kepuasan pelanggan yang tinggi tetapi juga mengurangi biaya pemasaran [5], [17].

C. K-Means

Algoritma K-Means dipilih karena memiliki hasil *clustering* yang lebih baik dibandingkan metode lainnya [10]. K-Means adalah algoritma pengelompokan iteratif yang ditemukan oleh MacQueen pada tahun 1967. Pendekatan ini sederhana dan populer untuk mempartisi kumpulan data ke dalam K kelompok yang berbeda [2]. Data dengan tingkat kemiripan tinggi dikelompokkan ke dalam satu kluster, dan data dengan kemiripan yang berbeda dikelompokkan ke dalam kluster lain [16]. Bagian penting dari algoritma K-Means adalah titik tengah sebagai pusat kluster yang disebut sebagai centroid [15]. Menurut Han, Kamber, dan Pei [13] proses secara iteratif memindahkan kembali objek ke dalam kluster dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar. 1. Proses Iteratif pada K-Means

D. Koefisien Silhouette

Menilai kesesuaian suatu kluster dalam pengelompokan, kita dapat menghitung nilai rata-rata koefisien Silhouette dari semua objek di dalam kluster tersebut. Sedangkan untuk

mengukur kualitas pengelompokan secara keseluruhan, kita dapat menggunakan nilai rata-rata koefisien Silhouette dari seluruh objek dalam himpunan data [13]. Hasil perhitungan nilai koefisien Silhouette berada pada range -1 hingga 1. Nilai positif menunjukkan hasil yang baik, dengan nilai yang lebih tinggi lebih baik daripada nilai yang lebih rendah [10]. Menurut Kaufman dan Rousseeuw [18] dari nilai koefisien Silhouette yang telah diperoleh, ditentukan kategori kualitas klaster berdasarkan standarisasi nilai silhouette seperti dinyatakan pada Tabel I.

TABEL I
NILAI KOEFISIEN SILHOUTTE

Koefisien Silhouette	Kualitas	Keterangan
0.71 < 1.00	<i>Strong Structure</i>	Klaster terbaik sudah ditemukan
0.51 < 0.70	<i>Medium Structure</i>	Penempatan klaster yang wajar
0.26 < 0.50	<i>Weak Structure</i>	Strukturanya lemah, coba metode tambahan
< = 0.25	<i>No Structure</i>	Tidak ada struktur yang ditemukan

E. Model RFM

Model RFM adalah pendekatan yang paling banyak diterapkan untuk analisis perilaku pelanggan [3]. Model RFM pertama kali diusulkan oleh Hughes dari *American Database Institute* pada tahun 1994 [5], adalah teknik ampuh dan dikenal dalam pemasaran basis data. Model RFM banyak digunakan untuk memberi peringkat pelanggan berdasarkan riwayat pembelian [11]. Riwayat pembelian dapat secara efektif memprediksi perilaku pembelian di masa mendatang [14]. Keuntungan model RFM terletak pada relevansinya selama beroperasi pada beberapa variabel yang dapat diamati dan bersifat obyektif. Variabel ini digolongkan menurut 3 kriteria, yaitu *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary* [19]. Menurut Tsipsis and Chorianopoulos [20] dimensi RFM didefinisikan sebagai berikut:

- 1) *Recency*: pengukuran kebaruan menunjukkan waktu sejak transaksi pembelian terakhir pelanggan (jarak transaksi).
- 2) *Frequency*: pengukuran frekuensi menunjukkan jumlah dan tingkat transaksi pembelian (jumlah transaksi).
- 3) *Monetary*: pengukuran moneter menunjukkan nilai pembelian (total nilai transaksi).

Selain RFM asli, terdapat variasi model RFM yang digunakan untuk membagi segmen pelanggan. Model RFM tersebut mengalami perubahan dengan mengubah definisi variabel RFM yang ada atau menambahkan variabel baru, terkadang dengan menghapus beberapa variabel. Perubahan ini disesuaikan dengan aplikasi, jenis produk/layanan, atau kontribusi pelanggan terhadap nilai perusahaan [3].

Dari 44 referensi yang ditinjau, 57% di antaranya menggunakan model RFM asli sebagai variabel pengelompokan. Model ini banyak digunakan karena menggunakan variabel yang lebih sedikit, sehingga sederhana, mudah diimplementasikan, dan mudah dipahami oleh manajer dan pengambil keputusan [3].

Menurut Tsipsis and Chorianopoulos [20] segmen RFM dibagi menjadi 6 (enam) bagian, dapat dilihat dalam Tabel II.

TABEL II
SEGMENT RFM

Segmentasi	Keterangan
<i>Superstars</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Pelanggan yang paling loyal. ▪ Nilai transaksi tertinggi ▪ Frekuensi transaksi tertinggi ▪ Pengeluaran tertinggi pada merek-merek pribadi (<i>private label</i>)
<i>Golden Customers</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Nilai tertinggi kedua ▪ Frekuensi tinggi ▪ Pengeluaran rata-rata pada merek pribadi
<i>Typical Customers</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Nilai dan frekuensi rata-rata ▪ Pengeluaran rata-rata pada merek pribadi
<i>Exceptional Occasions Customer</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Frekuensi kedua terendah setelah "pelanggan tidak aktif" ▪ Keranjang belanja besar ▪ Nilai <i>recency</i> yang rendah (lama sejak kunjungan terakhir mereka)
<i>'Everyday' Shoppers</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Frekuensi transaksi meningkat ▪ Keranjang belanja kecil ▪ Merek pribadi ▪ Nilai sedang hingga rendah
<i>Dormant Customers</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Frekuensi dan nilai paling rendah ▪ Sudah lama sejak kunjungan terakhir (nilai <i>recency</i> terendah)

Dalam analisis RFM, pelanggan dikelompokkan ke dalam kelompok dengan ukuran yang sama, atau kuartil, mirip dengan segmentasi berdasarkan nilai [20]. Prosedur pengelompokan ini diterapkan secara independen pada tiga komponen RFM. Sebagai contoh, pembagian dilakukan menjadi lima kelompok, dengan setiap kelompok mewakili kuintil sebesar 20%. Kelompok 1 mencakup 20% pelanggan dengan nilai terendah, sementara kelompok 5 mencakup 20% pelanggan dengan nilai tertinggi dalam ukuran yang relevan. Tiga atribut R-F-M juga dipartisi menjadi lima bagian yang sama besar, dengan setiap bagian mewakili 20% dari total. Kelima bagian ini diberi skor 5, 4, 3, 2, dan 1 secara berurutan berdasarkan penurunan nilai, serta diberi nama sesuai dengan skala yang digunakan. Skala RFM dapat dilihat pada Tabel III.

TABEL III
SKALA RFM

Skala	Nama Skala	Recency (%)	Frequency (%)	Monetary (%)
5	<i>Very High</i>	0-20	0-20	0-20
4	<i>High</i>	20-40	20-40	20-40
3	<i>Medium</i>	40-60	40-60	40-60
2	<i>Low</i>	60-80	60-80	60-80
1	<i>Very Low</i>	80-100	80-100	80-100

F. Skewness

Skewness adalah suatu ukuran yang menggambarkan ketidaksimetrisan dalam penyebaran data. Skewness mengukur sejauh mana distribusi data tersebut berbeda dari simetri. Skewness dapat digunakan untuk menentukan apakah distribusi data normal atau tidak. Distribusi data normal memiliki nilai skewness 0 [21]. Apabila menggunakan rentang nilai skewness -1 hingga 1, maka data yang di luar rentang tersebut dianggap menunjukkan adanya ketidaksimetrisan yang signifikan dalam distribusi data.

G. Natural Logarithm

Data yang memiliki distribusi yang sangat condong ke kanan, seperti nilai pelanggan, pendapatan, dan penjualan dapat diperkirakan menggunakan lognormal distribution. Dalam konteks pemodelan, penggunaan natural logarithm, log base 10 atau log base 2 biasanya tidak memiliki masalah dan tidak mempengaruhi nilai hasil yang signifikan [10].

H. Normalisasi Min-Max

Metode Min-Max merupakan metode normalisasi sederhana dengan melakukan transformasi terhadap data asli. Min-Max akan menyesuaikan batas yang ditentukan dengan menghubungkan pada data asli [13].

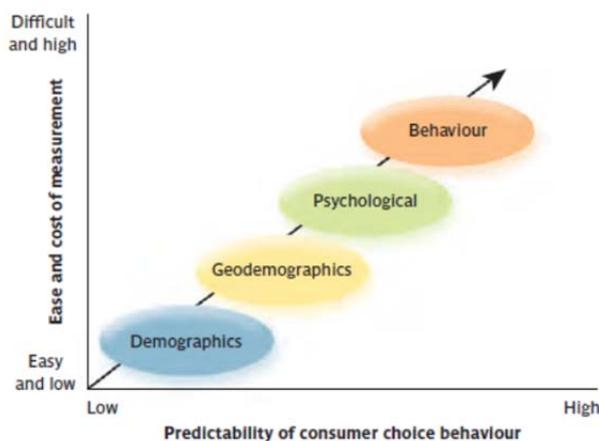
I. Strategi Pemasaran

Semua strategi pemasaran didasarkan pada *Segmentation, Targeting, dan Positioning* (STP) yang matang [22]. Sebuah perusahaan mengidentifikasi kebutuhan dan kelompok konsumen yang beragam di pasar, menargetkan mereka yang dapat dipuaskan dengan cara yang unggul, dan kemudian memposisikan penawarannya agar pasar sasaran mengenali keunikan dan citra yang khas.

Menurut Kotler dan Keller [22] Untuk mencapai target pemasaran yang efektif, pemasar perlu melakukan beberapa hal, yaitu:

1) Market Segmentation

Perusahaan perlu memilih segmen pasar yang dapat dilayani secara efektif di pasar yang besar dan beragam. Hal ini memerlukan pemahaman yang mendalam tentang perilaku konsumen serta pemikiran strategis yang cermat untuk memahami apa yang membuat setiap segmen unik dan berbeda. Mengidentifikasi dan memenuhi kebutuhan segmen pasar yang tepat merupakan faktor kunci dalam kesuksesan pemasaran [6]. Menurut Baines, pertimbangan penting ketika memilih dasar yang berbeda untuk segmentasi adalah trade-off antara kemudahan dan biaya pengukuran atau akuisisi data dan sejauh mana kriteria data yang telah diperoleh dapat memberikan gambaran yang akurat tentang perilaku pelanggan saat ini dan masa depan, terutama prediktabilitas perilaku masa depan pelanggan yang dapat dilihat pada gambar 2.



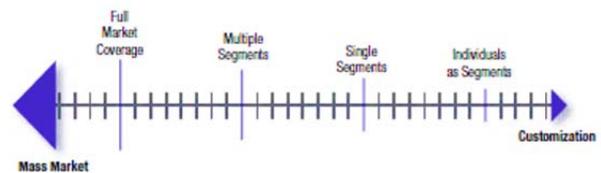
Gambar. 2 Pertimbangan untuk kriteria segmentasi

Behavioral Segmentation memiliki keunggulan dalam memprediksi perilaku pelanggan di masa depan. Selain itu, dengan menggunakan data pembelian atau transaksi,

segmentasi ini memungkinkan analisis terhadap siapa yang membeli produk atau layanan, kapan, seberapa sering, berapa banyak yang mereka belanjakan, dan melalui saluran transaksi apa. Ini memberikan informasi berharga untuk mengidentifikasi segmen pelanggan yang menguntungkan.

2) Market Targeting

Setelah perusahaan mengidentifikasi peluang segmen pasarnya, maka harus memutuskan berapa banyak dan segmen mana yang harus ditargetkan. Dalam mengevaluasi segmen pasar, perusahaan harus mempertimbangkan dua faktor: daya tarik keseluruhan segmen dan tujuan serta sumber daya perusahaan. Menurut Kotler [22] pemasar memiliki rentang atau kontinum level segmentasi yang mungkin dapat membimbing keputusan pasar target mereka yang dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar. 3 Rentang atau Kontinum Level Segmentasi

- **Full Market Coverage**
Pada strategi ini perusahaan berusaha untuk melayani seluruh kelompok pelanggan dengan semua produk yang mungkin mereka butuhkan
- **Multiple Segment Specialization**
Pada strategi ini perusahaan memilih beberapa segmen pasar yang menarik dan sesuai untuk dijadikan target, meskipun mungkin tidak ada sinergi di antara segmen-segmen tersebut
- **Single-Segment Concentration**
Pada strategi ini perusahaan hanya fokus memasarkan ke satu segmen tertentu
- **Individual Marketing**
Pada strategi ini perusahaan mampu menyesuaikan penawaran pasar, pesan, dan media secara individual untuk setiap pelanggan

3) Market Positioning

Positioning memiliki peranan penting dalam membedakan produk dan layanan satu sama lain serta memberikan alasan kepada konsumen untuk melakukan pembelian [6]. *Positioning* melibatkan tindakan merancang penawaran dan citra perusahaan untuk menduduki posisi yang berbeda di pikiran target pasar dengan tujuan memaksimalkan manfaat potensial bagi perusahaan [22]. Kegiatan yang dilakukan oleh pemasar untuk mempengaruhi persepsi audiens target secara kolektif dikenal sebagai *branding* atau *brand positioning*. Dalam proses *branding* atau *brand positioning*, perusahaan dapat menggunakan hasil segmentasi untuk memahami preferensi dan kebutuhan segmen pasar tertentu, sehingga mereka dapat menonjolkan atribut, manfaat, atau citra yang relevan

dan menarik bagi segmen tersebut. Kemudian *Unique Selling Proposition* (USP) berfungsi sebagai alasan mengapa konsumen harus memilih produk atau merek tersebut daripada yang lain.

III. METODE PENELITIAN

A. Diagram Alir Penelitian

Diagram Alir Penelitian merupakan diagram yang menunjukkan urutan setiap proses berupa tahapan atau langkah instruksi pada penelitian untuk mencapai tujuan, dapat dilihat pada gambar 4.

B. Dataset

Data yang digunakan adalah data transaksi pembayaran tagihan listrik dan pembelian token dari aplikasi PLN Mobile yang diambil melalui *Virtual Command Center* PLN pada tanggal 11 Januari 2023. Data yang digunakan adalah data 3 Provinsi yang berada di wilayah kerja PLN UID Sulselrabar yaitu Sulawesi Selatan, Sulawesi Barat, dan Sulawesi Tenggara, yang dapat dilihat pada tabel IV.

C. Praproses Data

Pada tahap ini akan dilakukan pemrosesan data mentah untuk menyesuaikan kebutuhan. Praproses data yang dilakukan terdiri dari beberapa langkah berikut:

- 1) Pembersihan data

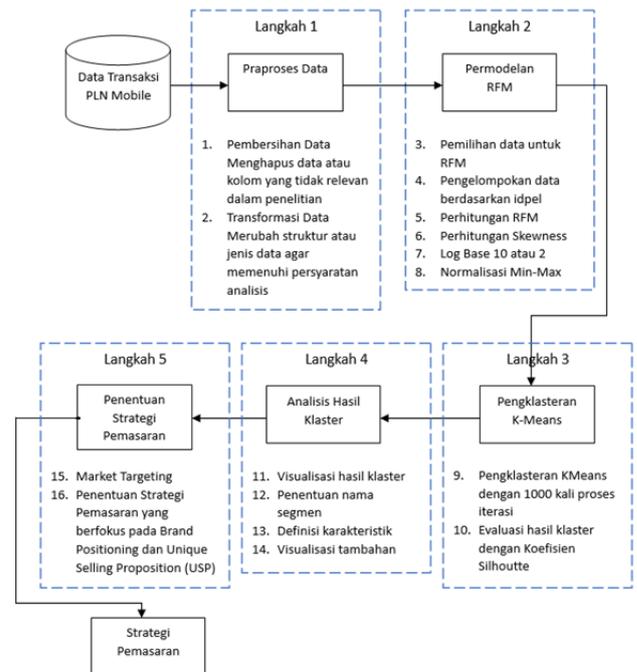
Pembersihan data pada penelitian ini akan dilakukan sebagai berikut:

 - Menghapus kolom "token" karena tidak terdapat data di dalamnya. Hal ini dilakukan untuk menghilangkan kolom yang tidak relevan atau tidak memiliki informasi yang berguna.
 - Menghapus kolom "Pembayaran" karena data tidak berguna untuk analisis selanjutnya
 - Menghapus kolom "Jenis Pembayaran" karena data tidak berguna untuk analisis selanjutnya
 - Menghapus data transaksi diluar periode tahun 2022. Data di luar periode tersebut dianggap tidak relevan untuk analisis yang sedang dilakukan, salah satunya adalah adanya program stimulus pemerintah tahun 2021 dalam menghadapi pandemi covid 19 yang diberikan hingga akhir tahun 2021.
 - Menghapus data dengan status code "canceled" dan "expired". Data dengan status tersebut dianggap tidak valid atau tidak berguna untuk analisis selanjutnya

- 2) Transformasi Data

Transformasi data pada penelitian ini akan dilakukan sebagai berikut:

- Memisahkan data hari dan jam transaksi dari kolom "tanggal transaksi" menjadi kolom terpisah yaitu "tanggal transaksi" dan "jam transaksi"
- Mengubah data pada kolom "tanggal transaksi" dari format string menjadi format date. Hal ini diperlukan agar data tanggal dapat diolah dengan benar dalam analisis selanjutnya.
- Mengubah data pada kolom "amount" dari format teks menjadi format numerik. Langkah ini dilakukan agar data jumlah transaksi dapat dihitung dan dianalisis dengan tepat.



Gambar. 4. Diagram Alir Penelitian

TABEL IV
DATA TRANSAKSI

Varibel	Jenis Data	Keterangan
Nama Akun	String	Nama Akun pada PLN Mobile
Nama Pelanggan	String	Nama Pelanggan PLN
Type	Kategorik	Jenis Meter (Prepaid atau Postpaid)
Amount	Numerik	Rupiah Transaksi
Status Code	Kategorik	Status Transaksi (Paid, Canceled, Expired)
ID Pelanggan	String	Nomor Identitas Pelanggan PLN
Pembayaran Kanal	String	Keterangan Transaksi
Pembayaran Jenis	Kategorik	Kanal Pembayaran yang Digunakan
Pembayaran Tanggal Transaksi	Kategorik	Jenis Pembayaran (Taglist)
	Date	Tanggal dilakukan Transaksi

D. Permodelan RFM

Pada tahap ini akan dilakukan permodelan RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) untuk mengkategorikan dan mengevaluasi perilaku pelanggan berdasarkan tiga faktor utama: *recency* (kebaruan), *frequency* (frekuensi), dan *monetary* (moneter). Permodelan RFM yang dilakukan terdiri dari beberapa langkah berikut:

- 1) Pemilihan data untuk RFM

Data yang dipilih adalah sebagai berikut:

- Data pada kolom ID Pel
- Data pada kolom Amount
- Data pada kolom Tanggal Transaksi
- Data pada kolom Nama Akun

- 2) Pengelompokan data berdasarkan ID Pel

Langkah ini dilakukan untuk mengidentifikasi dan membedakan setiap pelanggan dalam analisis RFM

- 3) Perhitungan nilai R, F, dan M

Berikut cara menghitung nilai – nilai tersebut:

- *Recency* (Jarak Transaksi):

Perhitungan dilakukan dengan cara mengukur jarak antara tanggal transaksi terakhir pelanggan dengan tanggal preferensi. Tanggal preferensi terdapat 2 (dua) cara, memilih berdasarkan tanggal terakhir pada dataset [2] atau tanggal dimulainya penelitian [5] [17], menggunakan kolom "date"

▪ *Frequency* (Jumlah Transaksi):

Perhitungan dilakukan dengan cara menghitung jumlah transaksi selama periode tahun 2022, menggunakan kolom "nama akun" untuk dilakukan *count*

▪ *Monetary* (Total Nilai Transaksi):

Perhitungan dilakukan dengan cara menghitung total nilai transaksi selama periode tahun 2022, menggunakan kolom "amount"

4) Perhitungan Nilai Skewness dan Log Base 10

Melakukan perhitungan nilai Skewness menggunakan range -1 hingga 1, untuk melihat bagaimana distribusi nilai RFM, apabila nilai Skewness di luar rentang tersebut dianggap menunjukkan adanya ketidaksimetrisan. Natural logarithm, log base 10 digunakan apabila Nilai Skewness di luar rentang yang sudah ditetapkan

5) Normalisasi Min-Max

Melakukan normalisasi Min-Max terhadap nilai-nilai RFM. Normalisasi ini mengubah skala nilai RFM menjadi rentang antara 0.1 dan 1, sehingga memudahkan perbandingan dan analisis lebih lanjut

E. Pengklasteran dengan K-Means

Pada tahap ini akan dilakukan pengklasteran K-Means berdasarkan berdasarkan nilai RFM (*Recency*, *Frequency*, *Monetary*) yang telah dihitung sebelumnya. Pengklasteran K-Means yang dilakukan terdiri dari beberapa langkah berikut:

- 1) Melakukan proses klustering dengan proses iterasi sebanyak 1000 kali.
- 2) Melakukan evaluasi hasil klaster dengan koefisien silhouette

F. Analisis Hasil Pengklasteran

Pada tahap ini akan dilakukan analisis hasil pengklasteran yang melibatkan evaluasi dan pemahaman terhadap kelompok-kelompok (klaster) yang terbentuk dari proses pengklasteran. Analisis hasil pengklasteran yang dilakukan terdiri dari beberapa langkah berikut:

- 1) Visualisasi hasil klaster dengan histogram dan 3D Scatter Plot
- 2) Penentuan nama segmen pada tiap klaster dengan segmen RFM
- 3) Definisi karakteristik pada tiap klaster dengan skala RFM
- 4) Visualisasi data tambahan

G. Penentuan Strategi Pemasaran

Pada tahap ini akan dilakukan penentuan strategi pemasaran yang tepat untuk setiap segmen pelanggan, setelah memahami karakteristik dan perilaku pelanggan dalam setiap klaster. Penentuan strategi pemasaran yang dilakukan terdiri dari beberapa langkah berikut:

- 1) Melakukan *Market Targeting* untuk memutuskan berapa

banyak dan segmen mana yang harus ditargetkan

- 2) Penentuan strategi pemasaran pada setiap target market yang sudah dipilih, yang berfokus pada *Brand Positioning* dan *Unique Selling Proposition* (USP)

H. Strategi Pemasaran

Pada tahap ini akan dilakukan penjelasan strategi pemasaran yang direkomendasikan berdasarkan hasil analisis dan segmentasi sebelumnya. Strategi pemasaran mencakup langkah-langkah spesifik untuk menarik, mempertahankan, dan meningkatkan kepuasan pelanggan dalam setiap segmen agar dapat meningkatkan kinerja penjualan perusahaan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Praproses Data*

Pada tahap ini dilakukan pemrosesan data mentah untuk menyesuaikan kebutuhan. Praproses data yang dilakukan adalah pembersihan data dan transformasi data. Rekap hasil praproses data dapat dilihat pada tabel V.

B. *Permodelan RFM*

Pada tahap ini dilakukan permodelan RFM (*Recency*, *Frequency*, *Monetary*) untuk mengkategorikan dan mengevaluasi perilaku pelanggan berdasarkan tiga faktor utama: *recency* (kebaruan), *frequency* (frekuensi), dan *monetary* (moneter). Permodelan RFM yang dilakukan adalah pemilihan data untuk RFM, pengelompokan data berdasarkan ID Pelanggan, Perhitungan nilai R, F, dan M, perhitungan nilai Skewness dan Log Base 10, serta normalisasi Min-Max.

TABEL V
REKAP HASIL PRAPROSES DATA

Dataset	Sebelum Praproses	Setelah Praproses	Keterangan
Jumlah Kolom	12	10	Hapus Kolom "Token", "Pembayaran", "Jenis Pembayaran" dan Split Kolom "Tanggal Transaksi"
Jumlah Baris	217.618	38.337	Hapus data diluar periode 2022 dan hapus data dengan <i>status code</i> "canceled" dan "expired"
Data Tanggal Transaksi	String	Date	
Data Amount	Text	Numeric	

TABEL VI
PENGELOMPOKAN BERDASARKAN ID PELANGGAN

Kriteria	Kolom Dipilih	Data Aggregation	Keterangan
<i>Recency</i>	Tanggal Transaksi	<i>last</i>	Tanggal preferensi 11 Januari 2023 (tanggal dimulainya penelitian)
<i>Frequency</i>	Nama Akun	<i>count</i>	
<i>Monetary</i>	Amount	<i>sum</i>	

Pengelompokan data berdasarkan ID Pelanggan dengan *Data Aggregation* seperti dalam tabel VI akan sekaligus memperhitungkan nilai RFM tiap pelanggan. Khusus untuk

nilai *Recency* diperlukan 1 langkah lagi yakni menghitung jarak antara tanggal transaksi terakhir pelanggan dengan tanggal preferensi, sehingga nilai RFM tiap pelanggan dapat dihasilkan dan berikut hasilnya. Hasil pengelompokan dapat dilihat pada Gambar 5 dan hasil perhitungan RFM dapat dilihat pada Gambar 6.

Row ID	L ID Pel	Lst(Tanggal Transaksi)	L date_diff	I Count*(Nama Pelanggan)	I Sum(Amount)
Row0	32010000279	2022-08-15	149	5	550000
Row2	32010000906	2022-10-15	88	1	93761
Row3	32010000948	2022-06-06	219	1	20000
Row6	320100002578	2022-11-25	47	1	200000
Row7	320100002793	2022-01-12	364	1	50000
Row8	320100002855	2022-05-03	253	2	120000
Row9	320100003658	2022-03-27	290	10	1400000
Row10	320100003824	2022-10-12	91	1	4355915
Row11	320100003832	2022-11-25	47	5	900000

Gambar. 5 Contoh Hasil Pengelompokan dengan ID Pelanggan

Row ID	L ID Pel	L Recency	I Frequency	I Monetary
Row0	32010000279	149	5	550000
Row2	32010000906	88	1	93761
Row3	32010000948	219	1	20000
Row6	320100002578	47	1	200000
Row7	320100002793	364	1	50000
Row8	320100002855	253	2	120000
Row9	320100003658	290	10	1400000
Row10	320100003824	91	1	4355915
Row11	320100003832	47	5	900000

Gambar. 6 Contoh Hasil Perhitungan Nilai RFM

Nilai RFM yang sudah dihasilkan sebelumnya, akan dilakukan pengujian normalitas data dengan skewness dengan rentang -1 sampai dengan 1. Setelah dilakukan pengujian normalitas, untuk atribut yang di luar rentang di atas, maka akan dilakukan transformasi dengan log base 10, agar menjadi distribusi normal. Hasil pengujian dan transformasinya dapat dilihat pada Tabel VII dan sebaran data setelah dan sebelum log base 10 dapat dilihat pada Gambar 8.

TABEL VII

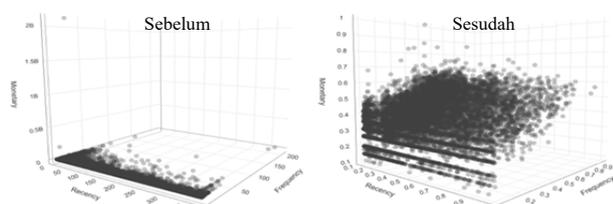
NILAI SKEWNESS SEBELUM DAN SESUDAH LOG BASE 10

Skewness	Sebelum Log 10	Setelah Log 10
<i>Recency</i> (tidak dilog)	0.39	0.39
<i>Frequency</i>	5.376	0.544
<i>Monetary</i>	107.919	0.115

Langkah selanjutnya adalah melakukan normalisasi Min-Max pada nilai RFM, berikut hasil normalisasinya pada Gambar 7.

Row ID	L ID Pel	D Recency	D Frequency	D Monetary
Row0	32010000279	0.458	0.37	0.424
Row2	32010000906	0.311	0.1	0.3
Row3	32010000948	0.626	0.1	0.192
Row6	320100002578	0.213	0.1	0.353
Row7	320100002793	0.974	0.1	0.256
Row8	320100002855	0.707	0.216	0.317
Row9	320100003658	0.796	0.487	0.489
Row10	320100003824	0.318	0.1	0.568
Row11	320100003832	0.213	0.37	0.458
Row12	320100004358	0.314	0.1	0.256

Gambar. 7 Contoh Hasil Normalisasi Min-Max pada Nilai RFM



Gambar. 8 Sebaran data RFM sebelum dan sesudah log base 10

C. Pengklasteran dengan K-Means

Pada tahap ini dilakukan pengklasteran K-Means berdasarkan nilai RFM yang telah dihitung sebelumnya. Pengklasteran dilakukan proses iterasi sebanyak 1000 kali dengan percobaan 2 kluster hingga 7 kluster dan dilakukan evaluasi hasil kluster menggunakan koefisien silhouette.

TABEL VIII

RATA-RATA INDEKS SILHOUTTE DARI HASIL PENGLASTERAN

Jumlah Kluster	Rata-Rata Indeks <i>Silhouette</i>
2	0.424
3	0.379
4	0.380
5	0.371
6	0.358
7	0.333

Dari Tabel VIII maka dapat dilihat bahwa dengan 2 (dua) kluster menghasilkan Indeks Silhouette terbaik dengan nilai 0.424 dan 7 (tujuh) kluster menghasilkan Indeks Silhouette terjelek dengan nilai 0.333. seluruh Indeks Silhouette memiliki nilai positif yang menunjukkan bahwa kluster yang dihasilkan baik dan memiliki kualitas kluster yang sama pada seluruh percobaan.

D. Analisis Hasil Pengklasteran

Pada tahap ini, dilakukan analisis hasil pengklasteran yang melibatkan evaluasi dan pemahaman terhadap kelompok-kelompok (kluster) yang terbentuk dari proses pengklasteran. Analisis difokuskan pada 3 (tiga) kluster teratas dengan Indeks Silhouette tertinggi. Tujuan dari analisis ini adalah untuk memperoleh pemahaman yang jelas terhadap karakteristik kluster, yang kemudian dapat disesuaikan dengan konteks masalah yang sedang dihadapi. Dengan demikian, analisis ini akan memungkinkan perbandingan yang lebih baik terhadap hasil analisis karakteristik kluster.

TABEL IX

KARAKTERISTIK RATA-RATA PELANGGAN TIAP KLUSTER

Jumlah Kluster	Kluster 0	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
2	R: 0.727 F: 0.256 M: 0.367	R: 0.248 F: 0.299 M: 0.389		
3	R: 0.713 F: 0.145 M: 0.310	R: 0.669 F: 0.460 M: 0.470	R: 0.227 F: 0.291 M: 0.386	
4	R: 0.745 F: 0.145 M: 0.312	R: 0.703 F: 0.445 M: 0.461	R: 0.265 F: 0.158 M: 0.316	R: 0.226 F: 0.467 M: 0.476

Berdasarkan Tabel IX, dapat ditentukan karakteristik umum pada setiap kluster dengan menggunakan skala RFM pada Tabel X, yang terbagi secara merata menjadi lima bagian, masing-masing dengan persentase 20%. Pada skala RFM, semakin rendah nilai *Recency*, semakin baik nilainya (polaritas negatif), sedangkan semakin tinggi nilai *Frequency* dan *Monetary*, semakin baik nilainya (polaritas positif). Penentuan karakteristik umum tiap kluster dapat dilihat pada Tabel XI.

TABEL X
SKALA RFM NYATA PADA DATASET

Nama Skala	Skala (%)	Recency	Frequency	Monetary
Very High	0-20	0.10 - 0.20	0.81 - 1.00	0.81 - 1.00
High	20-40	0.21 - 0.40	0.61 - 0.80	0.61 - 0.80
Medium	40-60	0.41 - 0.60	0.41 - 0.60	0.41 - 0.60
Low	60-80	0.61 - 0.80	0.21 - 0.40	0.21 - 0.40
Very Low	80-100	0.81 - 1.00	0.10 - 0.20	0.10 - 0.20

TABEL XI
KARAKTERISTIK UMUM BERDASARKAN SKALA RFM

Jumlah Klaster	Klaster 0	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
2	R: Low F: Low M: Low	R: High F: Low M: Low		
3	R: Low F: Very Low M: Low	R: Low F: Medium M: Medium	R: High F: Low M: Low	
4	R: Low F: Very Low M: Low	R: Low F: Medium M: Medium	R: High F: Very Low M: Low	R: High F: Medium M: Medium

Intepretasi terhadap karakteristik umum dari setiap klaster yang terbentuk, sebagai berikut:

1) Jumlah Klaster 2

a. Klaster 0

Segmen ini berisi pelanggan PLN yang menggunakan aplikasi PLN Mobile, tetapi memiliki tingkat penggunaan yang sangat rendah. Mereka jarang melakukan transaksi listrik melalui aplikasi dan mungkin membutuhkan dorongan atau insentif tambahan untuk aktif menggunakan aplikasi PLN Mobile untuk pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token. Label *Dormant Customers*

b. Klaster 1

Segmen ini mencakup pelanggan PLN yang melakukan transaksi dengan jumlah pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token yang relatif kecil dengan frekuensi rendah, namun mereka menggunakan aplikasi secara konsisten sehingga terus menunjukkan peningkatan dalam beberapa waktu terakhir. Dibuktikan dengan nilai *recency* yang cukup tinggi. Label *'Everyday' Shoppers*

2) Jumlah Klaster 3

a. Klaster 0

Segmen ini berisi pelanggan PLN yang menggunakan aplikasi PLN Mobile, tetapi memiliki tingkat penggunaan yang sangat rendah. Mereka jarang melakukan transaksi listrik melalui aplikasi dan mungkin membutuhkan dorongan atau insentif tambahan untuk aktif menggunakan aplikasi PLN Mobile untuk pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token. Label *Dormant Customers*

b. Klaster 1

Segmen ini mencakup sebagian besar pelanggan PLN yang menggunakan aplikasi PLN Mobile untuk pembayaran tagihan listrik dan pembelian token. Mereka memiliki tingkat frekuensi dan nilai transaksi yang rata-rata. Mereka merupakan pelanggan yang

setia dan secara teratur menggunakan aplikasi untuk membayar tagihan listrik dan atau melakukan pembelian token listrik sesuai kebutuhan. Label *Typical Customers*

c. Klaster 2

Segmen ini mencakup pelanggan PLN yang melakukan transaksi dengan jumlah pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token yang relatif kecil dengan frekuensi rendah, namun mereka menggunakan aplikasi secara konsisten sehingga terus menunjukkan peningkatan dalam beberapa waktu terakhir. Dibuktikan dengan nilai *recency* yang cukup tinggi. Label *'Everyday' Shoppers*

3) Jumlah Klaster 4

a. Klaster 0

Segmen ini berisi pelanggan PLN yang menggunakan aplikasi PLN Mobile, tetapi memiliki tingkat penggunaan yang sangat rendah. Mereka jarang melakukan transaksi listrik melalui aplikasi dan mungkin membutuhkan dorongan atau insentif tambahan untuk aktif menggunakan aplikasi PLN Mobile untuk pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token. Label *Dormant Customers*

b. Klaster 1

Segmen ini mencakup sebagian besar pelanggan PLN yang menggunakan aplikasi PLN Mobile untuk pembayaran tagihan listrik dan pembelian token. Mereka memiliki tingkat frekuensi dan nilai transaksi yang rata-rata. Mereka merupakan pelanggan yang setia dan secara teratur menggunakan aplikasi untuk membayar tagihan listrik dan atau melakukan pembelian token listrik sesuai kebutuhan. Label *Typical Customers*

c. Klaster 2

Segmen ini mencakup pelanggan PLN yang melakukan transaksi dengan jumlah pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token yang relatif kecil dengan frekuensi rendah, namun mereka menggunakan aplikasi secara konsisten sehingga terus menunjukkan peningkatan dalam beberapa waktu terakhir. Dibuktikan dengan nilai *recency* yang cukup tinggi. Label *'Everyday' Shoppers*

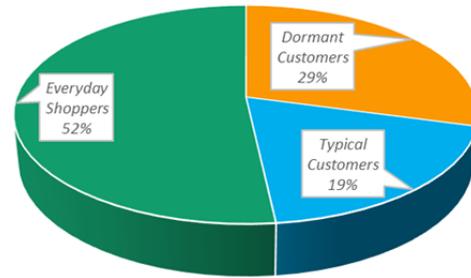
d. Klaster 3

Segmen ini mencakup sebagian besar pelanggan PLN yang menggunakan aplikasi PLN Mobile untuk pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token. Mereka memiliki tingkat frekuensi dan nilai transaksi yang rata-rata. Mereka merupakan pelanggan yang setia dan secara teratur menggunakan aplikasi untuk membayar tagihan listrik dan melakukan pembelian token listrik sesuai kebutuhan, namun terus menunjukkan peningkatan dalam beberapa waktu terakhir, sehingga nilai *recency* yang cukup tinggi. Label *Typical Customers*.

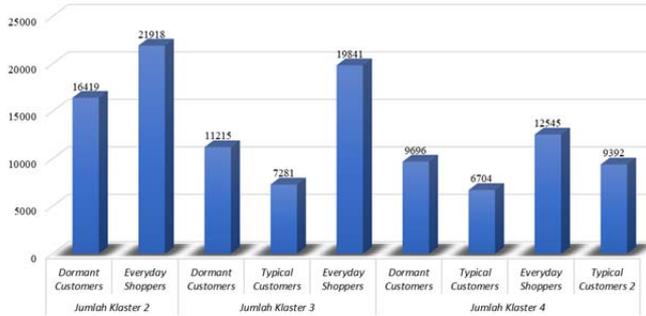
Berdasarkan intepretasi di atas, berikut label nama segmen pada setiap klaster yang terbentuk menggunakan segmen RFM yang dapat dilihat pada Tabel XII. Sebaran jumlah pelanggan setiap klaster dapat dilihat pada Gambar 9 dan presentase sebaran pelanggan dapat dilihat pada Gambar 10.

TABEL XII
LABEL NAMA SEGMENT BERDASARKAN SEGMENT RFM

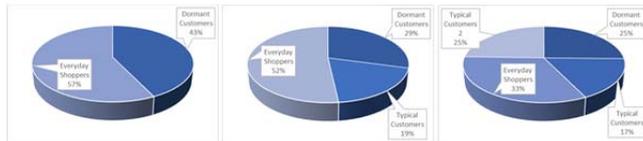
Jumlah Klaster	Klaster 0	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
2	<i>Dormant Customers</i>	<i>'Everyday' Shoppers</i>		
3	<i>Dormant Customers</i>	<i>Typical Customers</i>	<i>'Everyday' Shoppers</i>	
4	<i>Dormant Customers</i>	<i>Typical Customers</i>	<i>'Everyday' Shoppers</i>	<i>Typical Customers 2</i>



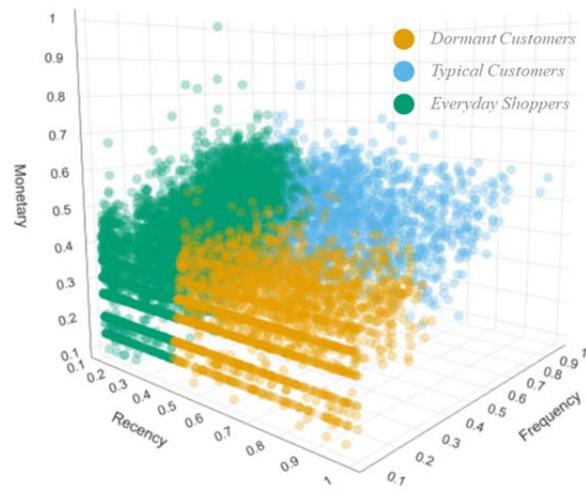
Gambar. 12 Persentase Sebaran Jumlah Pelanggan pada Klaster yang dipilih



Gambar. 9 Sebaran Pelanggan setiap Klaster pada Masing-Masing Label



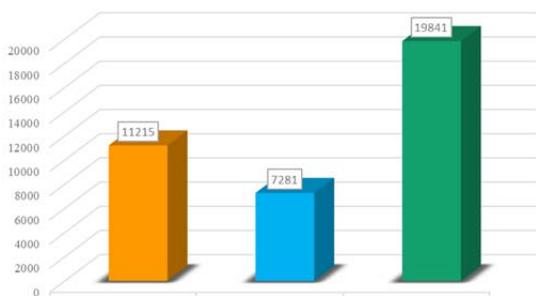
Gambar. 10 Persentase Pelanggan setiap Klaster pada Masing-Masing Label



Gambar. 13 Sebaran Pelanggan pada Klaster yang dipilih

Dalam analisis segmentasi pelanggan, terdapat tiga jumlah klaster yang diidentifikasi, yaitu Klaster 2, Klaster 3, dan Klaster 4. Klaster 2 terdiri dari 16.419 pelanggan yang masuk dalam kategori *Dormant Customers* (43%) dan 21.918 pelanggan yang termasuk dalam kategori *'Everyday' Shoppers* (57%). Klaster 3 mencakup 11.215 pelanggan *Dormant Customers* (29%), 7.281 pelanggan *Typical Customers* (19%), dan 19.841 pelanggan *'Everyday' Shoppers* (52%). Sementara itu, Klaster 4 terdiri dari 9.696 pelanggan *Dormant Customers* (25%), 6.704 pelanggan *Typical Customers* (17%), 12.545 pelanggan *'Everyday' Shoppers* (33%), dan 9.392 pelanggan *Typical Customers 2* (25%).

Setelah melakukan analisis hasil pengklasteran, dalam upaya melakukan penentuan strategi pemasaran akan menggunakan klaster yang memiliki jumlah 3 (tiga) klaster. Visualisasi sebaran jumlah pelanggan pada klaster yang dipilih dapat dilihat pada Gambar 11, presentase sebaran jumlah pelanggan dapat dilihat pada Gambar 12, dan sebaran pelanggan dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar. 11 Sebaran Jumlah Pelanggan pada Klaster yang dipilih

Keputusan ini didasarkan pada pertimbangan beberapa faktor. Proses seleksi jumlah klaster dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- 1) Dilakukan pengujian Indeks Silhouette hingga 6 klaster (2, 3, 4, 5, 6, dan 7) dan didapatkan bahwa jumlah klaster 2, 3, dan 4 klaster memiliki Indeks Silhouette tertinggi.
- 2) Dilakukan analisis karakteristik umum terhadap 3 klaster tersebut dengan menggunakan skala RFM dan kemudian diberikan label nama sesuai dengan segmen RFM.
- 3) Berdasarkan label nama segmen maka didapatkan label untuk jumlah klaster 2 (*Dormant Customers* dan *'Everyday' Shoppers*), jumlah klaster 3 (*Dormant Customers*, *Typical Customers* dan *'Everyday' Shoppers*), serta jumlah klaster 4 (*Dormant Customers*, *Typical Customers*, *'Everyday' Shoppers*, dan *Typical Customers 2*)
- 4) Jumlah klaster 4 tidak digunakan karena terbentuk klaster *Typical Customers* yang ke-2 karena memiliki karakteristik umum yang sangat mirip dengan klaster yang lain.
- 5) Jumlah klaster 2 tidak digunakan karena tidak teridentifikasi klaster *Typical Customers* yang merupakan klaster paling cocok mewakili pelanggan PLN pada umumnya, di mana melakukan pembayaran tagihan listrik dan atau pembelian token sesuai dengan kebutuhan
- 6) Terakhir jumlah klaster 3 dipilih untuk dilakukan penentuan strategi pemasaran dalam upaya peningkatan kinerja penjualan perusahaan

E. Penentuan Strategi Pemasaran

Pada tahap ini akan dilakukan penjelasan strategi

pemasaran yang direkomendasikan berdasarkan hasil analisis. Menurut Kotler [22] terdapat 4 (empat) rentang atau skala kemungkinan segmentasi pasar yang dapat membantu dalam membuat keputusan tentang target pasar, antara lain: *Full Market Coverage*, *Multiple Segment Specialization*, *Single-Segment Concentration*, dan *Individual Marketing*. Berdasarkan beberapa pertimbangan sebagai berikut, maka skala market yang digunakan hanya *Full Market Coverage* dan *Multiple Segment Specialization* yang dapat dilihat pada Tabel XIII.

Pertimbangannya adalah *Full Market Coverage* memungkinkan perusahaan menargetkan seluruh pasar secara keseluruhan, menciptakan peluang bisnis dari semua segmen, dan membangun citra merek yang kuat. Sementara, *Multiple Segment Specialization* memungkinkan perusahaan memfokuskan upaya pemasaran pada setiap segmen dengan pesan yang relevan dan menarik, serta menonjolkan *Unique Selling Proposition* perusahaan pada masing-masing segmen.

TABEL XIII
PENENTUAN TARGET PASAR TERHADAP SEGMENT-SEGMENT

Skala Market	Target Market
<i>Full Market Coverage</i>	Seluruh Segmen (<i>Dormant Customers, Typical Customers dan Everyday Shoppers</i>)
<i>Multiple Segment Specialization</i>	<i>Dormant Customers</i>
	<i>Typical Customers</i>
	<i>'Everyday' Shoppers</i>
<i>Single-Segment Concentration</i>	Tidak Digunakan
<i>Individual Marketing</i>	Tidak Digunakan

TABEL XIV
PENENTUAN STRATEGI PEMASARAN PADA SETIAP TARGET MARKET

Target Market	Strategi Pemasaran
<i>Full Market Coverage</i>	
Seluruh Segmen (<i>Dormant Customers, Typical Customers dan Everyday Shoppers</i>)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Sistem Gamifikasi di Aplikasi PLN Mobile 2. Tantangan Testimoni dan Hadiah 3. Penguatan Branding PLN Mobile 4. Pelaporan Ketidaklayakan Infrastruktur Listrik 5. Sistem Rating Pengguna 6. Pengembangan Fitur dan Fungsi Aplikasi 7. Fitur dan Fungsi Aplikasi
<i>Multiple Segment Specialization</i>	
<i>Dormant Customers</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Onboarding Personalisasi 2. Program Insentif 3. Kampanye Edukasi 4. Notifikasi Personalisasi 5. Umpan Balik dan Dukungan Pelanggan 6. Kolaborasi dan Mitra
<i>Typical Customers</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Program Loyalitas 2. Personalisasi Komunikasi 3. Kampanye Cross-Selling dan Up-Selling 4. Konten Edukasi 5. Program Referral 6. Layanan Pelanggan yang Unggul
<i>'Everyday' Shoppers</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Program Cashback atau Diskon 2. Promosi Khusus 3. Program Hadiah atau Poin 4. Konten Edukasi dan Tips Memilih Peralatan Listrik Hemat Energi 5. Komunikasi Personal 6. Keuntungan Tambahan

F. Strategi Pemasaran

Pada tahap ini dilakukan penjelasan strategi pemasaran yang direkomendasikan pada Tabel XIV, berdasarkan hasil analisis. Strategi pemasaran mencakup langkah-langkah spesifik untuk menarik, mempertahankan, dan meningkatkan kepuasan pelanggan dalam setiap segmen agar dapat meningkatkan kinerja penjualan perusahaan.

1) Full Market Coverage

Strategi pemasaran untuk meningkatkan penjualan PLN pada seluruh segmen (*Dormant Customers, Typical Customers dan 'Everyday' Shoppers*), sebagai berikut:

a. Sistem Gamifikasi di Aplikasi PLN Mobile

- Implementasikan sistem login harian untuk mendapatkan poin, yang akan meningkatkan keterlibatan pelanggan dari semua segmen
- Tambahkan perhitungan total transaksi bulanan untuk naik pangkat dalam aplikasi dan mendapatkan bonus berdasarkan jenjang pangkat pengguna. Hal ini akan mendorong pelanggan untuk lebih aktif menggunakan aplikasi dan meningkatkan tingkat transaksi
- Sediakan Daily Quiz yang berisi pertanyaan seputar berita atau produk PLN. Pelanggan yang menjawab dengan benar akan mendapatkan poin. Ini akan meningkatkan kesadaran produk dan brand PLN
- Tambahkan game dalam aplikasi dengan tema proses pelayanan PLN, seperti penambahan daya, reparasi alat listrik, atau cek daya. Pelanggan dapat memainkannya harian dengan pengisian ulang giliran setiap beberapa jam. Setiap penyelesaian misi akan memberikan poin. Berikan game nama yang terkait dengan visi, misi, atau slogan PLN, seperti "Listrik Untuk Nusantara" atau "Pahlawan Listrik Nusantara". Hal ini akan meningkatkan kesadaran produk dan layanan PLN.

b. Tantangan Testimoni dan Hadiah

Buat tantangan untuk pelanggan agar membuat testimoni tentang pengalaman menggunakan layanan PLN dan membagikannya di media sosial dengan mencantumkan tag PLN. Pilih pelanggan beruntung untuk mendapatkan hadiah. Hal ini akan meningkatkan kepercayaan pelanggan dan mendorong mereka untuk mempromosikan PLN kepada orang lain.

c. Penguatan Branding PLN Mobile

Lakukan penguatan branding PLN Mobile sebagai e-commerce produk kelistrikan dan ketenagalistrikan melalui iklan di media sosial, seperti YouTube atau Instagram Ads. Fokuskan iklan pada keunggulan produk dan layanan PLN serta keuntungan menggunakan aplikasi PLN Mobile.

d. Pelaporan Ketidaklayakan Infrastruktur Listrik

Sediakan sistem pelaporan ketidaklayakan infrastruktur listrik atau pelanggaran instalasi listrik. Jika laporan terbukti, berikan hadiah atau promo dari PLN, seperti revitalisasi di universitas terkemuka. Hal ini akan mendorong pelanggan untuk melaporkan

masalah yang mereka temui, sehingga PLN dapat meningkatkan kualitas layanan dan memperbaiki infrastruktur yang tidak memadai.

e. Sistem Rating Pengguna

Implementasikan sistem rating pengguna setiap kali mereka melakukan transaksi melalui PLN Mobile. Data rating ini akan memberikan PLN wawasan tentang persepsi pelanggan secara terpusat dan membantu meningkatkan kualitas layanan.

f. Pengembangan Fitur dan Fungsi Aplikasi

Terus tingkatkan pengalaman pengguna aplikasi PLN Mobile dengan mengembangkan fitur dan fungsi yang memberikan manfaat bagi semua segmen. Misalnya, tambahkan fitur pelacakan penggunaan energi, pemberitahuan konsumsi listrik.

2) Multiple Segment Specialization

Strategi pemasaran untuk meningkatkan penjualan PLN pada masing-masing segmen (*Dormant Customers*, *Typical Customers* dan *'Everyday' Shoppers*), sebagai berikut:

a. *Dormant Customers*

- *Onboarding Personalisasi*: Buat proses onboarding yang personalisasi bagi pelanggan dormant yang telah menggunakan aplikasi PLN Mobile namun memiliki tingkat penggunaan yang rendah. Berikan panduan langkah demi langkah tentang cara menggunakan aplikasi, melakukan pembayaran tagihan listrik, dan pembelian token. Hal ini akan membantu mereka menjadi akrab dengan fitur-fitur aplikasi dan mendorong penggunaan aktif
- Program Insentif: Buat program insentif yang khusus ditujukan untuk pelanggan dormant. Tawarkan diskon eksklusif, *reward*, atau bonus token sebagai insentif untuk melakukan transaksi melalui aplikasi PLN Mobile. Hal ini akan memotivasi mereka untuk menggunakan aplikasi secara aktif untuk pembayaran tagihan dan pembelian token, menekankan keunggulan *unique selling proposition* dari kemudahan dan efisiensi
- Kampanye Edukasi: Luncurkan kampanye edukasi yang ditargetkan untuk pelanggan dormant untuk menyoroti manfaat menggunakan aplikasi PLN Mobile. Fokuskan pada fitur-fiturnya, seperti monitoring penggunaan real-time, pengingat pembayaran, dan akses data historis tagihan. Tekankan bagaimana fitur-fitur ini dapat menyederhanakan manajemen listrik mereka dan meningkatkan pengalaman secara keseluruhan.
- Notifikasi Personalisasi: Terapkan notifikasi personalisasi untuk melibatkan pelanggan dormant dan mengingatkan mereka akan keuntungan menggunakan aplikasi PLN Mobile. Kirimkan pemberitahuan tentang tanggal jatuh tempo tagihan, diskon token, atau promosi terbatas. Hal ini akan membuat mereka tetap terinformasi dan mendorong penggunaan aplikasi secara teratur, memperkuat

unique selling proposition dari transaksi tepat waktu dan hemat biaya.

- Umpan Balik dan Dukungan Pelanggan: Selalu mencari umpan balik dari pelanggan dormant untuk memahami masalah dan hambatan penggunaan aplikasi. Berikan dukungan pelanggan yang responsif melalui berbagai saluran, seperti dukungan chat di dalam aplikasi, email, atau bantuan telepon. Menangani pertanyaan dan kekhawatiran mereka dengan cepat akan membangun kepercayaan dan meningkatkan persepsi merek PLN
- Kolaborasi dan Mitra: Berkolaborasi dengan mitra yang relevan, seperti platform *e-commerce* atau merek lokal populer, untuk menawarkan promosi bersama atau penawaran eksklusif bagi pelanggan *dormant*. Hal ini dapat menarik perhatian mereka dan mendorong penggunaan aplikasi PLN Mobile, memanfaatkan *unique selling proposition* dari nilai tambahan dan penghematan.

b. *Typical Customers*

- Program Loyalitas: Implementasikan program loyalitas khusus untuk pelanggan *Typical*. Berikan penghargaan, bonus token, atau diskon khusus sebagai bentuk apresiasi atas kesetiaan mereka dalam menggunakan aplikasi PLN Mobile. Hal ini akan memperkuat ikatan pelanggan dengan merek PLN dan meningkatkan brand positioning sebagai pilihan yang handal dan menguntungkan
- Personalisasi Komunikasi: Gunakan pendekatan komunikasi yang personal dan relevan dengan memanfaatkan data dan riwayat transaksi pelanggan. Kirimkan pemberitahuan terkait tagihan listrik, promosi spesial, atau penawaran eksklusif berdasarkan kebutuhan dan preferensi pelanggan. Hal ini akan meningkatkan keterlibatan pelanggan dan memberikan pengalaman yang lebih memuaskan
- Kampanye *Cross-Selling* dan *Up-Selling*: Manfaatkan data dan pola transaksi pelanggan *Typical* untuk mengidentifikasi peluang *cross-selling* dan *up-selling*. Tawarkan produk atau layanan tambahan, seperti kompor induksi dan peralatan pendukungnya, motor listrik, diskon pembelian mobil listrik, gratis pemasangan SPKLU (Stasiun Pengisian Kendaraan Listrik Umum) Mini di rumah pemilik mobil listrik, atau layanan pemeliharaan, yang relevan dengan kebutuhan mereka. Hal ini akan memperkuat *unique selling proposition* dari PLN sebagai penyedia solusi lengkap untuk kebutuhan energi pelanggan
- Konten Edukasi: Buat konten edukasi yang informatif dan bermanfaat terkait pengelolaan energi, green energy dan teknologi terkini dalam industri energi. Bagikan konten ini melalui kanal digital seperti blog, *newsletter*, atau media sosial untuk meningkatkan kesadaran dan pengetahuan pelanggan tentang inovasi dan keunggulan PLN. Hal ini akan memperkuat *brand positioning* PLN

sebagai pemimpin dalam industri energi yang peduli terhadap lingkungan dan inovasi

- Program *Referral*: Berikan insentif bagi pelanggan *Typical* untuk merujuk teman, keluarga, atau kenalan mereka untuk menggunakan aplikasi PLN Mobile. Tawarkan *reward*, diskon, atau bonus token sebagai bentuk apresiasi atas referensi yang berhasil. Hal ini akan memperluas jangkauan pelanggan dan memperkuat *brand positioning* PLN sebagai pilihan yang direkomendasikan secara personal
- Layanan Pelanggan yang Unggul: Tingkatkan kualitas layanan pelanggan untuk segmen *Typical* dengan memastikan responsifitas yang cepat, dukungan yang ramah, dan solusi yang efektif dalam menangani pertanyaan atau masalah pelanggan. Hal ini akan memperkuat persepsi merek PLN sebagai penyedia layanan yang handal dan mengutamakan kepuasan pelanggan

c. 'Everyday' Shoppers

- Program Cashback atau Diskon: Tawarkan program cashback atau diskon khusus kepada pelanggan 'Everyday' Shoppers untuk setiap transaksi pembayaran tagihan listrik atau pembelian token. Hal ini akan meningkatkan insentif bagi mereka untuk tetap menggunakan aplikasi PLN Mobile secara konsisten dan meningkatkan *brand positioning* PLN sebagai pilihan yang menguntungkan
- Promosi Khusus: Selenggarakan promosi khusus yang terbatas waktu, seperti penawaran spesial atau diskon tambahan untuk pembayaran tagihan listrik atau pembelian token dalam periode tertentu. Hal ini akan mendorong pelanggan 'Everyday' Shoppers untuk melakukan transaksi lebih sering dan meningkatkan nilai *recency* mereka
- Program Hadiah atau Poin: Implementasikan program hadiah atau poin untuk setiap transaksi yang dilakukan oleh pelanggan 'Everyday' Shoppers. Berikan *reward* atau poin yang dapat ditukarkan dengan produk atau layanan PLN, seperti bonus token atau peralatan listrik seperti kompor induksi dan sejenisnya. Hal ini akan memperkuat *unique selling proposition* PLN sebagai penyedia layanan yang memberikan keuntungan tambahan bagi pelanggan setia
- Konten Edukasi dan Tips Memilih Peralatan Listrik Hemat Energi: Sediakan konten edukasi dan tips memilih peralatan listrik hemat energi yang berguna bagi pelanggan 'Everyday' Shoppers. Bagikan informasi melalui blog, newsletter, atau media sosial PLN Mobile. Hal ini akan membantu meningkatkan kesadaran dan pengetahuan mereka tentang penggunaan listrik yang efisien dan memperkuat *brand positioning* PLN sebagai penyedia solusi untuk pengelolaan energi
- Komunikasi Personal: Lakukan komunikasi personal dengan pelanggan 'Everyday' Shoppers melalui pesan atau notifikasi dalam aplikasi PLN Mobile.

Berikan pemberitahuan tentang promosi terbaru, pengingat pembayaran tagihan, atau tips hemat energi yang disesuaikan dengan kebutuhan mereka. Hal ini akan meningkatkan keterlibatan dan relevansi komunikasi dengan pelanggan, serta memperkuat *brand positioning* PLN sebagai mitra yang peduli dengan kebutuhan mereka

- Keuntungan Tambahan: Berikan keuntungan tambahan bagi pelanggan 'Everyday' Shoppers, seperti akses eksklusif ke fitur atau layanan khusus, prioritas layanan pelanggan, atau layanan darurat 24 jam. Hal ini akan memberikan nilai tambahan bagi pelanggan dan memperkuat *brand positioning* PLN sebagai penyedia layanan yang dapat diandalkan dan memberikan perhatian ekstra kepada pelanggan

G. Penerapan Strategi Pemasaran

Strategi pemasaran yang terdapat pada tabel 14, PLN UID Sulselrabar perlu melakukan pengujian terhadap dampaknya pada kinerja penjualan perusahaan, baik secara langsung maupun tidak langsung. Selain itu, perlu dipertimbangkan juga implementasinya di lapangan, terutama di daerah-daerah yang masih memiliki keterbatasan infrastruktur internet atau penggunaan ponsel pintar. Hal ini akan memastikan bahwa strategi pemasaran yang telah dirancang dapat dijalankan secara efektif dan berdampak positif, tidak hanya di lingkungan yang sudah memiliki akses yang baik terhadap teknologi, tetapi juga di daerah-daerah yang mungkin menghadapi kendala teknis. Dengan menguji dan menyesuaikan strategi pemasaran ini dengan kondisi lapangan yang beragam, perusahaan dapat memastikan keberhasilan dan relevansi dari upaya pemasaran mereka, sehingga dapat meningkatkan kinerja penjualan secara keseluruhan.

V. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari hasil analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengklasteran menggunakan algoritma K-Means berdasarkan model RFM telah berhasil menghasilkan kluster yang dapat digunakan untuk menentukan strategi pemasaran yang dapat direkomendasikan kepada perusahaan dengan tujuan peningkatan kinerja penjualan
2. Model RFM sangat membantu dalam pemberian label pada kluster-kluster yang terbentuk, sehingga karakteristik umum tiap kluster mudah dikenali, seperti 3 (tiga) kluster yang digunakan dalam penelitian ini, antara lain: *Dormant Customers*, *Typical Customers* dan *Everyday Shoppers*
3. Algoritma K-Means dengan pengujian koefisien silhouette dapat memberikan beberapa pilihan kluster yang dapat disesuaikan dengan kebutuhan atau tujuan analisis seperti kluster dengan jumlah 2 (dua), 3 (tiga), dan 4 (empat) kluster yang masing-masing memiliki nilai silhouette 0.424, 0.379, dan 0.380
4. Model RFM juga dapat membantu dalam memberikan pertimbangan jumlah kluster yang digunakan, seperti ketika terdapat kluster yang berbeda namun memiliki label yang sama

(karakteristik umum yang sama), sebaiknya jumlah kluster tersebut tidak digunakan

5. Data transaksi yang berasal dari aplikasi PLN Mobile dapat digunakan untuk analisis perilaku pelanggan berdasarkan kriteria pembelian atau transaksi, sehingga dapat memberikan manfaat bagi perusahaan.
 6. Konsep *Segmentation, Targeting, dan Positioning* (STP) sangat membantu dalam penentuan strategi pemasaran, seperti penggunaan *Full Market Coverage* dan *Multiple Segment Specialization* dalam pemilihan target pasar.
- DAFTAR PUSTAKA
- [1] M. H. Kusuma and S. E. Rahim, "The effectiveness of the new PLN mobile application in improving service quality, customer satisfaction, and electrifying lifestyle during the new normal period in Tanjung pandan city," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 913, no. 1. IOP Publishing Ltd, Dec. 02, 2021. doi: 10.1088/1755-1315/913/1/012050.
 - [2] B. Shen, "E-commerce Customer Segmentation via Unsupervised Machine Learning," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Jan. 2021. doi: 10.1145/3448734.3450775.
 - [3] E. Ernawati, S. S. K. Baharin, and F. Kasmin, "A review of data mining methods in RFM-based customer segmentation," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Apr. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1869/1/012085.
 - [4] P. Anitha and M. M. Patil, "RFM model for customer purchase behavior using K-Means algorithm," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 5, pp. 1785–1792, May 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.12.011.
 - [5] J. Wu *et al.*, "An Empirical Study on Customer Segmentation by Purchase Behaviors Using a RFM Model and K -Means Algorithm," *Math Probl Eng*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/8884227.
 - [6] P. Baines, C. Fill, and K. Page, *Essentials of Marketing*. Oxford University Press, 2013.
 - [7] N. Puspitasari, J. A. Widiars, and N. B. Setiawan, "Customer segmentation using bisecting k-means algorithm based on recency, frequency, and monetary (RFM) model," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 78–83, Apr. 2020, doi: 10.14710/jtsiskom.8.2.2020.78-83.
 - [8] F. Cappa, R. Oriani, E. Peruffo, and I. McCarthy, "Big Data for Creating and Capturing Value in the Digitalized Environment: Unpacking the Effects of Volume, Variety, and Veracity on Firm Performance*," *Journal of Product Innovation Management*, vol. 38, no. 1, pp. 49–67, Jan. 2021, doi: 10.1111/jpim.12545.
 - [9] N. S. A. Samad, S. F. Muhamad, A. H. A. Rahman, C. Sulaiman, N. Othman, and N. F. Shaari, "Mobile Commerce Application Moving Towards Sustainability," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics, 2022. doi: 10.1088/1755-1315/1102/1/012032.
 - [10] K. Z. Wijaya, A. Djunaidy, and F. Mahananto, "Segmentasi Pelanggan Menggunakan Algoritma K-Means dan Analisis RFM di Ova Gaming E-Sports Arena Kediri," *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 10, no. 2, pp. 230–237, 2021.
 - [11] A. J. Christy, A. Umamakeswari, L. Priyatharsini, and A. Neyaa, "RFM ranking – An effective approach to customer segmentation," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 33, no. 10, pp. 1251–1257, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2018.09.004.
 - [12] R. W. B. S. Brahmana, F. A. Mohammed, and K. Chairuang, "Customer Segmentation Based on RFM Model Using K-Means, K-Medoids, and DBSCAN Methods," *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 1, pp. 32–43, Apr. 2020, doi: 10.24843/lkjiti.2020.v11.i01.p04.
 - [13] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Data Mining. Concepts and Techniques, 3rd Edition (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)," 2011.
 - [14] S. Hwang and Y. Lee, "Identifying customer priority for new products in target marketing: Using RFM model and TextRank," *Innovative Marketing*, vol. 17, no. 2, pp. 125–136, Jun. 2021, doi: 10.21511/im.17(2).2021.12.
 - [15] B. Basri, W. Gata, and R. Risnandar, "Analisis Loyalitas Pelanggan Berbasis Model Recency, Frequency, dan Monetary (RFM) dan Decision Tree pada PT. Solo," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 5, p. 943, Oct. 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020752284.
 - [16] A. Wibowo and A. R. Handoko, "Segmentasi Pelanggan Ritel Produk Farmasi Obat Menggunakan Metode Data Mining Klasterisasi dengan Analisis Recency Frequency Monetary (RFM) Termodifikasi," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 3, pp. 573–579, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202072925.
 - [17] J. Wu *et al.*, "User Value Identification Based on Improved RFM Model and K-Means++ Algorithm for Complex Data Analysis," *Wirel Commun Mob Comput*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/9982484.
 - [18] L. Kaufman and P. J. Rousseeuw, *Finding Groups in Data An Introduction to Cluster Analysis*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2005.
 - [19] B. E. Adiana, I. Soesanti, and A. E. Permasari, "Analisis Segmentasi Pelanggan Menggunakan Kombinasi RFM Model dan Teknik Clustering," *Jurnal Terapan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 1, pp. 23–32, 2018, doi: 10.21460/jutei.2017.21.76.
 - [20] K. Tsipstis and A. Chorianopoulos, *Data Mining Techniques in CRM: Inside Customer Segmentation*, 1st ed. Athens, Greece: John Wiley & Sons, Ltd, 2009.
 - [21] M. G. Bulmer, *Principles of Statistics (Dover Books on Mathematics)*, 3rd ed. New York: Dover Publications, 1979.
 - [22] P. Kotler and K. L. Keller, *Marketing Management*, 15th ed. Harlow, Essex (England): Pearson Education Limited, 2016.