

CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT MENGUNAKAN METODE LEAST SQUARE DAN RFM K-MEANS BERBASIS WEBSITE

Gabriel Ivan Setyaputra¹⁾ Bagus Mulyawan²⁾ Manatap Dolok Lauro³⁾

Teknik Informatika, FTI, Universitas Tarumanaraga
Jl. Letjen S Parman no 1, Jakarta 11440 Indonesia
gabriel.535180023@stu.untar.ac.id¹⁾, bagus@fti.untar.ac.id²⁾, manataps@fti.untar.ac.id³⁾

ABSTRACT

Persaingan di dunia bisnis semakin ketat dalam persaingannya, yang membuat tiap perusahaan berniat keras untuk menciptakan strategi bisnis yang bisa bersaing dengan tekanan kompetitor. Melihat kenyataan yang ada, dengan adanya kemajuan teknologi yang semakin pesat maka aplikasi Customer Relationship Management dapat menjadi solusi dalam memelihara hubungan yang baik dengan pelanggan.

Aplikasi CRM ini dibuat sebuah fitur peramalan pendapatan sales tahunan yang dapat membantu perusahaan dalam menentukan strategi bisnis kedepannya. Perlu digaris bawahi bahwa proyeksi atau prediksi pendapatan harus berdasarkan kebenaran fakta yang diambil dari data penjualan dari masa lalu sehingga data yang di prediksi adalah data yang baik dan akurat. Dalam aplikasi yang dibuat saat ini, metode yang akan digunakan adalah metode Forecasting Least Square. Dari hasil Mean Absolute Percentage Error (MAPE) rata-rata error sebesar 19.27% berdasarkan data 2015 – 2018 untuk memprediksi tahun 2019-2020.

juga dibuat sebuah fitur klustering yang bertujuan untuk mengelompokkan data setiap pelanggan dalam waktu per tahun ke dalam model Recency, Frequency dan Monetary Value dengan metode K-Means. Dari hasil perhitungan diperoleh nilai Davies Bouldin-Index (DBI) sebesar 0.410372 yang dapat disimpulkan bahwa klustering terhadap pelanggan terbentuk dengan baik.

Key words

RFM K-Means Clustering, Forecasting Least Square, Customer Relationship Management

1. Pendahuluan

Persaingan di dunia bisnis semakin ketat dalam persaingannya, yang membuat tiap perusahaan berniat keras untuk menciptakan strategi bisnis, agar bisa bersaing dengan tekanan kompetitor.

Melihat kenyataan yang ada, dengan adanya kemajuan teknologi yang semakin pesat tiap tahun maka CRM dapat menjadi sebuah solusi dalam memelihara hubungan yang baik dengan pelanggan. CRM dapat

mendorong loyalitas pelanggan karena sebuah perusahaan dapat memanfaatkan informasi pelanggan sehingga dapat memberikan pelayanan baik kepada pelanggan, meningkatkan efisiensi karena memberikan kemudahan dalam proses penjualan produk dan layanan, selain itu juga mengurangi resiko turunnya kualitas pelayanan dan beban cash flow, meningkatkan Time to Market dengan mendapat informasi seperti data trend pembelian yang dilakukan oleh pelanggan dan menentukan waktu yang tepat dalam memasarkan sebuah produk, dan dengan segala manfaat tersebut maka perusahaan dapat menerima pendapatan secara stabil dan optimal.

Kurangnya penggunaan CRM secara optimal ini memperlambat proses pengambilan keputusan oleh perusahaan. Sedangkan penggunaan CRM adalah untuk membantu user. Sehingga dari kenyataan seperti itulah dibutuhkan sebuah evaluasi guna mencegah kesalahan yang pernah terjadi dimasa lalu, sehingga dapat diantisipasi jika kesalahan tersebut terjadi. Sehingga memerlukan waktu yang lebih untuk bisa menyesuaikan pelanggan yang menjadi pipeline lead sampai menjadi pelanggan. Dan untuk mengatasi masalah tersebut, diusulkan sebuah perancangan sistem CRM yang baru agar proses yang berjalan pada aktivitas sales, engineer, dan admin dapat berjalan lebih efisien dan efektif.

Melakukan aktivitas peramalan adalah hal yang sangat penting untuk mengetahui pendapatan yang diinginkan dalam waktu yang ditentukan. Prediksi adalah suatu teknik atau metode kuantitatif yang digunakan untuk memprediksi sesuatu yang akan terjadi di masa depan yang membutuhkan data masa lampau yang dijadikan sebagai acuan atau historis.

Segmentasi pelanggan adalah hal penting yang harus dilakukan perusahaan dalam meningkatkan hubungan dengan pelanggan. Dalam aplikasi yang dibuat ini, dibuat sebuah fitur Klustering yang bertujuan untuk mengelompokkan data setiap pelanggan dalam waktu kurun tertentu ke dalam model Recency, Frequency dan Monetary Value (RFM). Kemudian data akan masuk kedalam algoritma K-Means untuk ditampilkan visual data nya kepada pengguna aplikasi CRM. Dengan ditambahkan fitur perhitungan prediksi pendapatan

dan segmentasi pelanggan, tentunya akan menjadi peningkatan yang besar dari aplikasi yang lama.

2. Dasar Teori

2.1 Node JS

Node.js adalah lingkungan runtime lintas platform open source untuk JavaScript. Dengan Node JS, pengembang dapat menjalankan kode javascript tidak hanya di browser saja.[1]

2.2 React JS

Library javascript React JS digunakan untuk mengembangkan User Interface aplikasi yang bersifat Reusable.[2]

2.3 Express JS

Node JS mempunyai framework web yang bernama Express JS yang dibuat secara fleksibel dan sederhana untuk mempermudah para pengembang web dalam membuat back-end ataupun front-end aplikasi.[3]

2.4 Mongo DB

Mongo DB adalah perangkat lunak basis data NoSQL yang berbasis dokume. Pada database SQL, data disimpan dalam bentuk tabel. Sedangkan pada MongoDB data disimpan dalam bentuk dokumen dengan format JSON.[4]

2.4 Least Square

Metode Least Square adalah metode peramalan yang digunakan untuk melihat tren dari data deret waktu.[5] Metode ini akan digunakan dalam prediksi pendapatan sales tiap tahun pada aplikasi CRM.

Proses prediksi dilakukan tiap periode tahunnya untuk menghindari data yang fluktuatif. Tahapan-tahapan dalam memulai proses prediksi dengan metode ini adalah pengumpulan data yang akan diproses dengan benar, dimana dibutuhkan X (*Independent Variable*) dan Y (*Dependent Variable*). Setelah data terkumpul maka bisa dilakukan persamaan *trend* dengan metode *Least Square*, yaitu :

$$\hat{Y} = a + bx$$

Dalam mencari nilai m dan b dari persamaan tersebut dapat digunakan dua persamaan normal sebagai berikut :

$$a = \frac{\sum y}{n}$$

$$b = \frac{\sum xy}{\sum x^2}$$

Keterangan :

Y = Taksiran data *trend* / data berkala (Time Series)

X = Variabel waktu (Tahun)

a = konstanta

b = parameter

2.5 RFM dan K-Means Clustering

Dalam pembuatan aplikasi CRM ini diperlukan segmentasi pelanggan untuk dianalisa mengetahui mana pelanggan yang *profitable* ataupun sebaliknya.

Model yang biasa digunakan untuk melakukan segmentasi pelanggan adalah :

1. Recency yaitu selisih hari antara terakhir kali transaksi dengan transaksi sebelumnya. Semakin kecil selisih maka semakin besar nilai R.[6]
2. Frequency yaitu jumlah data transaksi dalam 1 tahun. Semakin banyak transaksi maka semakin besar nilai F.[6]
3. Monetary yaitu nilai uang yang dikeluarkan setiap pelanggan tiap tahunnya. Semakin besar nilai maka semakin besar nilai M.[6]

Data yang di dapat akan dihitung dengan Discretization dimana mengubah variabel ke dalam bentuk diskrit dengan membuat mengurutkan data dan menghilangkan duplikasi. Lalu data diambil dengan membagi 5 ambang.

Setelah itu ditentukan *centroid* untuk masing-masing data dengan menggunakan rumus *Euclidean Distance* untuk mendapatkan jarak minimum data terhadap *centroid*.

$$[(x, y, z), (a, b, c)] = \sqrt{(x - a)^2 + (y - b)^2 + (z - c)^2}$$

x = *Recency*

y = *Frequency*

z = *Monetary Value*

a,b,c = titik *centroid*

Perhitungan terus diulang hingga *cluster* tiap iterasi tidak ada yang berubah. Setelah kluster sudah tidak berubah maka bisa diambil kesimpulan kluster tiap data.

2.6 Mean Absolute Percentage Error

Mean Absolute Percentage Error adalah Sistem ukur yang digunakan untuk mengukur akurasi perhitungan peramalan *Least Square*. Metode ini membandingkan hasil prediksi dengan data yang sebenarnya. Rumus dari *MAPE* dapat ditulis sebagai berikut.[7]

$$MAPE = \sum Abs \left(\frac{Hasil\ Prediksi - Data\ Aktual}{Data\ Aktual} \right) \times 100\%$$

Semakin kecil MAPE, semakin akurat prediksi model. Artinya model dengan nilai MAPE 5% lebih baik dari model lain dengan nilai MAPE 10%.

Tabel 1 Interpretasi Mape

MAPE	Interpretasi
≤ 10	Hasil peramalan sangat akurat
10 - 20	Hasil peramalan baik
20 - 50	Hasil peramalan layak (cukup baik)
> 50	Hasil peramalan tidak akurat

Interpretasi akurat atau tidaknya MAPE pada tabel diatas berdasarkan Lewis (1982).

2.7 Davies Bouldin-Index

DBI (Davies–Bouldin index) ukuran untuk mengevaluasi kinerja pengelompokan. Nilai DBI didapatkan dari persamaan berikut berikut:[7]

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

Untuk mencari nilai, SSW dan SSB harus terlebih dahulu dicari. SSW (*Sum of Square Within Cluster*) Merupakan metode penghitungan jarak pada cluster sebagai ukuran kohesi pada cluster-i.[7] Dengan menghitung jarak rata-rata Euclidean, setiap bagian data masuk ke cluster-i. Dengan per perhitungan SSW :

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

SSB (*Sum of Square Between Cluster*) adalah yang berfungsi untuk menghitung jarak antar cluster atau antar kluster,[7] seperti cluster i dan j dengan mengukur centroid ci dan cj seperti pada persamaan :

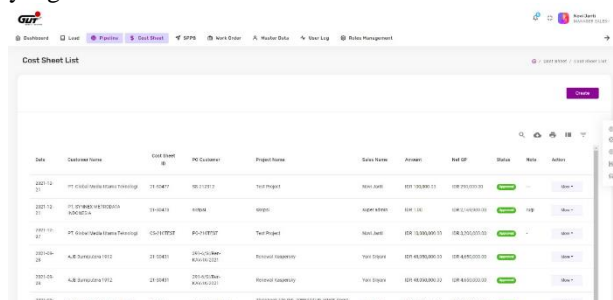
$$SSB_{i,j} = d(x_j, c_i)$$

3. Hasil Percobaan

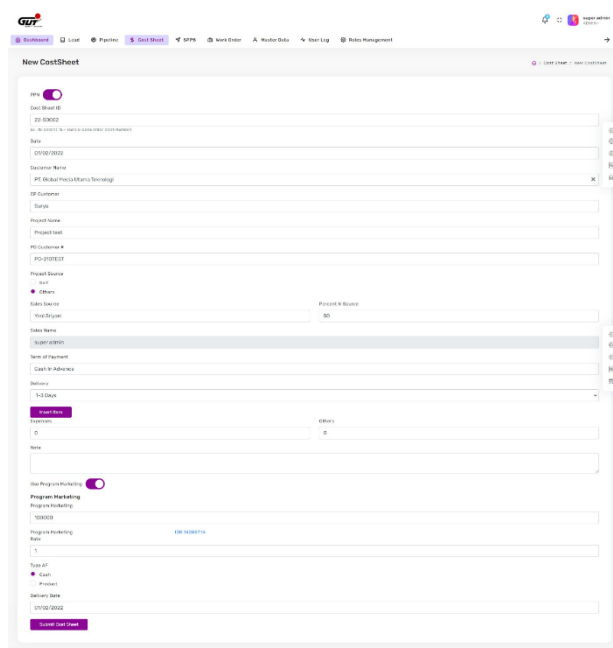
3.1 Pembuatan Aplikasi

Pembuatan aplikasi Customer Relationship Management (CRM) bertujuan untuk mempermudah pengguna Sales, Engineer dan Admin dalam proses untuk mengelola hubungan perusahaan dengan pelanggan. Dan juga membantu koordinasi internal antara Sales dan Engineer dalam melakukan layanan after sales.

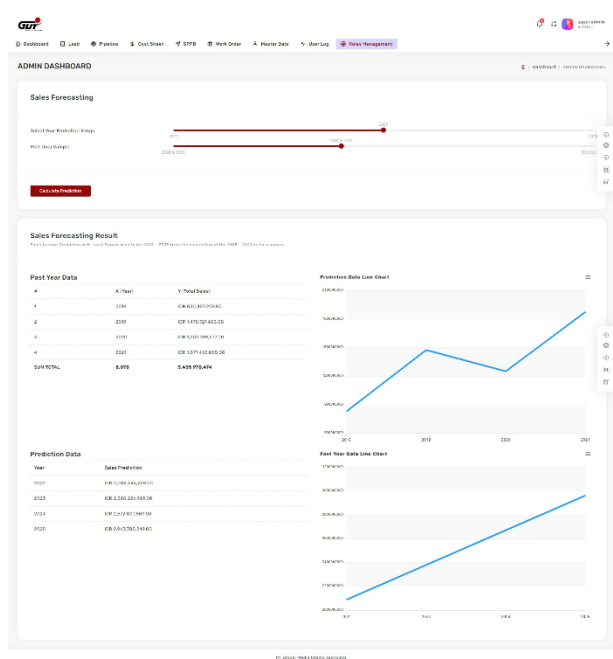
Berikut tampilan aplikasi Customer Relationship yang dibuat.



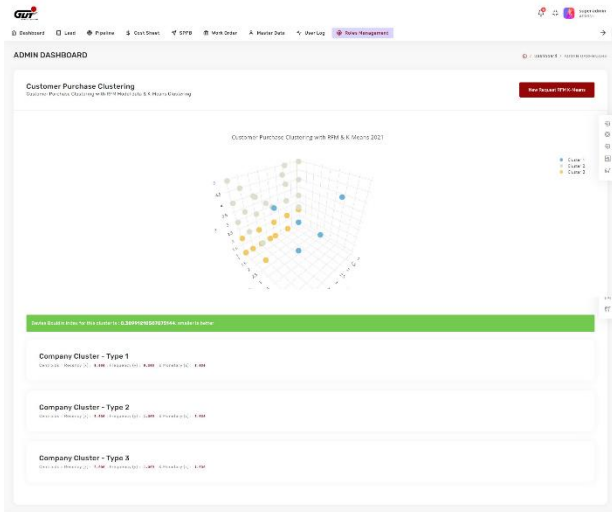
Gambar 1 Daftar Cost Sheet



Gambar 2 Form Pembuatan Cost Sheet



Gambar 3 Dashbor Peramalan Pendapatan



Gambar 4 Dasbor Segmentasi Pelanggan

3.2 Hasil Perhitungan Least Square

Data yang dipakai dalam melakukan proses perhitungan Least Square adalah data transaksi produk di lembar biaya (Cost Sheet). Dataset diperoleh dari lembar biaya yang telah di setujui oleh manajer. Kemudian data transaksi dari lembar biaya dihitung akumulasi tiap tahun. Berikut contoh tabel pendapatan tahun 2015 – 2018.

Tabel 2 Akumulasi Data Pendapatan Tiap Tahun

No	Tahun	Total Pendapatan	x	x ²	xy
1	2015	-Rp338,000	-3	9	Rp1,014,000
2	2016	Rp1,191,613,887	-1	1	-Rp1,191,613,887
3	2017	Rp1,484,852,624	1	1	Rp1,484,852,624
4	2018	Rp830,407,209	3	9	Rp2,491,221,627
SUM		Rp3,506,535,720	0	20	Rp2,785,474,364

Dari data tabel tersebut di cari nilai jumlah data n, x, x², dan xy untuk mencari nilai a dan bn = 12

$$a = \frac{\sum y}{n} = \frac{3.506.535720}{4} = 876.633.930$$

$$b = \frac{\sum xy}{\sum x^2} = \frac{2.785.474.364}{20} = 139.273.718,20$$

Dari hasil pencarian nilai a dan b dapat dihitung nilai tafsiran dari tahun masa depan. Yang dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3 Hasil Prediksi Least Square

No	Tahun	Hasil Prediksi
1	2019	Rp1,573,002,521
2	2020	Rp1,851,549,957
3	2021	Rp2,130,097,394
4	2022	Rp2,408,644,830

3.3 Hasil Uji Mean Absolute Percentage Error

Data yang akan diuji adalah hasil prediksi tahun 2019 – 2020 yang dihasilkan dari perhitungan Least Square dari tahun 2015 – 2018 yang bisa dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4 Tabel data pendapatan tahun 2015 – 2018

No	Tahun	Total Pendapatan
1	2015	-Rp338,000
2	2016	Rp1,191,613,887
3	2017	Rp1,484,852,624
4	2018	Rp830,407,209

Tabel 5 Tabel hasil perhitungan MAPE

No	Tahun	Pendapatan	Prediksi Pendapatan	Error
1	2019	Rp1,475,721,603	Rp1,573,002,521	0.0618441
2	2020	Rp1,252,399,577	Rp1,851,549,957	0.32359396
			MAPE	0.19271903

Dari hasil perhitungan diperoleh hasil dari MAPE sebesar 0.192719 atau 19.27% yang didapatkan dari menghitung total rata-rata MAPE. Dapat disimpulkan kemampuan mode peramalan ini cukup baik

3.4 Hasil Klustering RFM K-Means

Sebelum data di kluster dengan K-Means, ditentukan terlebih dahulu ambang batas untuk normalisasi data RFM dengan proses Descritization.

Tabel 6 Batas Discretization Recency

Nilai	Skor
<= 154	1
<= 91	2
<= 51	3
<= 29	4
1 <= 3	5

Tabel 7 Batas Discretization Frequency

Nilai	Skor
-------	------

0 >= 4	1
>= 91	2
>= 51	3
>= 29	4
>= 30	5

Tabel 8 Batas Discretization Monetary

Nilai	Skor
0 >= 1245454	1
>= 3059091	2
>= 363827	3
>= 12395544	4
>= 150890514	5

Dari hasil normalisasi tersebut diperoleh hasil data RFM. Proses dalam menentukan klustering dilakukan dengan tahapan yaitu ditentukan nilai k = 3. Perhitungan terus diulang hingga cluster tiap iterasi tidak ada yang berubah. Setelah cluster sudah tidak berubah maka bisa diambil kesimpulan cluster tiap data. Berikut adalah data hasil 3 cluster

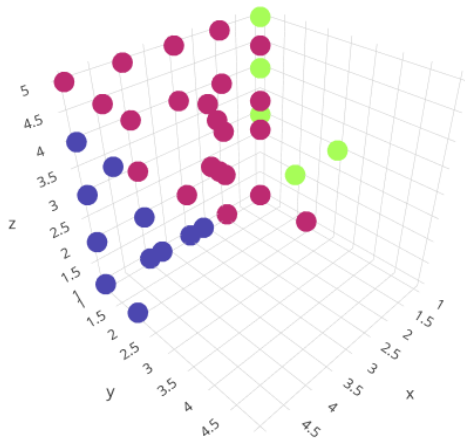
Tabel 9 Centroid Kluster

Centroid	R	F	M
1	4.782608	2	4.173913
2	3.857142	1.178571	1.714285
3	1.68	1.4	3.28

Tabel 10 Tabel Hasil 3 Kluster

R	F	M	Cluster
5	3	3	1
5	1	3	1
5	1	3	1
5	1	3	1
5	1	3	1
4	3	4	1
5	1	4	1
4	1	4	1
5	1	4	1
5	1	4	1
5	1	4	1
5	4	4	1
5	1	4	1
5	2	4	1
5	1	5	1
4	4	5	1
5	1	5	1
5	5	5	1
5	2	5	1
5	2	5	1
5	5	5	1
4	3	5	1
4	1	5	1
5	1	1	2

2	1	1	2
3	1	1	2
3	1	1	2
4	1	1	2
5	1	1	2
5	1	1	2
5	2	1	2
5	1	1	2
4	1	1	2
4	1	1	2
4	1	2	2
4	1	2	2
5	1	2	2
5	1	2	2
3	1	2	2
3	1	2	2
3	1	2	2
4	1	2	2
4	1	2	2
4	1	2	2
4	1	2	2
2	1	2	2
4	1	2	2
5	1	2	2
4	1	2	2
3	1	2	2
4	1	3	2
3	4	3	2
3	2	3	2
1	1	1	3
1	1	1	3
1	1	1	3
1	1	1	3
1	1	1	3
1	1	1	3
1	1	1	3
1	2	2	3
1	3	3	3
1	3	3	3
2	1	3	3
2	1	3	3
1	1	3	3
2	1	3	3
1	3	3	3
2	2	4	3
3	2	4	3
1	1	4	3
3	1	4	3
3	1	4	3
2	1	4	3
1	1	5	3
2	1	5	3
2	1	5	3
3	1	5	3
2	1	5	3
2	2	5	3



Gambar 5 Ilustrasi 3 Kluster

3.5 Hasil Uji Davies Bouldin-Index

Untuk mengukur kinerja pengelompokan kluster, dapat di lihat dari hasil Davies Bouldin-Index. Untuk mencari nilai DBI, harus terlebih dahulu dicari nilai dari *Sum of Square Within Cluster*. Nilai SSW didapat dari rata-rata jarak tiap kluster yang bisa dilihat dari tabel berikut

Tabel 11 Tabel Perhitungan SSW

Perhitungan SSW			
Centroid	Jumlah		SSW
	Jarak	Anggota	
1	33.72710243	23	1.466395758
2	30.50207576	28	1.089359848
3	47.04795361	25	1.881918144

Untuk mencari nilai separasi antara kluster atau *Sum of Square Between Cluster* dapat dilakukan dengan menghitung jarak antar centroid. Yang dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 12 Perhitungan SSB

Perhitungan SSB				
	Cluster			SSB
	1	2	3	
Cluster	1	0	7.580998515	10.78526125
	2	7.580998515	0	7.240442857
	3	10.78526125	7.240442857	0

Setelah didapat nilai SSW dan SSB maka persamaan DBI dapat dihitung.

Tabel 13 Perhitungan DBI

Perhitungan DBI					
	Cluster			R Max	
	DB I	1	2		3
Cluster	1	0	0.4103724	0.310452	0.4103724
	2	0.337	0	0.41037241	0.4103724
	3	0.31	0.4103724	0	0.4103724
DBI				0.4103724	

Dari hasil perhitungan diperoleh nilai DBI sebesar 0.410372. Hasil yang di dapatkan setiap perhitungan berbeda-beda karena hasil nya bergantung pada pemilihan centroid pada iterasi pertama.

4. Kesimpulan

Penggunaan aplikasi *Customer Relationship Management* ini dapat membantu perusahaan dalam mengelola hubungan dengan pelanggan dan mempermudah pengguna dalam melakukan pelayanan *after sales* kepada pelanggannya.

Dari hasil perhitungan diperoleh hasil dari MAPE sebesar 0.192719 atau 19.27% yang didapatkan dari menghitung total rata-rata MAPE. Dapat disimpulkan kemampuan mode peramalan ini cukup baik jika dibandingkan dengan interpretasi Tabel 1. Sehingga dapat berguna dalam memberikan informasi kepada perusahaan tentang peramalan pendapatan sales di masa yang akan datang dan membantu manajer sales dalam menentukan target penjualan kepada setiap sales.

Berdasarkan Tabel 13 diperoleh nilai DBI sebesar 0.410372 yang dapat disimpulkan bahwa klustering terhadap pelanggan terbentuk dengan baik. Semakin kecil nilai DBI (non-negatif ≥ 0) maka semakin menunjukkan bahwa kualitas anggota dalam suatu kluster memiliki tingkat kemiripan yang cukup tinggi dan jarak antar kluster juga cukup tinggi. Hasil yang di dapatkan setiap perhitungan berbeda-beda karena hasil nya bergantung pada pemilihan centroid pada iterasi pertama. Sehingga dari hasil kluster tersebut, perusahaan dapat mengetahui mana pelanggan yang menguntungkan bagi perusahaan.

REFERENSI

- [1] Dicoding, 15 Mei 2021, "Tutorial Node.js: Apa itu Node.js dan dasar-dasar Node.js - Dicoding Blog" <https://www.dicoding.com/blog/apa-itu-node-js/>.
- [2] ReactJS, 2021, "React – A JavaScript library for building user interfaces". <https://reactjs.org/>.
- [3] Adani, Muhammad Robith, 2 Mar 2021, "Express JS: Definisi, Fungsi, Kelebihan, dan Cara Kerjanya". <https://www.sekawanmedia.co.id/express-js/>.
- [4] Muhandian, Ahmad, 31 Agustus 2021, "Belajar MongoDB: Pengenalan Dasar MongoDB untuk Pemula,". <https://www.petanikode.com/tutorial-dasar->

- mongodb/.
- [5] F. R. Hariri, 2016, “Metode Least Square Untuk Prediksi Penjualan Sari Kedelai Rosi,” *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, hal. 731.
- [6] A. D. Savitri, F. A. Bachtiar, dan N. Y. Setiawan, 2018, “Segmentasi Pelanggan Menggunakan Metode K-Means Clustering Berdasarkan Model RFM Pada Klinik Kecantikan (Studi Kasus: Belle Crown Malang),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 9, hal. 2957–2966.
- [7] J. McKenzie, 2011, “Mean absolute percentage error and bias in economic forecasting,” *Econ. Lett.*, vol. 113, no. 3, hal. 259–262.

Gabriel Ivan Setyaputra, Seorang mahasiswa program studi Teknik Informatika Universitas Tarumanagara, Jakarta.

Bagus Mulyawan, Memperoleh gelar S.Kom di Universitas Gunadarma pada tahun 1992. Kemudian memperoleh M.M. di Universitas Budi Luhur pada tahun 2008.

Manatap Dolok Lauro, Memperoleh gelar S.Kom dari Universitas Tarumanagara. Kemudian memperoleh MMSI dari Universitas Bina Nusantara. Saat ini sebagai dosen tetap Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.