

Implementasi Algoritma *K-Means* Untuk Klasterisasi Anggota Koperasi Lemdiklat Polri Menggunakan *Preprocessing Rfm* Berbasis Web

Euis Watia¹, Sri Mulyati²

^{1,2}Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: 1911512265@student.budiluhur.ac.id¹, sri.mulyati@budiluhur.ac.id²
(* : corresponding author)

Abstrak-Nasabah yang tergabung dalam Koperasi Lemdiklat Polri merupakan entitas penting yang mempengaruhi perkembangan koperasi. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan atau membandingkan metode klasterisasi dengan mengelompokkan anggota koperasi menjadi tiga klaster sesuai dengan karakteristiknya yaitu anggota sangat aktif, anggota aktif, dan anggota tidak aktif. Memungkinkan Anda melihat anggota koperasi mana yang memerlukan pembayaran saat berbelanja, dan siapa yang paling aktif membeli dari koperasi tempat Anda dapat bersaing dengan anggota lain. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode algoritma *K-Means* berdasarkan analisis *recency, frequency and currency* (RFM). Algoritma yang digunakan diimplementasikan dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan berbasis web. *K-Means* memiliki kelebihan yaitu sangat cepat dalam proses *clustering* disbanding dengan *K-Medoids* pada pemilihan data point sebagai pusatnya dan *K-Means* bisa menghasilkan nilai rasio simpangan baku yang lebih kecil. Lokasi penelitian dilakukan pada Koperasi Lemdiklat Polri, data yang dilakukan klaster sebanyak 16.465 data pembelian dengan 221 anggota yang menghasilkan data sangat aktif, tidak aktif, dan aktif, guna mendukung strategi pemasaran agar semakin banyak anggota koperasi.

Kata Kunci: *Clustering, K-Means, Anggota Koperasi*

Implementation Of K-Means Algorithm For Clusterization Of Members Of The Polri Lemdiklat Cooperative Using Rfm Preprocessing Web-Based

Abstract-Customers who are members of the Polri Lemdiklat Cooperative are important entities that influence the development of cooperatives. This study aims to compare or compare the clustering method by grouping cooperative members into three clusters according to their characteristics, namely very active members, active members, and inactive members. Lets you see which co-op members require payment when shopping, and who is most actively buying from co-ops where you can compete with other members. The method used in this study is the *K-Means* algorithm method based on *recency, frequency and currency* (RFM) analysis. The algorithm used is implemented using the PHP programming language and is web-based. *K-Means* has the advantage that it is very fast in the clustering process compared to *K-Medoids* in selecting data points as the center and *K-Means* can produce a smaller standard deviation ratio value. The research location was conducted at the National Police Education and Training Cooperative, the data carried out by the cluster was 16,465 purchasing data with 221 members who produced very active, inactive, and active data, in order to support the marketing strategy so that there were more cooperative members.

Keywords: *Clustering, K-Means, Cooperative Members*

1. PENDAHULUAN

Koperasi adalah suatu badan ekonomi yang terdiri dari badan hukum alam atau koperasi, berdasarkan kegiatannya, atas dasar gerak ekonomi orang-orang berdasarkan asas koperasi dan asas kekeluargaan (UU No. 25 Tahun 1992).

Sebuah transaksi yang membeli atau menjual item kepada anggota yang memiliki data pada file. Data tersebut berisi informasi tentang setiap transaksi yang terjadi setiap waktu, dan data tersebut hanya berisi informasi tertentu. Informasi penting harus disimpan karena dapat digunakan di masa depan. Informasi mengenai pembelian produk dari koperasi harus disimpan dalam sistem yang sesuai setiap tahun. atau bulanan. Kami menyebutnya data sistem.

Pertimbangan dalam menganalisis pembelian pemilik koperasi merupakan salah satu cara untuk meningkatkan pembelian. Salah satu analitik ini berasal dari data pembelian yang sudah terlihat di data. Namun, data tersebut tidak dapat dianalisis dengan baik, sehingga diperlukan data mining. Data mining adalah proses berulang dari analisis data untuk menemukan informasi (Kantardzic, 2003).

Kriteria penilaian anggota koperasi didasarkan pada kontribusi koperasi, sehingga setiap anggota koperasi memiliki nilai yang berbeda pada saat pembelian. Semakin besar kontribusi anggota koperasi, semakin besar keuntungan perusahaan dan sebaliknya.

Namun, masalah yang muncul adalah koperasi berjuang untuk menunjuk anggota koperasi yang memperoleh premi berdasarkan transaksi pembelian (Muningsih & Sri, 2018). Selama ini sistem penilaian masih dijalankan secara manual dan hasilnya belum akurat. Untuk mengoptimalkan penentuan *reward*, kami membutuhkan cara untuk membagi pelanggan kami menjadi beberapa *cluster* atau kelompok. Pengambilan *cluster* menjadi kebutuhan pengguna kebijakan informasi saat mengambil keputusan (Khomarudin, et al., 2016).

Survei tersebut dilakukan oleh Koperasi Diklat Polri untuk menentukan pemenang tahunan Penghargaan Anggota Koperasi. Penelitian ini dikembangkan untuk menyeimbangkan skor atribut menggunakan metode *K-Means* dan untuk menentukan *reward* bagi anggota koperasi menggunakan metode *clustering* dengan metode *K-Means grouping*.

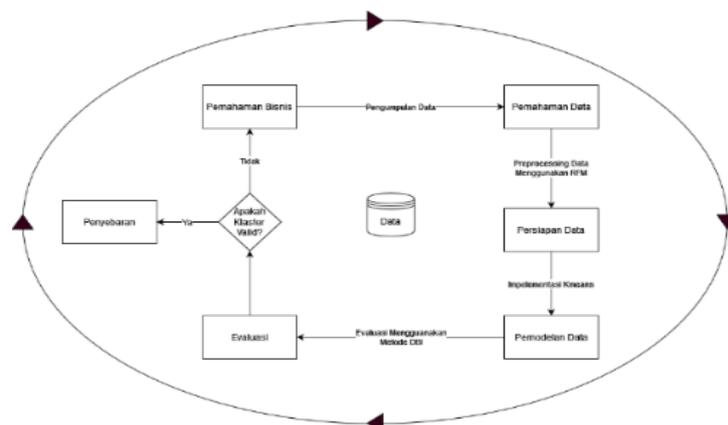
Algoritma *K-Means* adalah metode pengelompokan atau pengelompokan yang terkenal yang menemukan *cluster* dengan kesalahan pengelompokan minimal. Parameter yang ditentukan adalah durasi berlangganan, jumlah pembelian per tahun, dan biaya pembelian atau jumlah total, dan informasi untuk calon anggota koperasi penerima *reward* dihasilkan berdasarkan hasil *cluster*.

Algoritma ini merupakan algoritma *K-Means* yang menggunakan analisis *recency, frequency, and recency* (RFM). Algoritma ini diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan berbasis web. RFM memerlukan penilaian tidak hanya dari nilai pembelian yang dilakukan pelanggan (*monetary value*), tetapi juga *reward* yang dilihat dari seberapa sering (*frequency*) dan terakhir kali pelanggan melakukan transaksi (*recency*). Alasan dipilihnya metode *K-Means* adalah karena menurut (Yudi Agusta, 2007), *K-Means* memiliki kelebihan yaitu proses *clustering* dan pemilihan titik data sebagai pusat sangat cepat dibandingkan dengan *K-Medoids*. Sarana yang dapat mengurangi nilai rasio standar deviasi. *K-Means* juga sangat sensitif terhadap generasi *centroid* awal acak. Hasil pengelompokan menggunakan *K-Means* bersifat ambigu dan terus berubah. Hal ini karena *k* titik diinisialisasi secara acak, sehingga kelompok data yang dihasilkan bisa berbeda.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Metode Pengumpulan Data

Fase pengumpulan data memiliki beberapa fase: B. Menganalisis Aplikasi dan Mengumpulkan Data yang Diperlukan. Metodologi pengembangan sistem yang diadopsi oleh CRISP-DM adalah pemahaman bisnis, pemahaman data, pemodelan, evaluasi, dan penyebaran. Dari data yang disaring untuk pembelian oleh anggota Koperasi Lemdiklat Polri, terdapat 16.465 tanggal mulai 08/02/2020 hingga 10/06/2021. Parameter yang diperlukan meliputi ID File, Kode Pelanggan, Nama Pelanggan, Tanggal Transaksi, Jenis Pembayaran, Jumlah, *Created_at*, *Updated_at*. Model yang digunakan dalam proses pemodelan data menggunakan algoritma *K-Means* pada input data untuk *clustering* yaitu data RFM.



Gambar 1. Menunjukkan Proses Diagram CRISP-DM

a. Pemahaman Bisnis

Selama fase ini, penulis mempelajari dan memahami tujuan dan kebutuhan perusahaan dalam penelitian ini. Proses belajar dan memahami bisnis ini memungkinkan penulis menemukan cara yang tepat untuk memecahkan masalah di bidang penelitian. Lembaga penelitian yang terkait dengan penelitian ini adalah Persatuan Koperasi Diklat Polri. Koperasi adalah badan usaha yang terdiri dari orang-orang perseorangan yang bergerak di bidang penjualan bahan-bahan pokok, peralatan kerja, dan lain-lain. Data pembelian Koperasi Lemdiklat Polri disaring untuk pembelian anggota. Data yang difilter dikelompokkan atau dikelompokkan.

b. Pemahaman Data

Untuk memahami data, periksa kualitas data. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sebanyak 16.465 data pembelian oleh anggota Koperasi Lemdiklat Polri periode 8 Februari 2020 sampai 10 Juni 2021.

c. Persiapan Data

Dari 16.465 data sebelumnya selanjutnya disaring, data yang tidak digunakan pada proses penelitian tidak perlu diikuti untuk proses data mining. Parameter yang dibutuhkan untuk penelitian antara lain: *file_id*, *customer_code*, *customer_name*, *transaction_date*, *payment_type*, *amount*, *created_at* *updated_at*.

d. Pemodelan Data

Metode yang digunakan dalam proses pemodelan data untuk penelitian ini adalah algoritma *K-Means*. Data masukan untuk proses clustering adalah data RFM yang telah dinormalisasi dari tahap sebelumnya. Model RFM digunakan untuk mengelompokkan studi ini dan memfasilitasi segmentasi pelanggan dari data transaksional. Data transaksi diubah menjadi data kepadatan yang lebih tinggi, menghasilkan data yang mencakup kebaruan (tanggal terakhir produk), frekuensi (jumlah produk yang terjual), jumlah (jumlah pendapatan dari produk yang terjual).

e. Evaluasi

Langkah ini menggunakan metode DBI (*Davies Buildin Index*) untuk melakukan evaluasi cluster dan menghitung nilai rata-rata untuk setiap titik dalam kumpulan data. *Indeks Davies-Bouldin* merupakan salah satu cara untuk mengukur efektivitas *cluster* dalam teknik pengelompokan. Kohesi didefinisikan sebagai jumlah kedekatan data dengan pusat cluster dari cluster yang dilacak. Pemisahan didasarkan pada jarak cluster dari titik pusat cluster.

f. Penyebaran

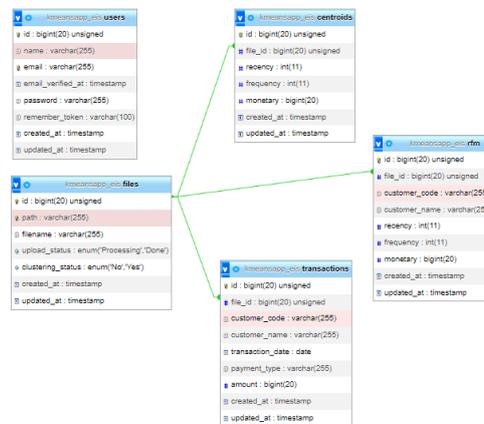
Di tahap ini pengetahuan atau informasi yang telah dihasilkan algoritma data mining K-Means diimplementasikan menjadi sebuah aplikasi berbasis web sehingga dapat digunakan dengan mudah oleh pihak pengguna.

2.2 Rancangan Basis Data

Saat membangun aplikasi ini, kita membutuhkan database yang berisi semua data untuk menjalankan aplikasi, sebagai berikut:

a. LRS

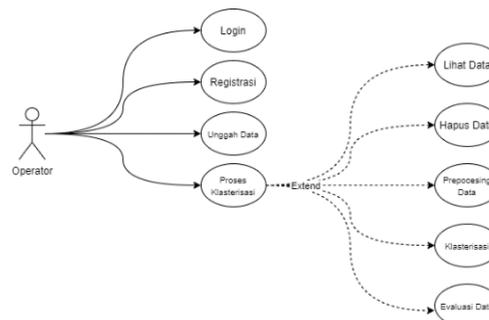
LRS terdiri dari jenis record persegi panjang yang berisi bidang yang diperlukan. LRS juga terdiri dari hubungan antara tipe record ini.



Gambar 2. Rancangan LRS

b. Use Case Diagram

Di bawah ini adalah diagram model yang menggunakan aplikasi ini:



Gambar 3. Menunjukkan Use Case Diagram

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini, data yang telah disaring dimodelkan menggunakan metode RFM (*Recency, Frequency, Money*). Perhitungan RFM adalah: Yang pertama adalah menemukan nilai kebaruan. Dengan menghitung waktu transaksi terakhir untuk produk yang dibeli dan membandingkannya dengan tanggal survei ini dilakukan. Penelitian ini dilakukan pada tanggal 27 Juli 2022. Jumlah hari dari selisih tanggal tersebut akan dijadikan nilai *recency*. Dari 16.465 data pembelian Koperasi Lemdiklat Polri yang dilakukan oleh anggota sebagai pelanggan. Berikut tahapannya:

3.1 Implementasi Metode RFM

- a. Mencari nilai *recency*. Dengan menghitung waktu transaksi terakhir dari produk yang dibeli dan dibandingkan dengan tanggal penelitian ini dilakukan. Data yang terkumpul dilakukan pada tanggal 27 Juli 2022.

Tabel 1. Menunjukkan Tabel *Recency*

No.	Nama Pelanggan	Tanggal Terakhir	Recency
1	Gunawan Jiwo Martono	06/10/2021	292
2	Drs. Susilo Teguh Raharjo, M.Si	04/03/2021	508
3	Augustinus Berlianto Pangaribuan, S.I.K.	28/02/2021	487
...
220	Arief Wawan Kurniawan	23/03/2021	489
221	Probo Pranowo	14/02/2021	526

Tabel 2. Menunjukkan Tabel *Frequency*

No.	Nama Pelanggan	Frequency
1	Gunawan Jiwo Martono	4
2	Drs. Susilo Teguh Raharjo, M.Si	7
3	Augustinus Berlianto Pangaribuan, S.I.K.	23
...
220	Arief Wawan Kurniawan	18
221	Probo Pranowo	5

- b. Mencari nilai *frequency*. Nilai *frequency* hanya perlu mengambil jumlah pembelian dari anggota dalam satu kali periode data.
- c. Mengambil nilai *monetary*. *Monetary* adalah berapa jumlah total pembelian yang dihasilkan oleh anggota tersebut selama satu periode data. Lakukan perkalian nilai *frequency* dengan harga dari produk yang dibeli tersebut.

Tabel 3. Menunjukkan Tabel *Monetary*

No.	Nama Pelanggan	Monetary
1	Gunawan Jiwo Martono	Rp 697.000
2	Drs. Susilo Teguh Raharjo, M.Si	Rp 292.000
3	Augustinus Berlianto Pangaribuan, S.I.K.	Rp 2.188.500
...
220	Arief Wawan Kurniawan	Rp 624.500
221	Probo Pranowo	Rp 194.000

3.2 Implementasi Algoritma K-Means

- a. Setelah pemodelan dari RFM sudah dilakukan, selanjutnya masuk ke perhitungan Algoritma *K-Means*. Langkah pertama adalah menentukan jumlah *cluster*. Dalam penelitian ini, *cluster* yang ditampilkan adalah *cluster* sangat aktif, *cluster* tidak aktif, dan *cluster* aktif. Setiap *cluster* yang ditentukan sebelumnya akan memiliki pusat *cluster* atau yang disebut *centroid*. Nilai *centroid* itu akan dihitung secara berulang-ulang sampai ditemukan *centroid* yang sempurna atau *centroid* yang tidak akan berubah-ubah lagi, sehingga *cluster*

yang dihasilkan juga tetap atau tidak ada produk yang berpindah-pindah klaster. Untuk menghitung iterasi cluster yang pertama, centroid awal akan ditentukan secara random atau acak.

Tabel 4. Menunjukkan *Iterasi Awal*

Cluster	Recency	Frequency	Monetary
C1	483	66	Rp3.382.500
C2	483	29	Rp7.571.400
C3	490	7	Rp1.067.500

Setelah centroid awal ditentukan. Langkah selanjutnya adalah menghitung jarak semua data pada setiap cluster menggunakan persamaan jarak Euclidean. Di sini kita menghitung beberapa data.

$$\text{Jarak Ke C1} = \sqrt{\frac{(483 - 292)^2 + (66 - 4)^2 + (3382500 - 697000)^2}{40}} = 2685500$$

$$\text{Jarak Ke C2} = \sqrt{\frac{(483 - 292)^2 + (29 - 4)^2 + (7571400 - 697000)^2}{40}} = 6874400$$

$$\text{Jarak Ke C3} = \sqrt{\frac{(490 - 292)^2 + (7 - 4)^2 + (1067500 - 697000)^2}{40}} = 370500$$

Jika seluruh data sudah dihitung dan mendapatkan Cluster, langkah selanjutnya adalah menghitung jumlah rata-rata cluster yang diperoleh dari RFM untuk mendapatkan centroid untuk iterasi kedua. Berikut adalah perhitungan mean untuk cluster C1.

Rata-rata pada C1

$$\text{Recency} = \frac{292+508+487+\dots+489+526}{40} = \frac{111967}{40} = 489.6$$

$$\text{Frequency} = \frac{4+7+23+\dots+18+5}{40} = \frac{6824}{40} = 42.725$$

$$\text{Monetary} = \frac{697000+292000+2188500+\dots+624500+194000}{40} = \frac{2674861886}{40} = 3658288$$

Tabel 5. Menunjukkan *Iterasi kedua*

Cluster	Recency	Frequency	Monetary
C1	489,6	42,725	Rp 3.658.288
C2	482,117647	83,5588235	Rp 71.143.818
C3	516,945578	15,4693878	Rp 745.854

Persamaan *Euclidean Distance* Pada penelitian ini dihentikan sampai iterasi ke-8 karena nilai centroid merupakan akhir dari *iterasi* berikutnya atau nilai yang sama.

Tabel 6. Menunjukkan *Iterasi Akhir*

Cluster	Recency	Frequency	Monetary
C1	483	172	Rp 338.403.090
C2	480	10	Rp 1.704.469.796
C3	506,86758	30,3287671	Rp 2.885.795

Menghitung data untuk menentukan *cluster* menggunakan *centroid* akhir menghasilkan data berikut:

Tabel 7. Menunjukkan Hasil Klusterisasi

No.	Nama Pelanggan	C1	C2	C3	Cluster
1	Gunawan Jiwo Martono	337706090	1703772796	2188795	C3
2	Drs. Susilo Teguh Raharjo, M.Si	338111090	1704177796	2593795	C3
3	Augustinus Berlianto Pangaribuan, S.I.K.	336214590	1702281296	697295	C3
...
220	Arief Wawan Kurniawan	337778590	1703845296	2261295	C3
221	Probo Pranowo	338209090	1704275796	2691795	C3

Dari hasil *clustering* yang diperoleh, dihitung satu data *cluster* C1, satu data dihitung untuk *cluster* C2, dan 219 data dihitung untuk *cluster* C3.

3.3 Penentuan Nama Klaster Berdasarkan RFM

Untuk penentuan nama klaster diperlukan nilai dari centroid akhir.

Tabel 8. Menunjukkan Tabel Centroid Akhir RFM

Cluster	Recency	Frequency	Monetary
C1	483	172	Rp 338.403.090
C2	480	10	Rp 1.704.469.796
C3	506,86758	30,3287671	Rp 2.885.795

Setelah itu perlu diranking nilai RFM dari setiap klaster. Ketentuan dalam pe-rangking-an adalah sebagai berikut:

1. Semakin kecil nilai recency maka nilai rankingnya semakin besar.
2. Semakin besar nilai frequency maka nilai rankingnya semakin besar.
3. Semakin besar nilai monetary maka nilai rankingnya semakin besar.
4. Nilai rata-rata terbesar dari rangking milik klaster adalah klaster paling aktif, sedangkan nilai rata-rata terkecil adalah klaster tidak aktif, sisanya adalah klaster aktif.

Berikut adalah nilai *ranking* yang didapatkan oleh setiap klaster berdasarkan *centroid* akhir adalah sebagai berikut:

Tabel 9. Menunjukkan Tabel Penentuan Nama Klaster

Cluster	R	F	M	Nama Klaster
C1	483	172	338403090	Tidak Aktif
C2	480	10	1704469796	Paling Aktif
C3	506.86	30	2887164.3836	Aktif

3.4 Evaluasi Cluster Menggunakan DBI

Kami menggunakan metode *Davies-Bouldin Index* (DBI) untuk mengukur efektivitas cluster yang diperoleh dengan algoritma K-Means dalam penelitian ini. Langkah pertama dalam metode DBI adalah menghitung nilai SSW (*Sum of Square Within-Cluster*) dari semua data. Ini adalah perhitungan SSW di database.

Gunawan Jiwo Martono

$$SSW1 = \sqrt{\frac{(292 - 483)^2 + (4 - 172)^2}{(697000 - 338403090)^2}} = 337706090$$

$$SSW2 = \sqrt{\frac{(292 - 480)^2 + (4 - 10)^2}{(697000 - 1704469796)^2}} = 1703772796$$

$$SSW3 = \sqrt{\frac{(292 - 506,8675)^2 + (4 - 30,32876)^2}{(697000 - 2885794,520)^2}} = 2188795$$

Setelah menghitung SSW pada seluruh data. Selanjutnya adalah menghitung rata-rata nilai SSW1 sampai SSW3. Maka perhitungannya seperti pada tabel 8.

Tabel 10. Menunjukkan Tabel Hasil Perhitungan SSW

Centroid	Jarak	Pelanggan	Rata-Rata
SSW1	0	1	0
SSW2	1366066706	1	1366066706
SSW3	7347828710	219	335517295,5

Selanjutnya menghitung jarak antar *cluster* menggunakan rumus *Sum of Squares Between-Cluster* (SSB) dengan menghitung jarak antar *cluster*.

$$SSB_{1,2} = \sqrt{\frac{(483 - 480)^2 + (172 - 10)^2}{(338403090 - 1704469796)^2}} = 11366066706$$

$$SSB_{1,3} = \sqrt{\frac{(483 - 506.8676)^2 + (172 - 30.3288)^2}{(338403090 - 2887164.3836)^2}} = 335515925.6165$$

$$SSB_{2,3} = \sqrt{\frac{(480 - 506.8676)^2 + (10 - 30.3288)^2}{(1704469796 - 2887164.3836)^2}} = 1701582631.6164$$

Setelah mendapatkan nilai SSW dan SSB, langkah selanjutnya adalah menghitung jarak antar SSW untuk menghitung rasio, mendapatkan nilai rasio maksimum (R-max), dan kemudian mendapatkan nilai DBI.

$$R_{1,2} = \frac{0+0}{1366066706} = 0$$

$$R_{1,3} = \frac{0+1366066706}{335515925.6165} = 0.0087$$

$$R_{2,3} = \frac{0+2905513.7347}{1701582631.6164} = 0.0017$$

R	1	2	3	R-MAX
1	0	0	0.0087	0.0087
2	0	0	0.0017	0.0017
3	0.0087	0.0017	0	0.0087

Setelah nilai rasio maksimum (R-Max) diperoleh, langkah selanjutnya adalah rata-rata nilai R-Max untuk menghitung nilai DBI. Dari perhitungan tersebut didapatkan nilai DBI sebesar 0,0063. Nilai DBI dapat dikatakan baik karena nilainya mendekati 0 (non-negatif).

4. KESIMPULAN

Pada tugas akhir ini telah melakukan analisa dan mengimplementasikan algoritma *K-Means* dengan menggunakan preprocessing *Recency*, *Frequency* dan *Monetary* sebagai bagian dari Data Mining. Dari hasil analisis data tersebut didapatkan hasil sebagai mana pengimplementasian data mining berhasil dilakukan dengan menggunakan algoritma *K-Means*. Pengujian analisa produk menggunakan analisis *Recency*, *Frequency*, *Monetary* berhasil mendapatkan data dari Koperasi Lemdiklat Polri dengan kriteria cluster 1 dengan satu anggota tidak aktif, cluster 2 dengan hasil satu anggota paling aktif, dan cluster 3 dengan hasil dua ratus sembilan belas anggota aktif. Evaluasi cluster *K-Means* menggunakan DBI mendapatkan nilai 0.0063, nilai DBI dapat dikatakan baik karena nilai mendekati 0 (non-negatif).

Adapun saran yang masih banyak keterbatasan, kekurangan dan ketidaksempurnaan saat ini pada aplikasi ini, dengan ini diperlukan beberapa saran yang bisa dipertimbangkan dalam perkembangan aplikasi ini, pada pengembangan selanjutnya diharapkan aplikasi data mining ini dapat melakukan proses analitis tanpa perlu melakukan upload ulang dataset. Ini juga dapat dikombinasikan dengan metode atau pendekatan lain untuk menentukan dan memilih pusat cluster yang lebih tepat untuk jenis data yang sama. Jenis data lain, dan penelitian lebih lanjut, diharapkan hasil ini dapat membantu meningkatkan penjualan dan membawa anggota koperasi ke koperasi Lemdiklat Polri dari sisi teknis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Andi Cuhwanto, Y. N., & R, D. A. (2021). Implementasi Data Mining Pemilihan Pelanggan Potensial Menggunakan Algoritma *K-Means*. *Petir*, 15(1), 48–56. <https://doi.org/10.33322/petir.v15i1.1358>.
- [2] Chanafi, M. I., Hapsari, D. P., Hapsari, R. K., & Indriyani, T. (2019). Implementasi Algoritma Clustering Untuk Pengelompokan Pelanggan Retail Berdasarkan Skor *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary*. In *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Terapan VII*.
- [3] Firmansah, R. Y., Dedy Irawan, J., & Vendyansyah, N. (2021). Analisis Rfm (*Recency*, *Frequency* And *Monetary*) Produk Menggunakan Metode *K-Means*. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 5(1). <https://doi.org/10.36040/jati.v5i1.3282>.
- [4] Fithriyah, M., Yaqin, M. A., & Zaman, S. (2021). *K-Means* Clustering Untuk Segmentasi Produk Berdasarkan Analisis *Recency*, *Frequency*, *Monetary* (RFM) Pada Data Transaksi Penjualan. *ILKOMNIKA: Journal of Computer Science and Applied Informatics*, 3(2).
- [5] Hendrawan, R.A., Utamima, A. & Husna, A., 2015. Segmentasi dan Evaluasi Loyalitas Pelanggan Distributor Produk Etikal Farmasi Berdasarkan Nilai Pelanggan. In: *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia*. hal.2–3.
- [6] J, J., & Yanto, D. (2019). Analisis RFM dan Algoritma *K-Means* untuk Clustering Loyalitas Customer. *Energy - Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Teknik*, 9(1).

- [7] Jumadi, B., & USU. (2018). Peningkatan Hasil Evaluasi Clustering Davies Bouldin Dengan Penentuan Titik Pusat Cluster Awal K Means.
- [8] Nawrin, S., Rahman, M.R. & Akhter, S. 2017. Exploreing k-means with internal validity indexes for data clustering in traffic management system. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 8(3): 264-272.
- [9] Normah, N., Nurajizah, S., & Salbinda, A. (2021). Penerapan Data Mining Metode K-Means Clustering Untuk Analisa Penjualan Pada Toko Fashion Hijab Banten. *Jurnal Teknik Komputer*, 7(2). <https://doi.org/10.31294/jtk.v7i2.10553>.
- [10] Muni, A. (2020). Analisis Algoritma K-Means Clustering Untuk Menentukan Strategi Promosi Penjualan Sepeda Motor Studi Kasus PT. Alfa Scorpii. *JUTI UNISI*, 4(1). <https://doi.org/10.32520/juti.v4i1.1087>