



Klasterisasi Pelanggan Tenant Inkubator Bisnis STIKOM Bali Untuk Strategi Manajemen Relasi Dengan Menggunakan *Fuzzy C-Means*

I Gede Harsemadi^{1*}, Dedy Panji Agustino² dan I Gede Bintang Arya Budaya³

¹ Institute of Technology and Business STIKOM Bali; harsemadi@stikom-bali.ac.id

² Institute of Technology and Business STIKOM Bali; panji@stikom-bali.ac.id

³ Institute of Technology and Business STIKOM Bali; bintang@stikom-bali.ac.id

* Korespondensi: harsemadi@stikom-bali.ac.id

Sitasi: Harsemadi, I. G.; Agustino, D. P.; dan I Gede Bintang Arya Budaya, I. G. B. (2023). Klasterisasi Pelanggan Tenant Inkubator Bisnis STIKOM Bali Untuk Strategi Manajemen Relasi Dengan Menggunakan *Fuzzy C-Means*. JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia, 4(4), 232-243. <https://doi.org/10.35746/jtim.v4i4.293>

Abstract: *Business Incubator is an institution that assists start-up businesses as their tenants that are still newly established or are growing. The main goal of a business incubator is to explore the most appropriate ways of assistance for tenants, from the process of starting a business, developing a business, and scaling up a business so that tenants can succeed in their business. Based on existing assistance data and the results of interviews with managers of the STIKOM Bali business incubator, one of the challenges for tenants is the ineffectiveness of the marketing process and strategic schemes in terms of maintaining customer loyalty. Ineffective and efficient plans can result in wasted use of resources. The customer relationship management (CRM) strategy can be applied by tenants as the solution, but the basis is that tenants need to know how to find out the right treatment for customers. So a strategy is needed to find out the characteristics of customers. In this case, it is done by using a business intelligence approach through customer clustering using fuzzy c-means. The dataset comes from the transaction of one of the tenants who is engaged in education technology. Based on values of the fuzzy partition coefficient (FCP) for the scenarios from clusters 2 to 10, it was found that 7 is the most optimal number of clusters (customer category) with the highest FCP value = 0.793. The main strategy that can be implemented based on tenant business for CRM is the pricing of subscription and engagement packages to customers regarding the information on both recently released and upcoming learning content.*

Keywords: CRM, RFM, Fuzzy Partition Coefficient, Business Intelligence, Tenant



Copyright: © 2023 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

Abstrak: Inkubator Bisnis adalah lembaga yang memberikan pendampingan kepada usaha rintisan sebagai tenant mereka, baik yang masih baru berdiri atau sedang bertumbuh. Tujuan utama dari inkubator bisnis adalah untuk mengeksplorasi pola pendampingan dan kerangka kerja yang paling tepat untuk tenant, mulai dari proses merintis bisnis, pengembangan bisnis, dan mematangkan bisnis, sehingga tenant bisa berhasil dalam bisnisnya. Berdasarkan data – data pendampingan yang ada dan hasil wawancara dengan pengelola inkubator bisnis STIKOM Bali, salah satu tantangan bagi tenant adalah ketidakefektifan proses marketing dan skema strategi dalam hal menjaga loyalitas pelanggan. Rencana – rencana yang tidak efektif dan efisien dapat mengakibatkan pemanfaatan sumber daya yang percuma. Strategi *customer relationship management* (CRM) dapat diterapkan oleh tenant untuk mengatasi hal ini, namun yang menjadi dasar adalah tenant perlu tahu bagaimana mengetahui *treatment* yang cocok untuk pelanggan, sehingga diperlukan strategi untuk mengetahui karakteristik dari pelanggan. Dalam hal ini dilakukan dengan pendekatan intelegen bisnis melalui klasterisasi pelanggan menggunakan *fuzzy c-means*. Dataset berasal dari transaksi salah satu tenant yang bergerak di bidang *education technology*. Berdasarkan pengecekan nilai *fuzzy partition coefficient* (FCP) untuk skenario *cluster* 2 sampai 10, ditemukan bahwa 7 merupakan jumlah *cluster* (kategori pelanggan) yang paling optimal dengan nilai tertinggi FCP = 0.793. Strategi utama yang dapat diterapkan dalam kasus usaha tenant berdasarkan CRM adalah

penentuan harga paket *subscription* dan *engagement* ke pelanggan terkait informasi baik konten belajar yang baru saja dikeluarkan maupun yang akan datang.

Kata kunci: CRM, RFM, Fuzzy Partition Coefficient, Intelejen Bisnis, Tenant

1. Pendahuluan

Inkubator Bisnis adalah lembaga yang memberikan pendampingan kepada usaha rintisan sebagai tenant mereka yang masih baru berdiri atau sedang bertumbuh. Tujuan utama dari inkubator bisnis adalah untuk mengeksplorasi pola pendampingan dan kerangka kerja yang paling tepat untuk tenant, mulai dari proses merintis bisnis, pengembangan bisnis, dan mematangkan bisnis, sehingga tenant bisa berhasil dalam bisnisnya [1], [2]. Salah satu topik penting dalam proses pendampingan adalah bagaimana mengarahkan tenant agar mampu memanfaatkan data – data dari proses bisnis mereka, salah satunya untuk menjaga relasi dengan pelanggan dalam bidang *customer relationship management* (CRM).

Berkembangnya ekosistem bisnis yang semakin kompleks juga mendorong terjadinya persaingan bisnis yang ketat, usaha untuk menjaga loyalitas pelanggan dan menjaga hubungan jangka panjang antara pelanggan dan lembaga bisnis dapat dilakukan dengan proses *customer profiling* karena dapat membantu mengetahui data – data pelanggan mana yang masuk dalam kategori menguntungkan [3]. *Customer profiling* melalui proses segmentasi informasi pelanggan adalah salah satu aktivitas dari rangkaian CRM [3]–[5]. Dalam hal *profiling* pelanggan (customer) dengan proses segmentasi data pelanggan, pelanggan dibagi berdasarkan individu yang memiliki beberapa kesamaan informasi berdasarkan historis transaksi yang dapat mengarah pada hasil yang diinginkan, misalnya, peningkatan penjualan dan keuntungan bagi perusahaan [6].

Intelejen bisnis mengacu pada teknologi cerdas yang dapat membantu dalam pengembangan proses bisnis. Konsep ini sulit diterapkan dalam perusahaan kecil karena memerlukan sumber daya yang lebih tinggi, seperti karena biaya tinggi, ketersediaan sumber daya yang terbatas dan banyak faktor lainnya. Penelitian [7] menunjukkan bagaimana selain peran intelijen bisnis untuk perusahaan besar, tetapi intelijen bisnis juga dapat dijalankan pada perusahaan ukuran kecil agar dapat meningkatkan profitabilitas dan produktivitas bisnis mereka. Tenant inkubator bisnis, meski dalam tahap merintis dan bertumbuh, tetap perlu menerapkan konsep ini.

Pendekatan data analisis dapat digunakan untuk segmentasi pelanggan berdasarkan kunjungan pelanggan ke toko, yang dikumpulkan dari data penjualan secara keseluruhan. Pendekatan berdasarkan karakteristik produk juga dapat digunakan untuk segmentasi pelanggan yang mengambil taksonomi produk sebagai input dan kategori pelanggan sebagai output [8], [9]. Penelitian [10] menunjukkan analisis RFM yang menggunakan kumpulan data transaksi untuk mengevaluasi pelanggan terkait dengan perilaku belanja dengan algoritma seperti K-Means dan Fuzzy C – Means.

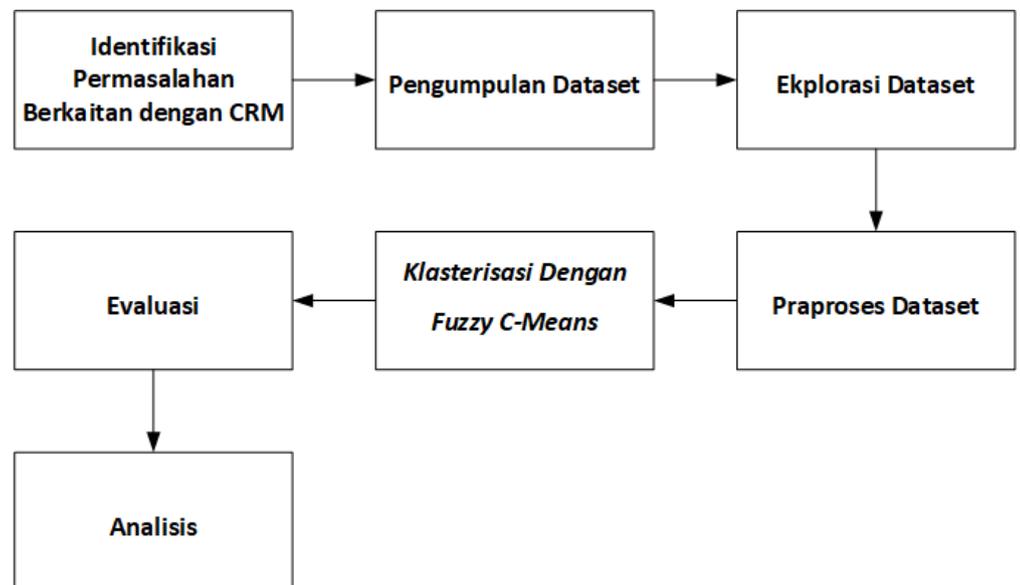
Segmentasi pelanggan membutuhkan variabel deskriptif untuk mengidentifikasi pola perilaku. Namun pada beberapa domain variabel deskriptif tidak dapat digunakan. Penelitian [11] mengusulkan metode segmentasi untuk memecahkan masalah tersebut yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan menggunakan metode *data mining*. Teknik *data mining* untuk pendekatan dalam proses segmentasi pelanggan sangat penting untuk menemukan pola preferensi dari pelanggan [12]. Hubungan antara perilaku konsumen dan pemenuhan target di bidang pemasaran dan operasional dapat diidentifikasi dengan menggunakan berbagai alat pemasaran, yang meningkatkan tingkat layanan konsumen [13].

Inkubator Bisnis STIKOM Bali merupakan salah satu inkubator perguruan tinggi yang menjalankan proses inkubasi bagi perusahaan rintisan sebagai tenant mereka. Berdasarkan data – data pendampingan yang ada dan hasil wawancara dengan pengelola

inkubator bisnis STIKOM Bali, salah satu tantangan bagi tenant adalah ketidakefektifan proses marketing dan skema strategi dalam hal menjaga loyalitas pelanggan. Rencana – rencana yang tidak efektif dan efisien dapat mengakibatkan pemanfaatan sumber daya yang percuma.

Hal inilah yang menjadi dasar mengapa diperlukan suatu metode untuk mengetahui kesamaan profil pelanggan dan perkiraan jumlah kelompok profil tersebut dari tenant inkubator bisnis STIKOM Bali, sehingga tenant dapat merencanakan strategi yang sesuai khususnya untuk proses marketing [14] dan menjaga hubungan dengan pelanggan mereka sehingga dapat meningkatkan keuntungan bisnis tenant. Bagi inkubator bisnis, data ini tentu akan berkaitan dengan strategi atau arah pendampingan yang diberikan. Proses profiling pelanggan pelanggan memanfaatkan data transaksi berdasarkan model RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) yang dimana dalam kasus ini akan menggunakan Fuzzy C-Means (FCM) [15] sebagai algoritma *soft clustering*.

2. Metode



Gambar 1. Metode penelitian.

Adapun Metode Penelitian terdiri dari beberapa proses seperti yang terlihat pada Gambar 1. Tahap awal dari penelitian ini adalah melaksanakan proses identifikasi masalah yang berkaitan dengan CRM serta pengumpulan dataset, hal ini bertujuan untuk mengetahui lebih dalam mengenai profil dan segmen bisnis dari tenant inkubator bisnis STIKOM Bali dan mengetahui informasi - informasi yang dapat menjadi variabel terkait kegiatan bisnis dari tenant yang bersangkutan.

Dataset yang digunakan adalah dataset catatan transaksi yang dimiliki oleh salah satu tenant Inkubator Bisnis STIKOM Bali dari Juli 2021 - Juni 2022. Selanjutnya adalah proses eksplorasi dan seleksi data, dimana dalam proses ini bertujuan untuk membentuk dataset sesuai dengan kebutuhan dari model RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) [16], karena tidak semua variabel digunakan dalam penelitian ini. Selanjutnya dataset yang sudah diseleksi masuk ke dalam tahapan pra-proses dataset, dimana dilakukan proses pembersihan dataset [17] dan normalisasi dataset [18].

Dataset yang sudah dibersihkan digunakan untuk proses klusterisasi dengan menggunakan metode *Fuzzy C-Means* (FCM) [15] dengan skenario 2 sampai 10 *cluster*. Dimana langkah – langkah dalam menggunakan algoritma FCM adalah sebagai berikut.

- 1) Menentukan berapa banyak *cluster* (k) yang akan dibuat, dalam kasus ini adalah 2 - 10 *cluster*
- 2) Menentukan nilai dari proporsi untuk setiap data poin secara random untuk masuk dalam suatu *cluster*.
- 3) Menghitung nilai centroid. Dengan formula berikut, dimana C_j adalah rata – rata *cluster* K untuk variabel ke j . Sedangkan u_{ij}^m adalah keanggotaan data objek dan x adalah nilai objek yang ada didalam *cluster* tersebut

$$C_j = \frac{\sum u_{ij}^m x}{\sum u_{ij}^m} \quad (1)$$

- 4) Menghitung kembali nilai proporsi untuk setiap data poin untuk masuk pada setiap *cluster*, formula yang digunakan adalah formula 2 berikut. Untuk u_{ij}^m adalah keanggotaan data objek dan x adalah nilai objek yang ada didalam *cluster* tersebut. Untuk $|x_i - c_j|$ adalah jarak *Euclidean cluster* K ke data objek, dan $|x_i - c_k|$ adalah jarak *Euclidean* variabel data objek.

$$u_{ij}^m = \frac{1}{\sum \left(\frac{|x_i - c_j|}{|x_i - c_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

Selanjutnya adalah proses menentukan solusi *cluster* optimum dengan menggunakan *Fuzzy Partition Coefficient* (FPC) untuk FCM [19] seperti pada formula 3 berikut, lalu selanjutnya adalah analisa dari hasil klusterisasi yang didapatkan FPC mengukur derajat *fuzzy* dari *cluster* akhir yang dibagi melalui matriks partisi *fuzzy*, dan semakin besar nilainya, semakin baik hasil partisi.

$$\text{Fuzzy Partition Coefficient (FPC)} = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{c=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ci}^2 \quad (3)$$

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Dataset

Dataset yang dikumpulkan merupakan dataset transaksi dari salah satu tenant Inkubator Bisnis STIKOM Bali dari bulan Juli 2021 hingga Juni 2022. Start-Up ini bergerak dibidang *education technology* dalam hal visual desain dan videografi yang memberikan kursus berbasis video, dengan model penjualan *subscription* video paket belajar, dan dapat mengakses video tersebut selamanya. Adapun jumlah dataset terkait transaksi yang didapatkan sebesar 283 baris data.

3.2. Eksplorasi Dataset

Dataset yang sudah dikumpulkan selanjutnya melalui tahapan eksplorasi, dimana pada tahap ini bertujuan untuk memahami variabel – variabel yang ada pada dataset, dan mengetahui variabel mana yang akan digunakan ketika dataset dirubah ke model data RFM. Dalam hal ini seperti yang terlihat pada Tabel 1, dalam mengubah dataset menjadi model data RFM, maka yang akan digunakan adalah *customer email*, *transaction date*, dan *amount*.

Tabel 1. Deskripsi variabel dataset

No	Nama Variabel	Tipe Variabel	Deskripsi
1	Customer Email	Character	Email yang didaftarkan oleh pengguna pada platform.
2	Transaction ID	Nominal	ID Transaksi
3	Transaction Date	Numeric	Hari dan tanggal yang dibuat setiap terjadinya transaksi
4	Type of Transfer	Character	Pilihan media transfer pembayaran.
5	Amount	Numeric	Harga produk yang harus dibayar

3.3. Praproses Dataset

Proses selanjutnya setelah eksplorasi data adalah praproses data, dalam tahap ini dilakukan proses pengubahan data transaksi menjadi data RFM, pada tahap eksplorasi tidak ditemukan data *null* sehingga 283 data transaksi ini seluruhnya dapat dirubah menjadi model data RFM. Variabel yang digunakan untuk membuat model data RFM dari data transaksi adalah dengan menggunakan variabel seperti yang terlihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Variabel data transaksi yang digunakan untuk membuat model data RFM

No	Customer_Email	Transaction_date	Amount
1	x1@gmail.com	18-05-2022	99000.0
2	x2@gmail.com	08-06-2022	125000.0
3	x3@gmail.com	02-03-2022	99000.0
4	x4@gmail.com	15-02-2022	99000.0
...

Pertama adalah *recency* dimana data ini didapatkan dengan cara mengurangi tanggal terbaru dengan tanggal transaksi. Tanggal terbaru yang dimaksud adalah 1 hari setelah transaksi terakhir dalam dataset. Dalam kasus ini karena transaksi terakhir dalam dataset adalah 27-6-2022, maka tanggal terbaru sebagai jarak tanggal pengurang adalah 28-06-2022.

Setelah menghitung *recency* selanjutnya adalah menghitung *frequency*. *Frequency* dalam kasus dataset ini dihitung untuk mengetahui berapa kali pelanggan yang sama melakukan transaksi, hal ini diketahui berdasarkan email yang digunakan oleh pelanggan. Email disini sebagai ID unik bagi masing – masing pelanggan yang terdaftar sebagai pengguna dalam sistem. Semakin tinggi *frequency* maka semakin banyak pelanggan tersebut menggunakan uang mereka. Dalam kasus dataset yang digunakan, hampir seluruh pelanggan hanya pernah bertransaksi sekali, dan ada beberapa melakukan transaksi lebih dari sekali.

Terakhir adalah menghitung *monetary* atau jumlah total uang yang mereka gunakan dalam bertransaksi. Jumlah ini adalah jumlah total per akun pelanggan yang dikelompokkan berdasarkan email tadi selama periode dataset yang digunakan. Selanjutnya dalam hasil penghitungan tadi digabung membentuk sebuah tabel dataset baru yang bisa disebut dengan RFM Dataset. Tabel 3 menampilkan hasil dari perubahan dataset awal menjadi dataset RFM.

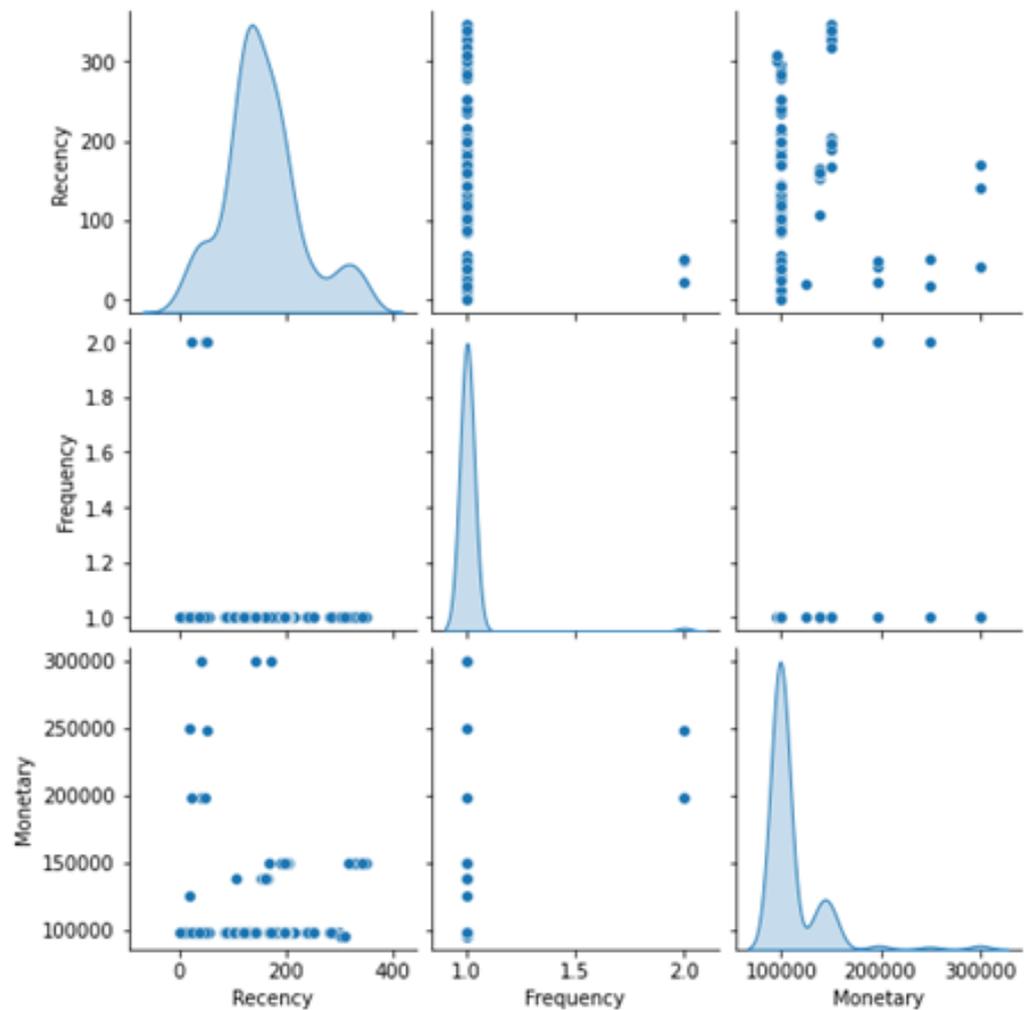
Tabel 3. Dataset RFM

No	Customer Email	Recency	Frequency	Monetary
1	x1@gmail.com	41	1	99000.0
2	x2@gmail.com	20	1	125000.0
3	x3@gmail.com	118	1	99000.0
4	x4@gmail.com	133	1	99000.0
...

Langkah terakhir dari tahap praproses dataset adalah melakukan normalisasi data. Dalam kasus ini proses normalisasi menggunakan library sklearn python yaitu standar scaler. Dataset RFM dinormalisasi dengan hasil normalisasi terlihat pada Tabel 4 berikut. Setelah hasil normalisasi didapatkan dan disimpan untuk digunakan pada proses klusterisasi. Gambar 2 berikut menampilkan tampilan distribusi data sebelum dilakukan proses klusterisasi.

Tabel 4. Dataset RFM setelah normalisasi

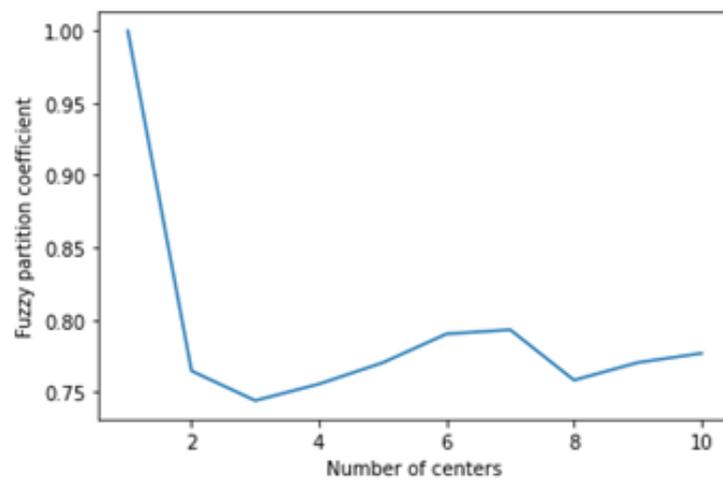
No	Customer Email	Recency	Frequency	Monetary
1	x1@gmail.com	-1,58289	-0,10369	-0,39165
2	x2@gmail.com	-1,87152	-0,10369	0,47303
3	x3@gmail.com	-0,52461	-0,10369	-0,39165
4	x4@gmail.com	-0,31845	-0,10369	-0,39165
...



Gambar 2. Visualisasi distribusi data sebelum klusterisasi

3.4. Klusterisasi FCM dan Evaluasi dengan FCP

Fuzzy clustering adalah metode klusterisasi dimana data poin bisa masuk dalam lebih dari satu kelompok *cluster*. Dalam *fuzzy clustering* ada model klasik yaitu FCM, dimana FCM sendiri merupakan algoritma yang banyak digunakan yang secara praktis identik dengan *K Means*. Data poin bisa masuk dalam semua kelompok yang memiliki fungsi anggota antara 0 sampai 1. Dimana nilai 0 berarti data poin berada pada posisi terjauh dari pusat *cluster*, dan nilai 1 berarti data poin berada pada posisi terdekat dengan pusat *cluster*.



Gambar 3. Grafik nilai *fuzzy partition coefficient* untuk tiap skenario *cluster*

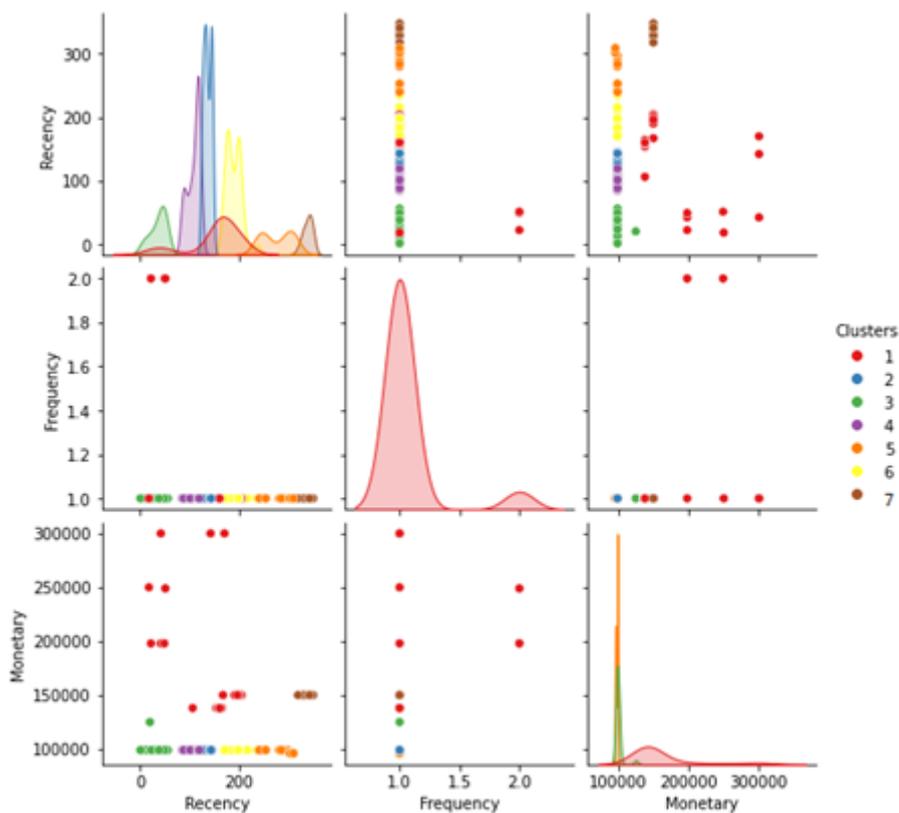
Dalam proses klusterisasi dengan FCM ini menggunakan *library skfuzzy* dengan pengaturan error sebagai kriteria pemberhentian dengan nilai 0.005 dan nilai iterasi maksimal sebesar 1000, dengan pengaturan skenario *cluster* adalah dari 2 sampai 10 *cluster*. Dataset RFM yang telah dinormalisasi lalu dimasukkan kedalam algoritma tersebut. Selanjutnya bersamaan dengan proses iterasi algoritma, juga dilaksanakan penghitungan nilai FPC untuk setiap skenario *cluster*. Pada Gambar 3 menampilkan grafik bagaimana nilai dari FPC tersebut, selanjutnya nilai – nilai FPC secara detail ditampilkan pada Tabel 5. Terlihat bahwa berdasarkan nilai FPC, *cluster* paling optimal adalah dengan jumlah pusat *cluster* sebanyak 7.

Tabel 5. Nilai *fuzzy partition coefficient* untuk tiap skenario *cluster*

No	Jumlah Centers	Nilai FPC
1	2	0.764
2	3	0.744
3	4	0.755
4	5	0.770
5	6	0.790
6	7	0.793
7	8	0.758
8	9	0.770
9	10	0.776

3.5. Analisa

Tahapan selanjutnya setelah mengetahui jumlah *cluster* optimal, maka menyimpan model FCM berdasarkan jumlah *cluster* tersebut. Setelah model disimpan, maka model tersebut digunakan untuk memberikan label pada dataset RFM. Pada Tabel 6 memeperlihatkan hasil pelabelan berdasarkan jumlah pusat *cluster* optimal pada 20 baris data poin pertama dari dataset. Label *cluster* dapat dilihat pada kolom *cluster* dari tabel.



Gambar 4. Visualisasi data setelah pemberian label hasil klasterisasi

Tabel 6. Hasil pemberian label cluster pada dataset

No	Customer Email	Recency	Frequency	Monetary	Cluster
1	x1@gmail.com	41	1	99000.0	4
2	x2@gmail.com	20	1	125000.0	4
3	x3@gmail.com	118	1	99000.0	3
4	x4@gmail.com	133	1	99000.0	3
5	x5@gmail.com	211	1	99000.0	6
6	x6@gmail.com	201	1	150000.0	2
7	x7@gmail.com	162	1	138000.0	2
8	x8@gmail.com	125	1	99000.0	3
9	x9@gmail.com	86	1	99000.0	3
10	x10@gmail.com	297	1	99000.0	1
11	x11@gmail.com	119	1	99000.0	3
12	x12@gmail.com	199	1	99000.0	6
13	x13@gmail.com	145	1	99000.0	3
14	x14@gmail.com	198	1	99000.0	6
15	x15@gmail.com	138	1	99000.0	3
16	x16@gmail.com	129	1	99000.0	3
17	x17@gmail.com	101	1	99000.0	3
18	x18@gmail.com	118	1	99000.0	3
19	x19@gmail.com	201	1	150000.0	2
20	x20@gmail.com	179	1	99000.0	7
...

Gambar 4 menampilkan hasil visualisasi pemberian label pada data berdasarkan rekomendasi 7 cluster dari FCM. Berdasarkan hasil klasterisasi dapat dianalisa bahwa klasterisasi paling utama dipengaruhi oleh variabel *recency* lalu *monetary*. Pada cluster 1 yang berjumlah 17 data poin diketahui bahwa nilai *recency* berada pada rentang 252 – 309, dengan nilai *monetary* yang hampir sama berada pada rentang Rp. 96.000 – Rp.99.000. Cluster 2 dengan jumlah 42 data poin memiliki keunikan dimana pada pengelompokan ini dipengaruhi oleh nilai *monetary* dengan rentang Rp.138.000 – Rp.300.000. Pada cluster 3 sejumlah 119 data poin, dipengaruhi oleh nilai *recency* antara 86 sampai 145 dengan nilai *monetary* sama Rp.99.000.

Pada cluster 4 dengan jumlah 25 data poin yang dipengaruhi oleh nilai *recency* antara 1 sampai 56 dengan nilai *monetary* Rp.99.000 sampai Rp.125.000. Pada cluster 5 dengan jumlah 13 data poin memiliki nilai *recency* 328 – 349 dengan nilai *monetary* Rp.150.000. Cluster 6 memiliki 36 data poin dengan rentang *recency* 197 – 244 dan *monetary* Rp.99.000. Pada cluster 7 dengan 32 data poin dengan *recency* 169 – 183 dan nilai *monetary* Rp.99.000.

Berdasarkan hal ini dapat diketahui bahwa cluster 1,3,6,7 memiliki kesamaan dimana nilai *recency* yang mempengaruhi pengelompokan ini. Rekomendasi strategi CRM terkait kelompok cluster ini adalah dapat menjadi database pelanggan yang didekati kembali untuk menawarkan produk, apabila sumber daya terbatas, prioritas dapat dimulai dari cluster yang nilai *recency* nya terkecil. Dalam pemberian harga bagi paket *subscription* rentang harga Rp.99.000 layak untuk diterapkan jangka panjang karena sebagian besar masuk dalam kelompok – kelompok yang bertransaksi dalam rentan harga ini.

Cluster 4 dapat dikatakan sebagai cluster dimana pelanggan adalah pelanggan yang baru saja melakukan transaksi (dalam kasus dataset paling lama sekitar 2 bulan terakhir) pelanggan ini cenderung masih memiliki *impression* dengan produk tenant, yang berarti tenant dalam menerapkan CRM dapat menerapkan strategi salah satunya dengan menawarkan mereka untuk mengisi *reviews* baik terkait pelayanan tenant. Setelah mengisi berikan *feedback* seperti memberikan hadiah baik berupa kupon kursus gratis dan lain sebagainya.

Cluster 5 adalah mereka yang bertransaksi hampir setahun sebelumnya dan belum melakukan transaksi kembali, namun mau membayar lebih tinggi untuk kursus. Strategi CRM untuk untuk kategori cluster ini adalah dengan menawarkan kembali produk terbaru baik melalui email maupun kontak lainnya beserta kupon diskon pembelian kursus. Tenant juga perlu secara teratur untuk mengirimkan informasi *update* kelas yang dapat menarik mereka kembali.

Cluster 2 dalam kasus dataset ini dapat disimpulkan sebagai cluster paling *profitable*, karena mereka mau membayar lebih tinggi untuk kursus yang sama, dan dalam cluster ini juga terdapat mereka yang melakukan belanja lebih dari sekali. Pada cluster ini dalam hal strategi CRM, adalah cluster prioritas untuk dijaga relasinya. Mengirimkan email informasi kursus baru, prioritas diskon, spesial *treatment* seperti kelas belajar kusus, dan lain sebagainya dapat diterapkan untuk cluster ini.

4. Kesimpulan

Customer Relationship Management (CRM) merupakan salah satu topik penting yang wajib diketahui oleh pelaku usaha. Inkubator bisnis STIKOM Bali sebagai lembaga yang mendampingi usaha tenant juga memberikan pendampingan terkait hal ini kepada tenant – tenant yang didampingi. Untuk mengetahui strategi yang tepat dalam hal CRM, dapat dilakukan dengan cara mengetahui karakteristik dari pelanggan tersebut. Dalam studi ini, proses pengelompokan karakteristik (*profiling*) dengan data transaksi yang dirubah menjadi data RFM, dilakukan dengan menggunakan algoritma *fuzzy c-means* dengan proses penentuan cluster optimal menggunakan *fuzzy partition coefficient*. Berbeda dengan studi sebelumnya [20] dalam kasus dataset yang sama dengan *k means* dan ditemukan 2 kelompok, dimana satu lebih profit, satunya tidak. Namun dalam studi kali ini dengan

fuzzy c-means beberapa *insight* bisa digali lebih dalam, berdasarkan hasil klusterisasi dan analisa dari variabel yang lebih dominan diantara *recency*, *frequency*, dan *monetary*. Hasil klusterisasi secara langsung dapat dianalisa dan ditentukan strategi CRM yang relevan untuk diterapkan. Dalam kasus dataset tenant yang digunakan, penentuan harga dan *engagement* informasi terkait materi kursus terbaru dapat menjadi langkah awal dalam penerapan CRM, dengan ini harapannya alokasi sumberdaya menjadi lebih efektif dan efisien. Untuk kedepan, proses validasi strategi masih perlu diukur dengan cara observasi dan menganalisa hasil implementasi oleh tenant, serta penambahan jumlah dataset untuk kembali melakukan proses klusterisasi.

Ucapan Terima Kasih: Kami mengucapkan terimakasih kepada KEMENDIKBUDRISTEK dalam program penelitian dosen pemula (PDP) 2022. Kami juga mengucapkan terimakasih kepada Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM Bali beserta tenant Inkubator Bisnis STIKOM Bali karena sudah bersedia memfasilitasi proses penelitian ini sehingga dapat berjalan dengan baik.

Referensi

- [1] C. Lin-Lian, C. De-Pablos-Heredero, and J. L. Montes-Botella, "Value creation of business incubator functions: Economic and social sustainability in the covid-19 scenario," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 12, 2021, doi: 10.3390/su13126888.
- [2] A. Ghina and I. Sinaryanti, "The Learning Evaluation of Business Incubator's Role in Developing Technology-Based Startups at Technology Business Incubator," *The Asian Journal of Technology Management (AJTM)*, vol. 14, no. 1, pp. 35–56, 2021, doi: 10.12695/ajtm.2021.14.1.3.
- [3] K. Khalili-Damghani, F. Abdi, and S. Abolmakarem, "Hybrid soft computing approach based on *clustering*, rule mining, and decision tree analysis for customer segmentation problem: Real case of customer-centric industries," *Appl Soft Comput*, vol. 73, pp. 816–828, 2018.
- [4] M. Khajvand, K. Zolfaghar, S. Ashoori, and S. Alizadeh, "Estimating customer lifetime value based on RFM analysis of customer purchase behavior: Case study," *Procedia Comput Sci*, vol. 3, pp. 57–63, 2011.
- [5] P. Kolarovszki, J. Tengler, and M. Majerčáková, "The new model of customer segmentation in postal enterprises," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 230, pp. 121–127, 2016.
- [6] 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*, no. xxxx, 2020, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.12.011.
- [7] C. D'Arconte, "Business Intelligence applied in Small Size for profit companies," *Procedia Comput Sci*, vol. 131, pp. 45–57, 2018.
- [8] Y.-H. Hu and T.-W. Yeh, "Discovering valuable frequent patterns based on RFM analysis without customer identification information," *Knowl Based Syst*, vol. 61, pp. 76–88, 2014.
- [9] A. Griva, C. Bardaki, K. Pramadari, and D. Papakiriakopoulos, "Retail business analytics: Customer visit segmentation using market basket data," *Expert Syst Appl*, vol. 100, pp. 1–16, 2018.
- [10] 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, 2021.
- [11] P. W. Murray, B. Agard, and M. A. Barajas, "Market segmentation through data mining: A method to extract behaviors from a noisy data set," *Comput Ind Eng*, vol. 109, pp. 233–252, 2017.
- [12] P. Q. Brito, C. Soares, S. Almeida, A. Monte, and M. Byvoet, "Customer segmentation in a large database of an online customized fashion business," *Robot Comput Integr Manuf*, vol. 36, pp. 93–100, 2015.
- [13] D. H. Nguyen, S. de Leeuw, and W. E. H. Dullaert, "Consumer behaviour and order fulfilment in online retailing: A systematic review," *International Journal of Management Reviews*, vol. 20, no. 2, pp. 255–276, 2018.
- [14] S. Hwang and Y. Lee, "Identifying customer priority for new products in target marketing: Using RFM model and TextRank," *Marketing*, vol. 17, no. 2, pp. 125–136, 2021.
- [15] Taqwim and Dkk, "Analisis Segmentasi Pelanggan Dengan RFM Model Pada Pt . Arthamas Citra Mandiri Menggunakan Metode Fuzzy C-Means *Clustering*," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, pp. 1986–1993, 2019.
- [16] J.-T. Wei, S.-Y. Lin, and H.-H. Wu, "A review of the application of RFM model," *African Journal of Business Management*, vol. 4, no. 19, pp. 4199–4206, 2010.
- [17] K. Coussement, F. A. M. van den Bossche, and K. W. de Bock, "Data accuracy's impact on segmentation performance: Benchmarking RFM analysis, logistic regression, and decision trees," *J Bus Res*, vol. 67, no. 1, pp. 2751–2758, 2014.

-
- [18] Y. Huang, M. Zhang, and Y. He, "Research on improved RFM customer segmentation model based on K-Means algorithm," in 2020 5th International Conference on Computational Intelligence and Applications (ICCIA), 2020, pp. 24–27.
- [19] M. A. M. Pamungkas, "Perbandingan Fuzzy C-Means dan K-Means untuk Mengelompokkan Tingkat Buta Huruf Berdasarkan Provinsi di Indonesia," 2021.
- [20] D. P. Agustino, I. G. Harsemadi, and I. G. B. A. Budaya, "Edutech Digital Start-Up Customer Profiling Based on RFM Data Model Using K-Means Clustering," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 4, no. 3, pp. 724–736, 2022.