

SEGMENTASI NASABAH SIMPANAN MENGGUNAKAN FUZZY C MEANS DAN FUZZY RFM (*RECENTY, FREQUENCY, MONETARY*) PADA BMT XYZ

Tikaridha Hardiani

Program Studi Teknologi Informasi, Universitas ‘Aisyiah Yogyakarta
Jl. Ringroad Barat (Siliwangi No. 63, Mlangi, Yogyakarta 55292, Indonesia)
Email : tikaridha@unisayogya.ac.id

Abstrak

Perkembangan zaman dengan banyaknya lembaga keuangan saat ini, mengharuskan BMT (Baitul Maal Wat Tamwil) untuk mengelola nasabah secara maksimal. Mengidentifikasi nasabah yang loyal akan membantu perusahaan menentukan strategi pemasaran yang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan nasabah simpanan potensial. Nasabah potensial yaitu nasabah yang loyal kepada perusahaan. Nasabah potensial ditentukan dengan segmentasi nasabah. Studi kasus dalam penelitian ini yaitu di salah satu BMT di Yogyakarta. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu CRISP DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) dengan melalui proses business understanding, data understanding, data preparation, modeling dan evaluasi. Teknik data mining yaitu teknik fuzzy clustering dengan algoritma Fuzzy C-Means serta model yang digunakan untuk segmentasi yaitu fuzzy RFM (Recency, Frequency dan Monetary). Hasil dari segmentasi ini mengelompokkan menjadi 2 cluster. Jumlah cluster terbaik berdasarkan Modified Partition Coefficient (MPC) dan Partition Entropy (PE). Pelabelan nasabah diperoleh nasabah dormant b sebanyak 180 nasabah (71,43%) pada cluster 1 dan nasabah dormant f (nasabah tidak potensial) sebanyak 72 nasabah (28,57%) pada cluster 2.

Kata kunci: Segmentasi nasabah, Data mining, Fuzzy C Means, Clustering, Fuzzy Clustering, Fuzzy RFM, BMT

Abstract

The development era with some of financial institutions today, requires BMT (Baitul Maal Wat Tamwil) to manage customers maximally. Identifying loyal customers will help companies determine the right marketing strategy. This study aims to determine potential customers. Potential customers are customers whose are loyal to company. The potential customer is determined by customer segmentation. Case study in this research is in one of BMT in Yogyakarta. The method used in this research is CRISP DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) through the process of business understanding, data understanding, data preparation, modeling and evaluation. Data mining technique used is fuzzy clustering with Fuzzy C-Means algorithm and model for segmentation is fuzzy RFM (Recency, Frequency and Monetary). The results of this segmentation are grouped into 2 clusters. Best number of clusters based on Modified Partition Coefficient (MPC) and Partition Entropy (PE). Customer labeling was obtained by customer dormant b as many as 180 customers (71,43%) in cluster 1 and customer dormant f (customer not potential) as much 72 customers (28,57%) in cluster 2.

Keywords: Customer segmentation, Data mining, Fuzzy C Means, Clustering, Fuzzy Clustering, Fuzzy RFM, BMT

1. Pendahuluan

Persaingan lembaga keuangan mikro dengan perusahaan lain semakin ketat. Makin intensifnya persaingan yang dihadapi, telah menyebabkan banyak lembaga keuangan mikro mencari cara yang menguntungkan untuk membedakan dari yang lain. Perusahaan modern mengubah strategi mengutamakan produk (*product/service oriented*) menjadi strategi yang mengutamakan pelanggan (*customer oriented*) [1][2]. Sesuai dengan hukum Pareto (aturan 80:20), hanya 20% dari keseluruhan pelanggan yang mewakili 80% pendapatan perusahaan, hal tersebut menjelaskan bahwa setiap pelanggan tidaklah sama. Dalam lembaga keuangan mikro, nasabah yang berbeda mempunyai nilai yang berbeda pula. Salah satu tantangan yang terpenting bagi perusahaan yaitu pengetahuan tentang nasabah, memahami perbedaan nasabah, mengenali nasabah potensial sehingga nasabah loyal terhadap perusahaan. Dengan *Customer Relationship*

Management (CRM) pengetahuan tentang nasabah bisa dioptimalkan. Proses CRM menangani semua aspek dalam mengidentifikasi pelanggan, menciptakan pengetahuan pelanggan, membangun nilai pelanggan, dan membentuk persepsi pelanggan terhadap sebuah organisasi dan produknya. CRM menjanjikan keuntungan bagi lembaga keuangan dengan peningkatan pelayanan pelanggan karena persaingan ketat di sektor perbankan memaksa perusahaan untuk memperbaiki kinerjanya [3]. Strategi CRM dapat diterapkan pada lembaga keuangan mikro, perusahaan dapat mengenali karakteristik nasabah dengan segmentasi nasabah.

BMT XYZ memiliki jumlah nasabah yang meningkat tiap tahunnya. Berikut data jumlah nasabah 2011 hingga 2015. Pada tahun 2011 nasabah di area Yogyakarta sebanyak 11.085, meningkat pada tahun 2012 sebanyak 11.267, 2013 sebanyak 11.807, 2014 sebanyak 12.523 dan tahun 2015 sebanyak 12.985. Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) XYZ merupakan lembaga keuangan mikro berbadan hukum KJKS (Koperasi Jasa Keuangan Syariah) yang memahami pentingnya hubungan dengan nasabah. Jumlah data nasabah yang terus meningkat, BMT XYZ mengalami kesulitan mengidentifikasi nasabah potensial secara manual. Mengidentifikasi nasabah secara manual membutuhkan kemampuan manusia untuk menganalisa dan menginterpretasikan data dalam waktu yang lama. Hal ini dapat mengakibatkan BMT XYZ kehilangan nasabah potensial dan merugikan perusahaan [4]. Penelitian ini menggunakan data nasabah simpanan. Pengelompokan nasabah atau segmentasi nasabah dapat diselesaikan dengan teknik data mining, yaitu *clustering*. Data mining adalah proses yang menggunakan statistik, matematis, buatan, teknik kecerdasan dan teknik mesin untuk mengekstrak dan mengidentifikasi informasi bermanfaat dan kemudian mendapatkan pengetahuan dari database besar [5]. Tujuan akhir *data mining* menggunakan informasi untuk membuat lebih efisien keputusan bisnis dan mengambil keputusan secara tepat [6]. *Clustering* adalah proses mengumpulkan satu set objek fisik atau abstrak ke dalam kelompok benda serupa [7]. *Cluster* secara umum merupakan wujud himpunan bagian dari suatu himpunan data dan metode *clustering* dapat diklasifikasikan berdasarkan himpunan bagian yang dihasilkan menjadi *fuzzy clustering* dan *hard clustering* [8]. Metode *clustering* yang digunakan pada penelitian ini ialah *fuzzy clustering* khususnya *Fuzzy C-Means*. Metode *fuzzy* digunakan karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan waktu komputasi yang cepat [9]. Metode *fuzzy* dipadukan dengan model *fuzzy RFM* (*Recency, Frequency, Monetary*) untuk menyelesaikan segmentasi nasabah. *Fuzzy RFM* yaitu memadukan logika *fuzzy* dan model *RFM*. *Recency* ialah kapan terakhir transaksi dilakukan. *Frequency* ialah jumlah transaksi yang dilakukan nasabah. Semakin besar frekuensi menandakan kesetiaan nasabah yang besar pula. *Monetary* adalah besarnya nilai transaksi yang dilakukan. Nilai *monetary* yang tinggi mengidentifikasi pelanggan yang memberikan keuntungan kepada perusahaan [10][11][12]

2. Dasar teori

Di bidang pemasaran, segmentasi adalah proses membagi pelanggan menjadi beberapa *cluster* dengan kategori loyalitas pelanggan dan karakter yang sama untuk membangun strategi yang tepat [13] [14]. Segmentasi pelanggan dibagi menjadi 6 karakteristik berdasarkan nilai *RFM* [15] [9] [14] sebagai berikut:

Tabel 1. Karakter Pelanggan Berdasarkan Nilai RFM

Kelas pelanggan	Karakteristik
<i>Superstar</i>	Pelanggan dengan kesetiaan yang tinggi, Mempunyai nilai <i>monetary</i> yang paling tinggi, Mempunyai <i>frequency</i> yang paling tinggi, Mempunyai <i>recency</i> paling tinggi.
<i>Golden customer</i>	Mempunyai nilai <i>recency</i> yang tinggi, Mempunyai nilai <i>frequency</i> yang tinggi, Mempunyai nilai <i>monetary</i> rata-rata dari keseluruhan pelanggan.
<i>Typical customer</i>	Mempunyai nilai <i>monetary</i> rata-rata dari keseluruhan pelanggan, Mempunyai <i>frequency</i> yang sedang.
<i>Occational customer</i>	Nilai <i>frequency</i> terendah kedua setelah <i>dormant customer</i> , Nilai <i>recency</i> paling rendah (memiliki waktu yang lama dengan rentang waktu terakhir kunjungan).
<i>Everyday shopper</i>	Memiliki <i>frequency</i> yang lebih tinggi daripada <i>dormant customer</i> , Mempunyai nilai <i>monetary</i> sedang sampai rendah.
<i>Dormant customer</i>	Mempunyai <i>frequency</i> dan <i>monetary</i> yang paling rendah, Nilai <i>recency</i> yang paling rendah.

Segmentasi pelanggan yang efektif menghasilkan beberapa keuntungan yaitu mengenali dan

memahami target pasar, memahami kebutuhan pelanggan, diferensiasi dari produk pesaing dan meningkatkan keuntungan [16].

2.2 Data Mining

Data mining merupakan proses pencarian pola-pola yang menarik dan tersembunyi (*hidden pattern*) dari suatu kumpulan data yang berukuran besar yang tersimpan dalam suatu basis data, *data warehouse*, atau tempat penyimpanan data lainnya. Definisi lain yaitu proses semi otomatis yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan dan *machine learning* untuk mengestraksi dan mengidentifikasi informasi pengetahuan potensial, berguna dan bermanfaat yang tersimpan dalam *database* yang besar [17] [18].

3. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode *Cross Industry Standard Process for Data-Mining* (CRISP-DM). CRISP-DM adalah model proses *data mining* yang digunakan untuk memecahkan masalah oleh para ahli. Jalannya penelitian mengacu pada enam tahap CRISP-DM, atau siklus hidup pengembangan *data mining* sebagai *framework* dari proyek *data mining*[19].

3.1 Pemahaman Bisnis (Business Understanding)

BMT XYZ melayani simpanan dan pembiayaan. Pemahaman terhadap tujuan bisnis dalam penelitian ini meningkatkan dan mempertahankan jumlah nasabah terutama nasabah potensial. Tujuan *data mining* dalam penelitian ini ialah *customer segmentation*. *Customer segmentation* dapat digunakan oleh pihak manajemen untuk menemukan segmen-semen nasabah yang bertujuan untuk mengidentifikasi nasabah potensial yang nantinya dapat digunakan untuk menentukan pemasaran yang tepat pada setiap segmen yang terbentuk.

3.2 Pemahaman Data (Data Understanding)

Setelah pemahaman bisnis yaitu mengumpulkan data, jika data berasal dari lebih dari satu *database* maka dilakukan proses integrasi data. Selanjutnya memahami data, mengidentifikasi kualitas data, memeriksa data dan membersihkan data yang tidak valid atau proses *data cleaning*. Penelitian ini menggunakan data transaksi simpanan dari 1 Januari 2013- 31 Juli 2015. Data diambil dari *database* BMT dengan format xls. Jumlah data transaksi simpanan terdiri dari 252 nasabah. Data transaksi simpanan yang digunakan dibatasi transaksi nasabah setor atau menyetor uang dan tarik atau mengambil uang.

3.3 Persiapan Data (Data Preparation)

Pada tahap persiapan data meliputi memilih variabel yang akan dianalisis, membersihkan data, menyiapkan data awal sehingga siap untuk *data transformation*. Persiapan data merupakan salah satu aspek yang paling penting dan sering memakan waktu proyek *data mining*. Segmentasi nasabah ini menggunakan model RFM. Tabel2 menunjukkan hasil *data selection*, data simpanan.

Tabel 2. Data selection

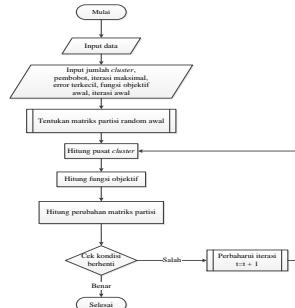
Data awal	Data akhir
Tanggal terakhir transaksi (tipe:date)	<i>Recency</i> (type:number)
Jumlah transaksi	<i>Frequency</i>
Jumlah saldo	<i>Monetary</i>

Recency nasabah dihitung berdasarkan selisih hari antara periode analisis dengan tanggal transaksi terakhir nasabah (dinyatakan dalam satuan hari). Penghitungan *frequency* dilakukan dengan menjumlahkan transaksi (tarik dan setor) yang dilakukan setiap nasabah selama periode penelitian. Sedangkan *monetary* merupakan jumlah saldo nasabah pada periode penelitian. Tahap selanjutnya yaitu *data transformation*. Pada tahap ini dilakukan normalisasi, agar skala data tidak berbeda terlalu jauh. Normalisasi yang digunakan yaitu *min-max normalization*. Data yang dihasilkan dengan skala 0-1

3.4 Pemodelan (Modelling)

Tahap ini meliputi pemilihan dan penerapan berbagai teknik permodelan untuk mendapatkan nilai yang optimal. Pemodelan ini dapat kembali ke tahap sebelumnya. Model

yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *fuzzy clustering*. Data input untuk proses *clustering* yaitu data RFM nasabah simpanan yang sudah dinormalisasi. Proses *clustering* dilakukan dengan mengelompokkan menjadi 2 - 6 *cluster*. Proses clustering menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* ditunjukkan oleh *flowchart* pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart algoritma *Fuzzy C Means*

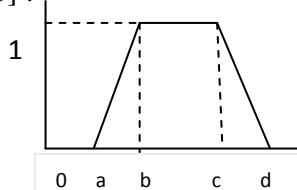
Setelah proses *clustering* selesai, langkah selanjutnya yaitu pelabelan nasabah. Model yang digunakan untuk proses pelabelan nasabah adalah model *fuzzy RFM*. Langkah-langkah pelabelan nasabah yaitu:

1. Dalam model *fuzzy RFM* variabel *recency*, *frequency*, dan *monetary*, masing-masing dibagi menjadi beberapa himpunan *fuzzy*. Untuk data simpanan himpunan *fuzzy* dijelaskan dalam Tabel 3 berikut ini.

Tabel 3. Domain Nilai *Fuzzy*

Atribut	Variabel Linguistik	Domain linguistik
<i>Recency</i>	Baru saja	$0 \leq r < 45$ hari
	Agak lama	$30 < r < 100$ hari
	Lama	$75 \text{ hari} < r$
<i>Frequency</i>	Jarang	$0 \leq f < 200$ transaksi
	Agak sering	$100 < f < 350$ transaksi
	Sering	$275 \text{ transaksi} < f$
<i>Monetary</i>	Rendah	$0 \leq m < 2.000.000$ rupiah
	Sedang	$1.000.000 < m < 15.000.000$ rupiah
	Tinggi	$10.000.000 \text{ rupiah} < m$

Clustering menghasilkan titik pusat cluster dari masing-masing cluster. Titik pusat cluster tersebut dihitung fungsi keanggotaan kurva trapesium masing-masing himpunan fuzzy menggunakan fungsi trapmf di Matlab. Perhitungan fungsi keanggotaan kurva trapesium sebagai berikut [20] :



Gambar 2. Grafik fungsi trapmf

fungsi keanggotaan :

$$\begin{aligned} \mu[x] = 0 & , x \leq a \\ (x-a)/(b-a) & , a \leq x \leq b \\ 1 & , b \leq x \leq c \\ (d-x)/(d-c) & , c \leq x \leq d \\ 0 & , x \geq d \end{aligned} \quad (1)$$

2. Setelah didapatkan fungsi keanggotaan pusat titik cluster terhadap masing-masing himpunan fuzzy variabel *recency*, *frequency* dan *monetary*, selanjutnya masing-masing derajat keanggotaan tersebut disusun menjadi 3 matrix, yaitu matrix *recency*, *frequency* dan *monetary*. Masing-masing matrix terdiri dari 27 baris yang merupakan hasil perkalian dari jumlah himpunan *fuzzy* dengan jumlah variabel ($3 \times 3 \times 3 = 27$).

3. Proses segmentasi nasabah akan dilakukan dengan menghitung fungsi atau derajat keanggotaan pusat *cluster* dari masing-masing *cluster* terhadap semua kelas model *fuzzy RFM* dari kelas 1 sampai kelas 27, menggunakan persamaan[21]:

$$\mu_A(x) = (\prod_{i=1}^m \mu_i(x))^{(1-\gamma)} (1 - \prod_{i=1}^m 1 - \mu_i(x))^{\gamma} \quad (2)$$

dengan :

μ_A = fungsi keanggotaan untuk masing- masing kelas

μ_1 = fungsi keanggotaan masing-masing variabel linguistik dalam *fuzzy RFM*

A = kelas dalam model *fuzzy RFM*

i = variabel linguistik dalam *fuzzy RFM*

x = pusat *cluster*

γ = gamma, biasanya bernilai 0,5

Tabel 4. Deskripsi Variabel Linguistik

Kelas	Variabel linguistik			Label Nasabah	Peringkat
	R	F	M		
1	Baru saja	Sering	Rendah	Everyday	A
2	Baru saja	Sering	Sedang	Golden	A
3	Baru saja	Sering	Tinggi	Superstar	A
4	Baru saja	Agak sering	Rendah	Everyday	D
5	Baru saja	Agak sering	Sedang	Golden	D
6	Baru saja	Agak sering	Tinggi	Superstar	D
7	Baru saja	Jarang	Rendah	Dormant	D
8	Baru saja	Jarang	Sedang	Dormant	A
9	Baru saja	Jarang	Tinggi	Occational	A
10	Agak lama	Sering	Rendah	Everyday	B
11	Agak lama	Sering	Sedang	Golden	B
12	Agak lama	Sering	Tinggi	Superstar	B
13	Agak lama	Agak sering	Rendah	Everyday	E
14	Agak lama	Agak sering	Sedang	Golden	E
15	Agak lama	Agak sering	Tinggi	Superstar	E
16	Agak lama	Jarang	Rendah	Dormant	E
17	Agak lama	Jarang	Sedang	Dormant	B
18	Agak lama	Jarang	Tinggi	Occational	B
19	Lama	Sering	Rendah	Everyday	C
20	Lama	Sering	Sedang	Golden	C
21	Lama	Sering	Tinggi	Superstar	C
22	Lama	Agak sering	Rendah	Everyday	F
23	Lama	Agak sering	Sedang	Golden	F
24	Lama	Agak sering	Tinggi	Superstar	F
25	Lama	Jarang	Rendah	Dormant	F
26.	Lama	Jarang	Sedang	Dormant	C
27	Lama	Jarang	Tinggi	Occational	C

Hasil perhitungan fungsi keanggotaan masing-masing kelas, dapat ditentukan kelas dari *cluster*, yaitu kelas yang memiliki fungsi keanggotaan paling tinggi. Karena *clustering* merupakan pembelajaran yang tak terbimbing (*unsupervised learning*), maka pemberian label untuk hasil

clustering sangat diperlukan. Label nasabah ditentukan dari perhitungan derajat keanggotaan untuk masing-masing kelas. Setiap kelas model *fuzzy RFM* memiliki label nasabah yang menyatakan karakteristik dari setiap kelas nasabah.

3.5 Evaluasi atau *evaluation*

Pada tahap ini dilakukan evaluasi dan penetapan apakah model tersebut sudah sesuai dengan tujuan pada tahap awal (*business understanding*). Proses *clustering* diuji coba dengan berbagai nilai parameter dari algoritma *clustering*. Hasil *clustering* diuji tingkat validitasnya menggunakan metode pengukuran MPC dan PE untuk menentukan jumlah *cluster* yang terbaik. MPC merupakan perbaikan dari *Partition Coefficient* (PC). *Partition Entropy* (PE) merupakan metode yang mengukur tingkat kekaburuan (*fuzzyness*) dari partisi *cluster*. Pada umumnya jumlah *cluster* yang optimal ditentukan dari nilai MPC yang paling besar. Sebaliknya nilai PE yang paling kecil, merupakan jumlah *cluster* yang optimal [22].

3.6 Penyebaran atau *deployment*

Pada fase ini menyajikan laporan yang dapat dipahami oleh pihak yang berkepentingan. Segmentasi menghasilkan karakter nasabah yang membantu BMT mengidentifikasi nasabah potensial dan nasabah kurang potensial sehingga dapat membantu menentukan strategi pemasaran.

4. Pengujian dan Pembahasan

4.1 Pengumpulan Data

Data transaksi nasabah simpanan didapatkan dari *database* sistem BMT XYZ dalam bentuk xls sebanyak 300 nasabah. Data transaksi diambil dari tanggal 1 Januari 2013-31 Juli 2015. Data transaksi ini merupakan transaksi setiap nasabah dalam periode penelitian, berupa tanggal transaksi, keterangan pindah saldo, mutasi debit, mutasi kredit, saldo akhir dan nomor transaksi.

4.2 Preprocessing Data

Preprocessing data dalam penelitian ini terdiri dari *data selection*, *data cleaning* dan *data transformation*. *Data selection* dari model RFM yaitu rentang waktu transaksi akhir nasabah dengan periode penelitian, jumlah frekuensi transaksi, serta jumlah nominal transaksi untuk setiap nasabah selama periode penelitian. *Data cleaning* dilakukan untuk membersihkan data dari *noise* atau *missing value*. Terdapat 48 nasabah yang rekening simpanannya sudah tidak aktif sehingga dihilangkan. Total data RFM nasabah simpanan menjadi 252.

4.3 Clustering

Proses FCM harus menentukan jumlah *cluster* terlebih dahulu, maka dalam penelitian ini ditentukan 2 sampai 6 *cluster* yang selanjutnya akan divalidasi jumlah *cluster* yang paling baik. Hasil dari FCM yaitu titik pusat *cluster* dan nilai fungsi objektif. Validasi Cluster Hasil MPC dan PE dari pengujian 2 sampai 6 *cluster* dijelaskan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil validasi *cluster*

Jumlah <i>cluster</i>	Hasil evaluasi	
	MPC	PE
2	0.69536	0.25803
3	0.62911	0.448
4	0.66154	0.50147
5	0.61695	0.61864
6	0.6035	0.67896

Cluster optimal ditentukan dari nilai MPC yang paling besar dan nilai PE yang paling kecil. Dari tabel di atas jumlah *cluster* yang optimal yaitu dengan 2 *cluster*.

4.4 Pelabelan Nasabah

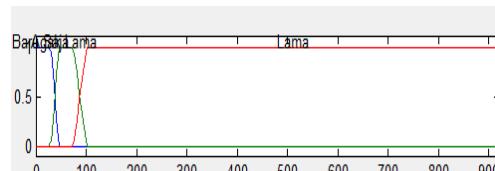
Proses pelabelan nasabah sebagai berikut:

- Menentukan fungsi keanggotaan dari *recency*, *frequency* dan *monetary*. Pada Gambar 4, 5 dan 6 dijelaskan grafik fungsi keanggotaan *recency*, *frequency* dan *monetary*.
- Menyusun kombinasi fungsi keanggotaan dari *attribut recency*, *frequency* dan *monetary* menjadi 3 susunan matrix. Masing-masing matrix terdiri dari 27 baris yang merupakan hasil perkalian dari jumlah himpunan *fuzzy* dengan jumlah atribut ($3 \times 3 \times 3 = 27$). Dua puluh tujuh baris dalam matrix merupakan jumlah label nasabah dalam *fuzzy RFM*.

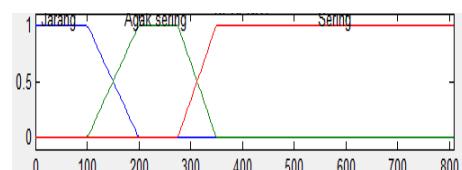
- c. Menghitung fungsi keanggotaan masing-masing *cluster* terhadap semua kelas nasabah serta fungsi keanggotaan terbesar merupakan nilai kelas nasabah.

4.5 Evaluasi

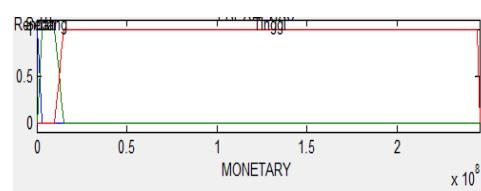
Validasi menghasilkan 2 *cluster* yang merupakan jumlah *cluster* yang optimal. Maka hasil *clustering* dengan 2 *cluster* yaitu *cluster* 1 dengan 180 nasabah dan *cluster* 2 dengan 72 nasabah. Pada Gambar 6 merupakan plot hasil *clustering*, angka 1 menunjukkan *cluster* 1 dan angka 2 menunjukkan *cluster* 2. Tabel 6 menunjukkan koordinat titik pusat *cluster* yang terbentuk dari proses *clustering*.



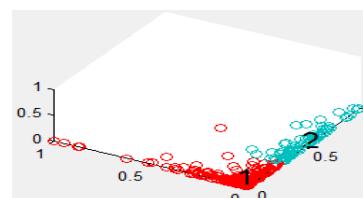
Gambar 3. Grafik fungsi keanggotaan *recency*



Gambar 4. Grafik fungsi keanggotaan *frequency*



Gambar 5. Grafik fungsi keanggotaan *monetary*



Gambar 6. Hasil *clustering*

Tabel 6. Titik Pusat *cluster*

Cluster	R	F	M
1	54.9633	74.7405	2.4899e+06
2	512.2769	33.6856	1.0899e+06

Hasil pelabelan nasabah simpanan sebagai berikut:

- *Cluster* 1 = 180 nasabah dengan label nasabah *dormant b*. Nasabah *dormant b* (urutan ke dua dalam kelas *dormant customer*) merupakan nasabah yang mempunyai tingkat *recency* agak lama, *frequency* jarang dan *monetary* sedang.
- *Cluster* 2 = 72 nasabah dengan label nasabah *dormant f*. Nasabah *dormant f* merupakan nasabah yang mempunyai tingkat *recency* lama, *frequency* jarang dan *monetary* rendah. *Dormant f* merupakan tingkatan terendah dari kelas *dormant customer*. *Dormant customer* ialah kelas nasabah yang paling buruk dibandingkan kelas atau segmen yang lain, karena memiliki tingkat *recency*, *frequency* dan *monetary* yang rendah.

Hasil pelabelan nasabah, terdapat pada kelas *dormant* yang merupakan tingkatan nasabah paling rendah. Hal ini terjadi karena titik pusat *cluster* tidak terlalu jauh dan dikelompokkan pada himpunan *fuzzy* yang sama. Titik pusat *cluster* 1 dan 2, pada atribut *frequency* dan *monetary* dikelompokkan pada himpunan *fuzzy* yang sama, yaitu jarang dan rendah.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian yang telah dilakukan adalah:

1. *Fuzz C-Means* dan *Fuzzy RFM* dapat melakukan segmentasi nasabah untuk menentukan nasabah potensial pada data nasabah simpanan di BMT XYZ.
2. Pengukuran validitas cluster menggunakan indeks MPC dan PE dihasilkan 2 *cluster* yang optimal pada data nasabah simpanan dengan nilai MPC sebesar 0.69536 dan PE sebesar 0.25803.
3. Nasabah *dormant b* sebanyak 180 nasabah pada *cluster* 1 dan nasabah *dormant f* (nasabah tidak potensial) sebanyak 72 nasabah pada *cluster* 2.

Saran yang dapat dilakukan oleh penelitian selanjutnya adalah:

1. Penggunaan dataset yang lebih banyak dan penambahan parameter seperti demografi nasabah untuk hasil segmentasi yang lebih optimal.
2. Menambahkan metode uji validitas *cluster* yang lain seperti Xie Beni Index, Separation Index dan lain-lain untuk membandingkan hasil *cluster* yang optimal.

Daftar Pustaka

- [1] V. L. Miguéis, A. S. Camanho, and J. Falcão, “Expert Systems with Applications Customer data mining for lifestyle segmentation,” vol. 39, pp. 9359–9366, 2012.
- [2] T. Hardiani, S. Sulisty, and R. Hartanto, “Segmentasi Nasabah Tabungan Menggunakan Model RFM (Recency , Frequency , Monetary) dan K-Means Pada Lembaga Keuangan Mikro” ISBN : 979-26-0280-1, *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi Terapan (SEMANTIK)*, 2015, pp. 463–468.
- [3] P. On and R. Banks, “International Journal of Management Research and Review Customer Relationship Management : the Study of Customer,” vol. 4, no. 1, pp. 27–39, 2014.
- [4] Tikaridha Hardiani, “Segmentasi Nasabah Untuk Customer Relationship Management (CRM) Menggunakan Fuzzy C Means (Kasus: Bmt Beringharjo Yogyakarta),” *Thesis*, 2016.
- [5] E. W. T. Ngai, L. Xiu, and D. C. K. Chau, “Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 2, pp. 2592–2602, 2009.
- [6] Z. Ping, “Data Mining Application in Banking-Customer Relationship Management Zhao Li Ping[1],” no. Iccasm, pp. 124–126, 2010.
- [7] P. A. Sarvari, A. Ustundag, and H. Takci, “Performance evaluation of different customer segmentation approaches based on RFM and demographics analysis,” *Kybernetes*, vol. 45, no. 7, pp. 1129–1157, 2016.
- [8] D. Zheng, “Application of Silence Customer Segmentation in Securities Industry Based on Fuzzy Cluster Algorithm,” *J. Inf. Comput. Sci.* 10, vol. 13, pp. 4337–4347, 2013.
- [9] A. Sheshasayee and P. Sharmila, “Comparative Study of Fuzzy C Means and K Means Algorithm for Requirements Clustering,” *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 7, no. June, pp. 853–857, 2014.
- [10] A. H. Azadnia, M. Zamani, M. Saman, K. Y. Wong, and A. R. Hemdi, “Integration Model of Fuzzy C Means Clustering Algorithm and TOPSIS Method for Customer Lifetime Value Assessment,” in *Proceedings of the 2011 IEEE IEEM*, 2011, vol. 11, pp. 16–20.
- [11] S. Mohammad, S. Hosseini, A. Maleki, and M. R. Gholamian, “Expert Systems with Applications Cluster analysis using data mining approach to develop CRM methodology to assess the customer loyalty,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 7, pp. 5259–5264, 2010.
- [12] M. Khajvand and Mohammad Jafar Tarokh, “Analyzing Customer Segmentation Based on Customer,” *J. Ind. Eng. Univ. Tehran*, no. Special ISsue, pp. 79–93, 2011.
- [13] N. I. Putu, P. Yuliari, I. K. Gede, D. Putra, N. I. Kadek, and D. W. I. Rusjyanti, “CUSTOMER SEGMENTATION THROUGH FUZZY C-MEANS AND FUZZY RFM METHOD,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 78, no. 3, pp. 380–385, 2015.
- [14] K. Tsipitsis and A. Chorianopoulos, *Data Mining Techniques in CRM: Inside Customer Segmentation*. United Kingdom: John Wiley & Sons, Ltd, 2009.
- [15] K. Uzay, “Fuzzy Target Selection Using RFM Variables,” *IEEE*, vol. 00, no. C, pp. 1038–1043, 2001.
- [16] R. A. Soeini and E. Fathalizade, “Customer Segmentation based on Modified RFM Model in the Insurance Industry,” in *Proceedings of 2012 4th International Conference on Machine Learning and Computing*, 2012, vol. 25, pp. 101–104.
- [17] Z. Bian and H. Dong, “Suggestions on the CRM Implementation of Small and Medium-sized Enterprises Based on Data Mining □,” in *Contemporary Logistics*, 2012, vol. 09, pp. 95–98.
- [18] S. Pulakkazhy, “DATA MINING IN BANKING AND ITS APPLICATIONS-A REVIEW,” *J. Comput. Sci.*, vol. 9, no. 10, pp. 1252–1259, 2013.
- [19] A. Nadali and H. E. Nosratabadi, “Evaluating the Success Level of Data Mining Projects Based on CRISP-DM Methodology by a Fuzzy Expert System,” *IEEE*, pp. 161–165, 2011.
- [20] S. Kusumadewi, *Analisis dan Desain Sistem Fuzzy Menggunakan Tool Box Matlab*, 1st ed. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2002.
- [21] D. Zumstein, “Customer Performance Measurement: Analysis of the Benefit of a Fuzzy Classification Approach in Customer Relationship Management,” University of Fribourg, Switzerland, 2007.
- [22] W. Wang and Y. Zhang, “On fuzzy cluster validity indices,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 158, pp. 2095–2117, 2007.