



TESIS – PM092315

**SEGMENTASI CUSTOMER MENGGUNAKAN
ANALISIS RFM UNTUK PENINGKATAN LAYANAN
PELANGGAN**

**STUDI KASUS : TELKOM SPEEDY REGIONAL V
JAWA TIMUR PERIODE PEMBAYARAN Q4 TAHUN
2012 DAN Q1 TAHUN 2013**

**HANIF FAUZAN
9108201603**

**DOSEN PEMBIMBING
Prof. Ir. Budi Santosa, M.S, Ph.D**

**PROGRAM MAGISTER MANAJEMEN TEKNOLOGI
BIDANG KEAHLIAN MANAJEMEN INDUSTRI
PROGRAM PASCASARJANA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOVEMBER
SURABAYA
2014**



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TESIS – PM092315

**CUSTOMER SEGMENTATION USING RFM ANALYSIS
TO IMPROVE CUSTOMER SERVICE**

**CASE STUDY at TELKOM SPEEDY REGIONAL V
JAWA TIMUR PAYMENT PERIOD FROM Q4 2012 TO
Q1 2013**

**HANIF FAUZAN
9108201603**

**FACULTY MENTORS
Prof. Ir. Budi Santosa, M.S, Ph.D**

**MAGISTER MANAJEMEN TEKNOLOGI PROGRAM
INDUSTRIAL MANAGEMENT
POST GRADUATE PROGRAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOVEMBER
SURABAYA
2014**

**SEGMENTASI CUSTOMER MENGGUNAKAN ANALISIS RFM
UNTUK PENINGKATAN LAYANAN PELANGGAN
STUDI KASUS : TELKOM SPEEDY REGIONAL V JAWA
TIMUR PERIODE PEMBAYARAN Q4 TAHUN 2012 DAN
Q1 TAHUN 2013**

Nama Mahasiswa : Hanif Fauzan
NRP : 9108201603
Pembimbing : Prof. Ir. Budi Santosa, M.S, Ph.D

ABSTRAK

Semakin banyaknya operator telekomunikasi di Indonesia, dengan penawaran harga dan layanan dasar yang diberikan relatif sama, membuat kompetisi pasar telekomunikasi di Indonesia menjadi sangat berat dan rentan terhadap masalah loyalitas pelanggan. Telkom merupakan salah satu operator penyedia layanan telekomunikasi berbasis pada jaringan kabel dengan Speedy sebagai produk layanan jasa tambahan yang diharapkan bisa membuat layanan telepon kabel tidak ditinggalkan oleh pelanggannya. Dalam menjaga loyalitas pelanggan, Telkom melakukan peningkatan kualitas layanan Speedy melalui program HSSP (*High Speed Same Price*), namun demikian diperlukan sebuah analisis terhadap calon pelanggan program HSSP supaya program HSSP dapat memberikan dampak optimal terhadap loyalitas pelanggan dan pendapatan perusahaan.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat pengelompokan berdasarkan informasi pelanggan terhadap pendapatan Speedy menggunakan data kebiasaan bayar pelanggan, jumlah yang dibayar, dan usia berlangganan yang bisa dibuat sebagai rekomendasi untuk kebijakan dan strategi perusahaan dalam peningkatan loyalitas dan optimalisasi layanan kepada pelanggan. Pengelompokan pelanggan dibuat menggunakan model *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary* (RFM).

Kata kunci : loyalitas pelanggan, kualitas layanan, program HSSP, RFM model, dan Fuzzy C Means.

**CUSTOMER SEGMENTATION USING RFM ANALYSIS TO
IMPROVE CUSTOMER SERVICE
CASE STUDY at TELKOM SPEEDY REGIONAL V JAWA
TIMUR PAYMENT PERIOD Q4 – 2012 AND Q1 – 2013**

Nama Mahasiswa	: Hanif Fauzan
NRP	: 9108201603
Pembimbing	: Prof. Ir. Budi Santosa, M.S, Ph.D

ABSTRACT

The increasing number of telecom operators in Indonesia, which offer price and service that relatively equal each other make the competition in Indonesia telecommunication becomes very heavy and prone to customer loyalty problems. Telkom is one of telecommunication service provider based on wired network with Speedy as additional service product that expected to make a cable telephone service not left by customers. In maintaining customer loyalty, Telkom serve the Speedy customer by quality improvement through HSSP (High Speed Same Price) program. However, HSSP program required an customer analysis to provide optimal impact for revenue and customer loyalty.

The purpose of the research is to create customer clustering based on customer information such as customer payment, payment amount, and customer subscription time that can be made as a recommendation for company policy and strategy in increasing the customer loyalty and service optimalization. Clustering customer were made using the Recency, Frequency, and Monetary (RFM) model

Keywords : customer loyalty, service quality, HSSP programs, RFM model, and Fuzzy C Means.

LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Manajemen Teknologi (M.MT)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember


Oleh :

HANIF FAUZAN

NRP. 9108201603

Tanggal Ujian : 24 Mei 2014
Periode Wisuda : September 2014


Disetujui oleh :

1.  **Prof. Ir. Budi Santosa, M.S, Ph.D**
NIP. 196905121994021001

(Pembimbing)

2.  **Dr. Ir. Bambang Syairudin, MT**
NIP. 196310081990021001

(Penguji)

3.  **Prof. Dr. Ir. Udisubakti Ciptomulyono, M.Eng.Sc**
NIP. 195903181987011001

(Penguji)

Direktur Program Pascasarjana


Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.

NIP. 196404051990021001

KATA PENGANTAR

Dengan memanjatkan puji syukur kehadirat Allah SWT, atas segala limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis ini. Tesis ini tidak terlepas dari dorongan, arahan, bimbingan, dan bantuan dari semua pihak. Untuk itu penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Budi Santosa, MSc selaku dosen pembimbing yang penuh dengan kesabaran bersedia meluangkan waktu, kesibukan, dan pikiran untuk selalu memberikan bimbingan kepada penulis sejak awal penulisan proposal Tesis hingga selesai disusun.
2. Bapak Ir. I Putu Artama Wiguna, MT, PhD, selaku Kepala Bidang I Akademik Program Studi Magister Manajemen Teknologi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
3. Bapak, Ibu, dan seluruh keluarga tercinta yang telah memberikan dorongan semangat dan doa tiada henti dalam penyelesaian penulisan proposal Tesis ini.
4. Rekan-rekan kerja Telkom Divisi Broadband atas kesempatan diskusi dan program-program masukan selama penyusunan Tesis.
5. Teman-temanku Doddy, Ve, Putri, Henry, Denny, Rinda, dan Fay yang selalu ada mendukung dan mengingatkan waktu penulisan Tesis ini.
6. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu, terima kasih atas dukungan, semangat, dan perhatiannya.

Dalam penulisan Tesis ini mungkin terdapat kekurangan-kekurangan yang dibuat oleh penyusun, oleh sebab itu kritik dan saran dari berbagai pihak akan sangat diharapkan oleh penulis dalam menyempurnakan sekaligus memberi masukan bagi penulis. Semoga penelitian Tesis ini dapat berguna dan bermanfaat bagi semua pembaca dan dapat dijadikan sebagai salah satu kajian ilmiah.

Jakarta, Oktober 2013

Penulis

DAFTAR ISI

JUDUL PENELITIAN	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Perumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan dan Asumsi	6
1.6 Sistematika Penulisan	7
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	9
2.1 Manajemen Pemasaran	9
2.1.1 Konsep Pemasaran	10
2.1.2 Strategi Pemasaran	11
2.2 Jasa	12
2.2.1 Definisi Jasa	12
2.2.2 Karakteristik Jasa	13
2.2.3 Sistem Pemasaran Jasa	15
2.3 Loyalitas Pelanggan	15
2.3.1 Tahapan Loyalitas Pelanggan	16
2.3.2 Jenis Jenis Loyalitas Pelanggan	17
2.4 Penelitian Perilaku Konsumen	18
2.5 <i>Data Mining</i>	18
2.5.1 Fungsi dan Tahapan <i>Data Mining</i>	19
2.5.2 Penelitian <i>Data Mining</i> dalam CRM	20
2.5.3 <i>Data Mining</i> dalam Perusahaan Telekomunikasi	23

2.5.4	CRISP-DM	24
2.6	<i>Clustering</i>	26
2.6.1	<i>Hard Clustering dan Fuzzy Clustering</i>	27
2.6.2	Metode <i>Fuzzy C-Means</i>	27
2.6.3	Metode <i>K-Means Clustering</i>	28
2.6.4	Metode Klasifikasi <i>Fuzzy RFM</i>	30
BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN		33
3.1	Pendekatan Penelitian	33
3.1.1	<i>Business Understanding</i>	34
3.1.2	<i>Data Understanding</i>	35
3.1.3	<i>Data Preparation</i>	38
3.1.4	<i>Modelling</i>	38
3.1.5	<i>Evaluation</i>	42
3.1.6	<i>Deployment</i>	42
3.2	Jenis dan Sumber Data	43
3.3	Tools Perangkat Pengelolaan Data	43
3.4	Jadwal Penelitian	43
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN.....		45
4.1	Implementasi <i>Data Warehouse</i>	45
4.1.1	<i>Oracle Server</i> dan Aplikasi <i>Toad</i>	45
4.1.2	Aplikasi <i>Microsoft Access</i>	46
4.2	Implementasi <i>Data Mining</i>	48
4.2.1	Implementasi <i>Clustering</i> dengan <i>Fuzzy C-Means</i>	48
4.2.2	Implementasi <i>Clustering</i> dengan Algoritma <i>K-Means</i>	50
4.2.3	Implementasi Kelas Pelanggan	52
4.2.4	Evaluasi <i>Validasi Clustering</i>	54
4.2.5	Implementasi Perbandingan Kelas Pelanggan	55
4.2.6	Bisnis Pengelolaan Pelanggan	56
4.3	Hasil Pengujian	57
4.3.1	Algoritma <i>Fuzzy C-Means (FCM) Clustering</i>	57
4.3.1.1	Pengujian FCM dengan Jumlah <i>Cluster</i> = 2	58
4.3.1.2	Pengujian FCM dengan Jumlah <i>Cluster</i> = 3	59
4.3.2	Algoritma <i>K-Means Clustering</i>	61
4.3.2.1	Pengujian <i>K-Means</i> dengan Jumlah <i>Cluster</i> = 2	61

4.3.2.2	Pengujian <i>K-Means</i> dengan Jumlah <i>Cluster</i> = 3	62
4.4	Analisis <i>Cluster</i> dan Implementasi Kelas Pelanggan	64
4.5	<i>Trend</i> Kelas Pelanggan Perbulan	67
4.6	Implementasi Bisnis	67
BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN		69
5.1	Kesimpulan	69
5.2	Saran	69
DAFTAR PUSTAKA		71
LAMPIRAN		75

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1	Operator Telekomunikasi di Indonesia Tahun 2009	1
Tabel 2.1	Penelitian RFM yang Telah Dilakukan	22
Tabel 3.1	Tabel Pembayaran Pelanggan	35
Tabel 3.2	Tabel Data Paket dan Gimmick Berlangganan	36
Tabel 3.3	Tabel Data Teknik dan Keterangan Pelanggan	36
Tabel 3.4	Domain Nilai Untuk Masing – Masing Himpunan Fuzzy (RFM)...	39
Tabel 3.5	Deskripsi Variabel RFM dan Label Konsumen	41
Tabel 3.6	Jadwal Penelitian	43
Tabel 4.1	<i>Mapping Area Record Data Mining</i> untuk Pengujian	57
Tabel 4.2	Koordinat Titik Pusat <i>Cluster FCM</i> (n=2)	58
Tabel 4.3	Kelas Pelanggan Setiap <i>Cluster FCM</i> (n=2)	58
Tabel 4.4	Koordinat Titik Pusat <i>Cluster FCM</i> (n=3)	60
Tabel 4.5	Kelas Pelanggan Setiap <i>Cluster FCM</i> (n=3)	60
Tabel 4.6	Koordinat Titik Pusat <i>Cluster K-Means</i> (n=2)	61
Tabel 4.7	Kelas Pelanggan Setiap <i>Cluster K-Means</i> (n=2)	61
Tabel 4.8	Koordinat Titik Pusat <i>Cluster K-Means</i> (n=3)	63
Tabel 4.9	Kelas Pelanggan Setiap <i>Cluster K-Means</i> (n=3)	63
Tabel 4.10	Perhitungan SSE untuk <i>Algoritma FCM & K-Means</i>	64
Tabel 4.11	Perbandingan FCM dan <i>K-Means</i> untuk n=2	65
Tabel 4.12	Perbandingan FCM dan <i>K-Means</i> untuk n=3	65
Tabel 4.13	Perbandingan FCM dan <i>K-Means</i> untuk n=4	66
Tabel 4.14	Evaluasi dan Implementasi Bisnis Pelanggan Gold	67

DAFTAR GAMBAR

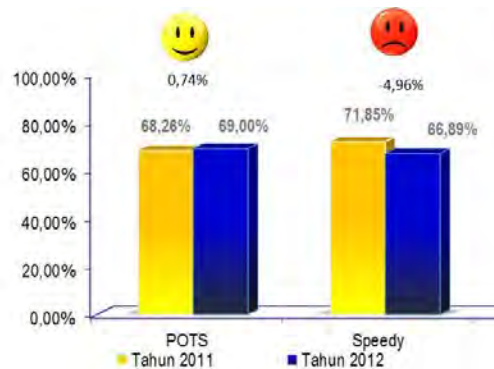
Gambar 1.1	Customer Loyalty Survey 2011 vs 2012	1
Gambar 1.2	Daerah Layanan Telkom Regional V Jawa Timur	2
Gambar 1.3	Pencapaian Pendapatan UCS Regional V Jawa Timur 2012	3
Gambar 1.4	Trend Pendapatan Speedy Tahun 2012	4
Gambar 2.1	Jenis Loyalitas Pelanggan	17
Gambar 2.2	Tahapan dalam Proses <i>Knowledge Discovery</i>	20
Gambar 2.3	Siklus Hidup CRISP-DM	23
Gambar 2.4	Contoh Proses <i>Clustering</i>	26
Gambar 2.5	<i>Hard</i> dan <i>Fuzzy Clustering</i>	27
Gambar 2.6	Jarak Dua Data dalam Dua Dimensi	30
Gambar 3.1	Siklus Hidup CRISP-DM	33
Gambar 3.2	Gambar Pengambilan Data Pelanggan Speedy	35
Gambar 3.3	Relasi Hubungan Data Pelanggan	37
Gambar 3.4	Himpunan <i>Fuzzy</i> Pada Variabel <i>Recency</i>	40
Gambar 3.5	Himpunan <i>Fuzzy</i> Pada Variabel <i>Frequency</i>	40
Gambar 3.6	Himpunan <i>Fuzzy</i> Pada Variabel <i>Monetary</i>	40
Gambar 4.1	Skema Aliran <i>Data Warehouse</i>	45
Gambar 4.2	Tampilan Utama Aplikasi TOAD	46
Gambar 4.3	Setting ODBC di Windows	46
Gambar 4.4	Tampilan Utama <i>Data Warehouse Microsoft Access</i>	47
Gambar 4.5	Tampilan Anggota <i>Cluster</i> untuk Area Gresik	50
Gambar 4.6	Hasil Plot Himpunan Fuzzy dengan Fungsi Trapezoidal	54
Gambar 4.7	Tampilan Aplikasi Perbandingan Kelas Pelanggan	55
Gambar 4.8	Hasil <i>Clustering</i> FCM dengan 2 <i>Cluster</i>	58
Gambar 4.9	Hasil <i>Clustering</i> FCM dengan 3 <i>Cluster</i>	59
Gambar 4.10	Hasil <i>Clustering K-Means</i> dengan 2 <i>Cluster</i>	61
Gambar 4.11	Hasil <i>Clustering K-Means</i> dengan 3 <i>Cluster</i>	62
Gambar 4.12	Grafik Perbandingan SSE antara FCM dan <i>K-Means</i>	64
Gambar 4.13	Contoh Trend Kelas Pelanggan (152320108844)	67

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Industri Telekomunikasi terutama layanan *voice* di Indonesia mulai mengalami kejenuhan dan menurun terkait jumlah margin pendapatan yang diperoleh, jumlah operator yang terlalu banyak (15 Operator) ditambah perang harga layanan yang diberikan kepada pelanggannya secara pasti akan membawa perubahan kebutuhan pelanggan akan jenis, kualitas, dan kecepatan produk serta layanan yang diberikan. Perilaku pelanggan pada saat ini semakin bebas dan sangat mudah meninggalkan penyedia jasa telekomunikasi ketika kebutuhannya tidak dapat dipenuhi.



Gambar 1.1 *Customer Loyalty Survey 2011 vs 2012.*

(Source : Laporan *Customer Loyalty and Satisfaction* Telkom 2012)

Tabel 1.1 Operator Telekomunikasi di Indonesia Tahun 2009

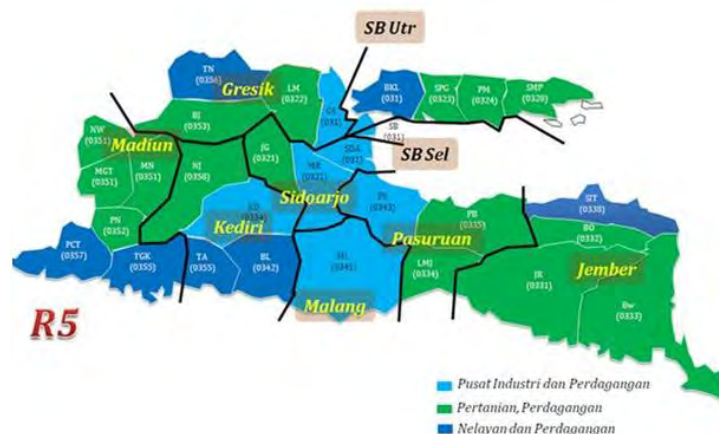
Jenis Operator	Nama Operator	Jumlah
Telepon Bergerak (<i>celuler</i>)	PT. Telkomsel, PT. Indosat, PT. Excelkomindo, PT.Mobile-8, PT.Sampoerna Telekomunikasi Indonesia (STI), PT. Natrindo Telepon Seluler (NTS), PT. Hutchison CP Telecommunication, PT. Smart Telecom	8
Telepon Tetap Nirkabel	PT. Telkom, PT. Indosat, PT. Bakrie Telecom, PT. Mobile 8	4
Telepon Tetap kabel	PT. Telkom, PT. Indosat, PT. Batam Bintang Telekomunikasi (BBT)	3

Sumber : Kominfo (2009)

PT. Telekomunikasi Indonesia, Tbk (TELKOM) merupakan perusahaan penyelenggara jasa layanan telepon tidak bergerak atau *public switch telephone network* (PSTN), layanan telepon tidak bergerak terbatas atau *fixed wireless*, dan layanan telepon seluler dengan layanan *full mobility* yang dijalankan dengan menggunakan perusahaan induk (Telkom – Telkom Flexi) dan anak perusahaan (Telkomsel). Perubahan kegiatan bisnis yang terjadi dalam penyelenggaraan jasa telekomunikasi merubah TELKOM dalam portofolio bisnis yang semula hanya berorientasi pada layanan *voice* menjadi portofolio TIMES (*Telecommunication, Information, Media, Edutainment, and Service*). (www.telkom.co.id/tentang-telkom).

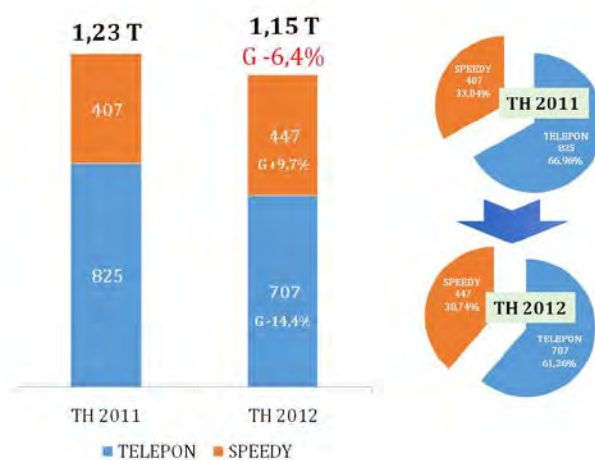
Ketika sebagian besar kebutuhan manusia tidak pernah sepenuhnya atau secara permanen terpuaskan, kebutuhan dan sasaran terus-menerus bertumbuh dan berubah sebagai jawaban terhadap keadaan fisik, lingkungan, pengalaman, dan interaksi individu dengan orang lain (Schiffman & Kanuk, 2008). Tren telekomunikasi yang semula menggunakan jaringan *fixed* telah bergeser ke jaringan *mobile*, akses *mobile* membuat sistem telekomunikasi menjadi lebih sederhana dimana pelanggan bisa memiliki kemampuan akses dimana saja tanpa menggunakan akses kabel. (Kumar, 2004).

TELKOM secara *unconsolidated* tanpa TELKOMSEL melalui produk internet Speedy juga melakukan inovasi bisnis yang sama untuk menanggulangi penurunan pendapatan *voice*, Speedy merupakan produk tambahan yang ditawarkan kepada pelanggan telepon guna menikmati layanan internet sesuai dengan kriteria kecepatan yang dikehendaki pelanggan dari rumah mereka, Speedy menawarkan internet *less mobility with dedicated speed* dengan jaminan layanan kepada pelanggan berupa layanan yang stabil setiap saat sesuai kapan pelanggan melakukan akses internet.



Gambar 1.2 Daerah Layanan Telkom Regional V Jawa Timur.

Dalam pelayanan kepada para pelanggan di Jawa Timur, Telkom dibagi dalam 9 Service Area mulai dari Gresik, Madiun, Kediri, Pasuruan, Malang, Sidoarjo, Surabaya Utara, dan Surabaya Selatan. Telkom *Unit Consumer Service* (UCS) Regional V Jawa Timur memiliki 21 kantor cabang yang dipetakan sesuai dengan seluruh kota kabupaten yang ada di propinsi Jawa Timur didukung 44 Plasa Telkom dan 203 Sentral Telepon Otomatis (STO) untuk melayani seluruh pelanggan Telepon dan Speedy yang ada. Dari segi pendapatan yang diperoleh, hampir 70% diperoleh dari kota-kota besar seperti Surabaya sekitarnya, dan Malang sekitarnya, selebihnya 30% diperoleh dari kota-kota diluar Surabaya dan Malang.



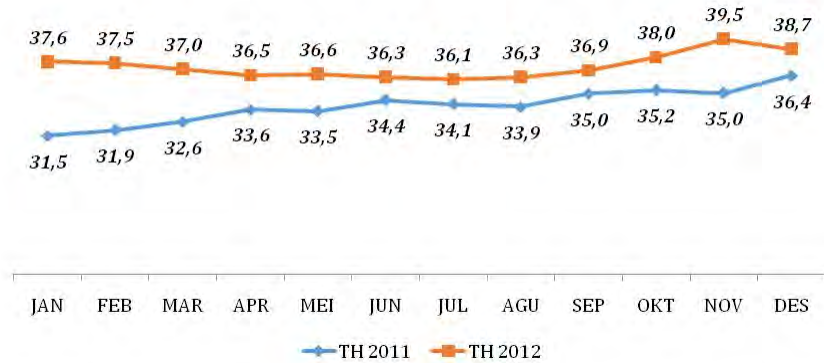
Gambar 1.3 Pencapaian Pendapatan Telkom UCS Regional V Jawa Timur 2012.

(Source : Laporan Keuangan Telkom 2012, faabula.telkom.co.id)

Dari Gambar 1.3 diketahui bahwa pendapatan pelanggan personal untuk Telkom Regional V Jawa Timur pada Tahun 2012 mengalami penurunan pendapatan -6,4% secara total, dimana pendapatan telepon turun -14,4% dan pendapatan Speedy naik sebesar +9,7%. Berbagai langkah sudah dilakukan oleh Telkom dalam kegiatan untuk menekan laju penurunan pendapatan telepon, tetapi ketika trend pelanggan sudah berubah kearah *mobile* maka langkah yang harus diperhatikan Telkom berikutnya adalah bagaimana pertumbuhan pendapatan Speedy dapat mengurangi jumlah penurunan pendapatan telepon yang terjadi dan layanan Speedy diharapkan dapat mempertahankan loyalitas pelanggan sehingga pelanggan tetap menggunakan produk Telkom.

Pertumbuhan pendapatan Speedy di tahun 2012 sebesar +9,7% jika dilihat jumlah *breakdown* perbulan sepanjang tahun masih belum menunjukkan kinerja yang optimal sebagaimana yang diharapkan oleh perusahaan, dimana terdapat beberapa

bulan pendapatan Speedy cenderung landai dan menurun. Kompetisi penawaran terkait kecepatan akses internet yang diberikan ke pelanggan dengan harga yang bersaing masih menjadi *issue* yang paling mendasar dalam layanan jasa internet.



Gambar 1.4 Trend Pendapatan Speedy Tahun 2012

(Source : Laporan Keuangan Telkom 2012, faabula.telkom.co.id)

Speedy merupakan produk internet yang ditawarkan oleh Telkom sebagai layanan jasa tambahan telepon yang diharapkan membuat layanan telepon tidak ditinggalkan para pelanggannya, Telkom harus bertahan menghadapi persaingan antar operator telekomunikasi yang terjadi. Ketika harga dan jasa yang ditawarkan relatif sama dan sangat kompetitif, loyalitas pelanggan melalui perbedaan tingkat kualitas layanan merupakan hal utama yang bisa membuat Telkom bertahan. Dalam menghadapi persaingan yang sangat kompetitif terutama di layanan jasa internet, Telkom melakukan beberapa modifikasi layanan pelanggan dimana layanan internet pelanggan *diupgrade* ke paket layanan yang memiliki kecepatan lebih tinggi dengan harga yang sama (*High Speed Same Price – HSSP*) sehingga pelanggan akan memiliki *experience* yang berbeda dan meningkat dalam menggunakan layanan internet Telkom.

Program *High Speed Same Price (HSSP)* merupakan program perusahaan yang diberikan Telkom kepada para pelanggan loyalnya dalam menjaga tingkat loyalitas pelanggan, program HSSP akan menaikkan kecepatan akses pelanggan satu tingkat dengan penawaran harga ke pelanggan yang sama. Speedy merupakan produk *broadband* Telkom yang diharapkan dapat mengurangi penurunan pendapatan telepon yang terjadi dan Speedy diharapkan dapat meningkatkan daya saing Telkom terhadap para pesaingnya kelak di masa mendatang, (Source: Nota Dinas Keputusan HSSP Pelanggan Telkom).

Pada kenyataannya belum semua alat produksi perangkat internet di Telkom memiliki kapasitas dan kemampuan *upgrade* layanan ke seluruh pelanggan, perlu dilakukan beberapa pembenahan dan kegiatan operasional teknis sehingga memerlukan waktu yang berbeda-beda untuk setiap lokasi. Dengan keterbatasan waktu dan alat produksi, maka program *High Speed Same Price* (HSSP) seharusnya tidak diberikan begitu saja kepada semua pelanggan, melainkan kepada para pelanggan yang sudah memiliki loyalitas dan kontribusi lebih kepada Telkom, sehingga *High Speed Same Price* (HSSP) merupakan program *reward* kepada pelanggan loyal Telkom.

Fuzzy C-Means digunakan sebagai algoritma dalam penelitian karena kecepatan proses dan kemampuannya dalam melakukan *clustering* keanggotaan *Fuzzy*, sederhana, mudah diimplementasikan, dan memiliki kemampuan untuk mengelompokkan data yang besar. Keanggotaan sebuah data di *fuzzy* tidak diberi nilai secara tegas dengan nilai 1 (menjadi anggota) dan 0 (tidak menjadi anggota), melainkan dengan suatu nilai derajat keanggotaan yang memiliki jangkauan nilai dari 0 sampai 1. (Prasetyo, 2012)

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisa pengelolaan informasi *data mining* mengenai pelanggan Speedy yang ada di Telkom UCS Regional V Jawa Timur dan terhadap kebiasaan tanggal bayar, jumlah yang dibayar pelanggan sesuai paket kecepatan berlangganan, dan usia lama pelanggan berlangganan produk Speedy.

1.2 Perumusan Masalah

Masalah yang ingin diselesaikan dalam penelitian ini adalah bagaimana membuat segmentasi berdasarkan variabel *Recency, Frequency, Monetary* (RFM) dengan algoritma *Fuzzy C-Means* dan algoritma *K-Means* sehingga akan diketahui jumlah pelanggan potensial yang dapat digunakan sebagai prioritas dalam melakukan program HSSP (*High Speed Same Price*) yang merupakan program peningkatan kualitas layanan kepada pelanggan.

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengetahui tingkat hubungan antara kebiasaan tanggal bayar, jumlah yang dibayar sesuai paket kecepatan berlangganan, dan usia pelanggan berlangganan.
2. Membuat *Clustering* pelanggan sesuai dengan potensi pelanggan terhadap pendapatan Speedy yang diberikan Telkom *Unit Consumer Service* (UCS) Regional V Jawa timur.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini akan menghasilkan informasi jumlah potensi pelanggan terhadap pendapatan Speedy Telkom *Unit Consumer Service* (UCS) Regional V Jawa Timur dengan melalui metode *clustering* hubungan kebiasaan tanggal bayar, jumlah yang dibayar sesuai paket kecepatan berlangganan, dan usia pelanggan berlangganan Speedy.

Hasil penelitian ini berupa informasi segmentasi pelanggan yang memiliki potensi loyal terhadap Speedy yang digunakan sebagai rekomendasi kepada perusahaan dalam melakukan prioritas peningkatan kualitas layanan internet melalui program *High Speed Same Price* (HSSP) kepada pelanggan.

1.5 Batasan dan Asumsi

Batasan dalam penelitian ini adalah:

Penelitian ini dilakukan terhadap pelanggan Speedy PT Telkom *Unit Consumer Service* (UCS) Regional V Jawa Timur yang merupakan unit Telkom yang hanya menangani pelanggan *retail* atau pelanggan personal.

Penelitian ini mengambil asumsi:

1. Kebijakan marketing pemasaran Telkom adalah sama untuk seluruh wilayah Telkom UCS Regional V Jawa Timur.
2. Tidak terjadi *update* informasi di ISISKA terkait data-data pelanggan selama masa penelitian.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan disusun dalam enam bab sebagai berikut:

BAB 1 : Pendahuluan

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang penulisan penelitian, perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan, dan asumsi yang diakhiri dengan sistematika penulisan penelitian ini.

BAB 2 : Tinjauan Pustaka

Bab ini menjelaskan mengenai teori-teori studi *literature* mengenai teori-teori yang relevan dengan topik yang dibahas dalam penelitian ini, diantaranya : definisi jasa, teori pemasaran, kepuasan pelanggan, loyalitas pelanggan, dan teori mengenai *data mining* beserta metode *clustering* yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu pendekatan *RFM* dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* dan *K-Means*.

BAB 3 : Metodologi Penelitian

Bab ini menjelaskan mengenai pendekatan penelitian yang dipakai, mencakup jenis dan sumber data, populasi, rancangan, variabel dalam penelitian, prosedur, pengumpulan data, pengujian-pengujian dan teknik analisis data.

BAB 4 : Hasil Penelitian

Bab ini menjelaskan karakteristik data pelanggan, analisa data penelitian, dan pembahasan penelitian.

BAB 5 : Kesimpulan dan Saran

Bab ini menjelaskan kesimpulan dari penelitian ini, usulan dan saran perbaikan bagi perusahaan serta penutup.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Perkembangan sektor ekonomi di bidang jasa saat ini berjalan sangat cepat, bahkan sektor ekonomi yang pada awalnya tidak melibatkan unsur jasa, kini mulai menyentuh pada unsur jasa, terdapat peningkatan pelayanan pada proses penjualan produk dimana hampir semua penjual selalu memberikan layanan yang terbaik kepada pelanggannya. Konsumen juga mulai mempertimbangkan unsur jasa di setiap transaksi yang dilakukan, kesadaran akan pentingnya pelayanan tersebut pada prinsipnya merupakan bagian dari pemasaran produk yang bersifat jasa.

Nirwana (2012) menjelaskan bahwa jasa merupakan produk yang cenderung memiliki muatan kinerja, proses, dan keterlibatan manusia di dalam perwujudannya. Penekanan pemasaran jasa terletak pada keberadaan proses, kinerja, dan aspek manusia dalam aktivitasnya terutama dalam hal pelayanan, pemasaran, dan penyampaian produk ke pasar.

2.1 Manajemen Pemasaran

Dalam penjelasannya, Kotler dan Armstrong (1998) mendefinisikan manajemen pemasaran sebagai analisis, perencanaan, implementasi, dan pengendalian program yang dirancang untuk menciptakan, membangun, dan mempertahankan pertukaran yang menguntungkan dengan target pembeli demi mencapai sasaran organisasi. Sedangkan menurut William J. Shultz dalam buku Buchari (2000) mendefinisikan manajemen pemasaran adalah perencanaan, pengarahan dan pengawasan seluruh kegiatan pemasaran perusahaan ataupun bagian dari perusahaan.

Kotler dan Armstrong (1998) mengatakan bahwa pemasaran berawal dari kebutuhan dan keinginan manusia. Manusia membutuhkan makanan, air, udara,

pakaian, dan papan untuk tetap hidup. Diluar itu manusia mempunyai keinginan akan rekreasi, pendidikan, kesehatan, dan jasa lain-lain, dimana mereka mempunyai pilihan yang kuat atas versi atau merek tertentu barang dan jasa.

Cepatnya perubahan-perubahan yang terjadi menyebabkan manajemen bisnis harus dengan cepat melakukan penyesuaian-penyesuaian, baik dalam tujuan, strategi maupun langkah-langkah yang akan diambil selanjutnya. Hal itu disebabkan apa yang baik kemarin sering sudah kadaluwarsa hari ini. Mengerti perilaku konsumen dalam kegiatan pemasaran sebuah produk mutlak diperlukan ketika perluasan pasar akan dilakukan, pemasar harus mengerti perbedaan-perbedaan yang ada dan menyesuaikan program pemasarannya (Ginting, 2010).

Dari beberapa definisi diatas, jelas diperlukan sebuah strategi terhadap perubahan lingkungan bisnis yang sangat dinamis dimana perubahan lingkungan yang dinamis ini seringkali gagal diantisipasi dengan baik oleh para pelaku bisnis, sehingga banyak perusahaan yang punya nama besar jatuh karena gagal mengantisipasinya.

2.1.1 Konsep Pemasaran

Sebuah perusahaan dalam menjalankan aktivitasnya harus menjalankan konsep pemasaran yang jelas mengenai produk yang ditawarkan, mengenai layanan dan garansi produk yang diberikan supaya konsumen menjadi paham, tertarik, dan memutuskan membeli serta loyal terhadap produk yang dijual. Falsafah konsep pemasaran bertujuan untuk memberikan kepuasan terhadap keinginan dan kebutuhan konsumen.

Swasta (1996) mengatakan bahwa konsep pemasaran adalah falsafah bisnis yang menyatakan bahwa pemuasan kebutuhan konsumen merupakan syarat ekonomis dan sosial bagi kelangsungan hidup perusahaan. Menurut Kotler (1997), konsep pemasaran bersandar pada empat pilar yaitu: pasar sasaran, kebutuhan pelanggan, pemasaran terpadu, dan profitabilitas. Konsep pemasaran juga menyatakan bahwa kunci untuk meraih tujuan organisasi adalah menjadi efektif daripada para peasing dalam memadukan kegiatan pemasaran. Tiga faktor penting yang digunakan sebagai dasar konsep pemasaran: (Swasta, 1996).

1. Orientasi Konsumen

Ketika perusahaan ingin menerapkan orientasi konsumen ini, perusahaan harus melakukan kegiatan sebagai berikut:

- Menentukan kebutuhan pokok dari pembeli yang akan dilayani dan dipenuhi.
 - Memilih kelompok pembeli tertentu sebagai sasaran dalam penjualan.
 - Menentukan produk dan program pemasarannya.
 - Mengadakan penelitian pada konsumen untuk mengukur, menilai dan menafsirkan keinginan, sikap serta tingkah laku mereka.
 - Menentukan dan melaksanakan strategi yang paling baik, apakah menitik beratkan pada mutu yang tinggi, harga yang murah atau model yang menarik.
2. Koordinasi dan integrasi dalam perusahaan.

Untuk memberikan kepuasan secara optimal kepada konsumen, semua elemen pemasaran yang ada harus diintegrasikan. Hindari adanya pertentangan antara perusahaan dengan pasarnya. Salah satu cara penyelesaian untuk mengatasi masalah koordinasi dan integrasi ini dapat menggunakan satu orang yang mempunyai tanggung jawab terhadap seluruh kegiatan pemasaran, yaitu manajer pemasaran. Jadi dapat disimpulkan bahwa setiap orang dan bagian dalam perusahaan turut serta dalam suatu upaya yang terkoordinir untuk memberikan kepuasan konsumen sehingga tujuan perusahaan dapat tercapai.

3. Mendapatkan laba melalui pemuasan konsumen.

Laba merupakan tujuan umum dari sebuah perusahaan, dengan menggunakan konsep pemasaran ini, hubungan antara perusahaan dan konsumen akan dapat diperbaiki yang pada akhirnya akan menguntungkan bagi perusahaan.

2.1.2 Strategi Pemasaran

Menurut Ginting (2000), perencanaan strategi adalah proses pembuatan dan pemeliharaan suatu strategi yang menyesuaikan antara tujuan organisasi, kemampuan, dan kesempatan pemasaran yang berubah. Strategi memberikan arah bagi semua anggota organisasi, bila konsep strategi tidak jelas, maka keputusan yang diambil cenderung bersifat subyektif atau berdasarkan intuisi belaka dan mengabaikan keputusan yang lain. Amstrong (2003) mendefinisikan strategi dalam beragam cara oleh banyak penulis, sebagai contoh diantaranya:

1. Strategi bisnis memperhatikan dengan sungguh-sungguh kesesuaian kapasitas internal perusahaan dan lingkungan eksternal.
2. Strategi, apakah strategi SDM (Sumber Daya Manusia) atau strategi manajemen yang lain, harus memiliki dua elemen utama yaitu harus ada sasaran strategis dan harus ada rencana tindakan.
3. Armstrong (2003: kumpulan buku *The Art of HRD*) menambahkan bahwa setidaknya terdapat tiga pengertian strategi. Pertama, Strategi merupakan deklarasi maksud yang mendefinisikan cara untuk mencapai tujuan, memperhatikan dengan sungguh-sungguh alokasi sumber daya perusahaan yang penting untuk jangka panjang dan mencocokkan sumber daya dan kapabilitas dengan lingkungan eksternal. Kedua, strategi merupakan perspektif dimana isu kritis atau faktor keberhasilan dapat dibicarakan, serta keputusan strategis bertujuan untuk membuat dampak yang besar serta jangka panjang kepada perilaku dan keberhasilan organisasi. Ketiga, strategi pada dasarnya adalah mengenai penetapan tujuan dan mengalokasikan atau menyesuaikan sumber daya dengan peluang sehingga dapat mencapai kesesuaian strategis antara tujuan strategis dan basis sumber dayanya.

Walaupun strategi memiliki banyak definisi, terdapat kesepakatan secara umum bahwa strategi mendeskripsikan arah umum yang akan dituju suatu organisasi untuk mencapai tujuannya.

2.2 Jasa

2.2.1 Definisi Jasa

Dalam bukunya *Pemasaran Jasa*, Nirwana (2012) merangkum beberapa definisi jasa yang antara lain mengartikan jasa sebagai suatu aktivitas atau kinerja yang bersifat tidak nyata, dan ditawarkan untuk memenuhi harapan pelanggan. Stanton di dalam bukunya Nirwana (2012) mendefinisikan jasa sebagai kegiatan yang dapat diidentifikasi secara tersendiri dan pada prinsipnya tidak dapat diraba secara fisik (*intangible*) tetapi dapat dipergunakan untuk pemenuhan kebutuhan pelanggan. Jasa merupakan bentuk kinerja yang diberikan kepada pelanggan supaya dapat merasakan keberadaan jasa. Pelanggan terlebih dahulu merasakan manfaatnya, karena kinerja jasa dapat dirasakan bersamaan dengan penggunaannya, dengan kata lain jasa merupakan bentuk manfaat yang dapat dirasakan oleh penggunanya.

Kotler di dalam bukunya Nirwana (2012) mendefinisikan jasa sebagai suatu manfaat yang ditawarkan oleh satu pihak kepada pihak yang lainnya, sifat jasa adalah tidak terwujud serta tidak menghasilkan kepemilikan sesuatu, menurut definisi tersebut jasa merupakan manfaat yang ditawarkan kepada para penggunanya. Sedangkan menurut Lovelock (2005) jasa disebut sebagai aktivitas yang ditawarkan ke pelanggan, produk jasa merupakan aktivitas ekonomi yang mampu menciptakan nilai dan keuntungan bagi pelanggan pada waktu dan tempat yang tepat.

Beberapa definisi diatas mengindikasikan produk jasa merupakan barang ekonomi atau komoditas dimana untuk mendapatkannya diperlukan pengorbanan. Jasa memiliki nilai manfaat karena dapat memenuhi kebutuhan serta keinginan penggunaannya dimana penilaian pemanfaatan jasa dilakukan dengan menilai kinerjanya dan pengawasan tentang mutu jasa dilakukan secara langsung ketika jasa disampaikan. Pengawasan jasa relatif lebih sulit daripada pengawasan terhadap barang dimana ada interaksi antara konsumen jasa dengan penjual jasa untuk memenuhi kriteria kinerja yang dikehendaki. Jasa tidak dapat diseragamkan atau distandarisasi, sehingga hasil produk jasa dapat berlainan satu dengan lainnya sesuai dengan kebutuhan pengguna jasa.

2.2.2 Karakteristik Jasa

Jasa memiliki karakteristik yang berbeda dari barang terutama dalam proses penyediaan, perwujudan, serta operasional. Karakteristik jasa biasanya dalam bentuk kinerja sehingga penyedia jasa dan pelanggan terlibat di dalam proses operasional, (Nirwana, 2012). Seringkali dikatakan bahwa jasa memiliki karakteristik unik yang membedakan dari barang atau produk manufaktur, pada umumnya empat karakteristik yang paling sering dijumpai adalah (Payne, 2001):

1. Tidak berwujud

Jasa bersifat abstrak dan tidak berwujud, berarti jasa tidak dapat dilihat, dirasakan, dicicipi, atau disentuh seperti yang dapat dirasakan dari suatu barang.

2. Heterogenitas

Jasa merupakan variabel non-standar dan sangat bervariasi, yang artinya tidak ada hasil jasa yang sama walaupun dikerjakan oleh satu orang. Hal ini dikarenakan adanya interaksi manusia (karyawan dan konsumen)

dengan segala perbedaan harapan dan persepsi yang menyertai interaksi tersebut.

3. Tidak dapat dipisahkan

Jasa pada umumnya dihasilkan dan dikonsumsi pada saat yang bersamaan, yang berarti konsumen harus berada di tempat jasa yang dimintanya, sehingga konsumen melihat dan bahkan ikut bagian dalam proses produksi tersebut.

4. Tidak tahan lama

Jasa tidak mungkin disimpan untuk dijadikan persediaan, yang artinya jasa tidak bisa disimpan dan kemudian dijual kembali kepada orang lain atau dikembalikan kepada produsen jasa dimana ia membeli jasa.

Dalam pemasarannya, terdapat sifat-sifat khusus yang membedakan pemasaran barang dengan pemasaran jasa. Sifat khusus tersebut adalah sebagai berikut (Alma, 1992) :

1. Menyesuaikan dengan selera konsumen

Gejala ini ditandai dengan pasar pembeli yang lebih dominan dalam suasana pasaran jasa. Kualitas jasa yang ditawarkan tidak dapat dipisahkan dari mutu yang menyediakan jasa. Dalam industri dengan tingkat hubungan yang tinggi, pengusaha harus memperhatikan hal-hal yang bersifat internal dengan cara memelihara tenaga kerja dan mempekerjakan tenaga sebaik mungkin.

2. Keberhasilan pemasaran jasa dipengaruhi jumlah pendapatan penduduk.

Semakin maju suatu negara permintaan akan jasa akan semakin meningkat, hal ini berhubungan dengan hierarki kebutuhan manusia, yaitu kebutuhan akan jasa.

3. Pada pemasaran jasa tidak ada pelaksanaan fungsi penyimpanan.

Tidak ada jasa yang dapat disimpan, jasa diproduksi bersamaan waktunya dengan waktu mengkonsumsi jasa tersebut.

4. Mutu jasa dipengaruhi oleh benda berwujud sebagai pelengkapannya.

Karena jasa adalah suatu produk yang tidak berwujud, maka konsumen akan memperhatikan benda berwujud yang memberikan pelayanan sebagai patokan terhadap kualitas jasa yang ditawarkan.

5. Saluran distribusi dalam pemasaran jasa tidak terlalu penting.

Dalam beberapa tipe pemasaran jasa, jasa perantara tidak digunakan tetapi beberapa tipe pemasaran menggunakan agen sebagai perantara.

Internet Speedy merupakan layanan jasa konektivitas yang ditawarkan oleh PT Telekomunikasi Indonesia, jasa yang diberikan kepada konsumen adalah jaminan terhubungnya konsumen dengan internet selama 24 jam penuh setiap hari dengan kesesuaian harga sesuai keinginan konsumen.

2.2.3 Sistem Pemasaran Jasa

Jasa sebagai sistem dan sub sistem yang saling menunjang sistem jasa secara menyeluruh, sistem jasa dapat diartikan sebagai penggabungan dari beberapa sub sistem jasa. Lovelock (2005) menguraikan sub sistem jasa terdiri dari 3 komponen : *service operating system*, *service delivery system*, dan *service marketing system*.

Service Operating System, merupakan penggabungan antara komponen barang dan sumber daya manusia. Kedua komponen diperlukan untuk mewujudkan jasa yang dikehendaki. Jasa yang dihasilkan dapat memberikan nilai kepuasan bagi pelanggan. Terdapat tiga kemungkinan kontak antara personal dalam jasa. Pertama, *high contact service*, menunjukkan jika hubungan antara jasa dan pengguna jasa sangat dekat. Kedua, *medium contact service*, keterlibatan antara penyedia jasa dan pengguna dengan intensitas sedang, dan Ketiga, *low contact service*, mengindikasikan hubungan tidak langsung antara penyedia jasa dan pengguna.

Service Delivery System, atau sistem penyerahan jasa merupakan proses jasa yang telah dihasilkan penyedia jasa. Sistem penyerahan jasa tidak hanya mengandalkan keberadaan penyedia jasa, tetapi juga dukungan pihak pengantar jasa.

Service Marketing System, merupakan sistem yang berperan penting di dalam mewujudkan nilai jasa, dengan adanya sistem pemasaran jasa yang baik membuat pelanggan memahami tentang keberadaan jasa. Sistem pemasaran jasa merupakan rangkaian operasional antara bagian yang mendukung terjadinya jasa.

2.3 Loyalitas Pelanggan

Menurut Trisno Musanto (2004), pelanggan (*customer*) berbeda dengan konsumen (*consumer*), seseorang dapat dikatakan sebagai pelanggan apabila orang tersebut mulai membiasakan diri untuk membeli produk atau jasa yang ditawarkan oleh perusahaan. Kebiasaan tersebut bisa dibangun melalui pembelian yang

berulang-ulang dalam jangka waktu tertentu. Loyalitas memiliki arti harfiah sebagai kesetiaan, yaitu kesetiaan seseorang terhadap suatu objek. Loyalitas pelanggan merupakan dorongan perilaku untuk melakukan pembelian terhadap suatu produk/jasa yang dihasilkan oleh badan usaha dalam waktu yang lama melalui suatu proses pembelian yang berulang-ulang (Olson, 1993).

Sedangkan menurut Oliver (2005), definisi loyalitas sebagai komitmen pelanggan bertahan secara mendalam untuk berlangganan kembali atau melakukan pembelian ulang barang atau jasa secara konsisten di masa yang akan datang, meskipun pengaruh situasi dan usaha-usaha pemasaran mempunyai potensi untuk menyebabkan perubahan perilaku. Mowen dan Minor (1998) mendefinisikan loyalitas pelanggan sebagai kondisi di mana pelanggan mempunyai sikap positif terhadap suatu objek, mempunyai komitmen terhadap objek tersebut, dan bermaksud meneruskan pembeliannya di masa mendatang. Dari beberapa definisi mengenai loyalitas pelanggan dapat diambil kesimpulan bahwa pelanggan yang loyal memiliki ciri-ciri melakukan pembelian produk secara berulang, konsisten berlangganan, memiliki komitmen terhadap produk dan tidak terpengaruh terhadap perubahan-perubahan yang terjadi.

2.3.1 Tahapan Loyalitas Pelanggan

Brown dalam Hurriyati (2005) mengungkapkan bahwa loyalitas pelanggan terdiri dari tiga tahap, yaitu sebagai berikut:

1. *The Courtship*

Pada tahap ini, hubungan yang terjalin antara perusahaan dengan pelanggan terbatas pada transaksi, pelanggan masih mempertimbangkan produk dan harga. Apabila penawaran produk dan harga yang dilakukan pesaing lebih baik maka mereka akan berpindah.

2. *The Relationship*

Pada tahapan ini tercipta hubungan yang erat antara perusahaan dengan pelanggan. Loyalitas yang terbentuk tidak lagi didasarkan pada pertimbangan harga dan produk walaupun tidak ada jaminan konsumen akan melihat produk pesaing. Pada tahap ini terjadi hubungan saling menguntungkan bagi kedua belah pihak.

3. *The Marriage*

Pada tahapan ini hubungan jangka panjang telah tercipta dan keduanya tidak dapat dipisahkan. Pelanggan akan terlibat secara pribadi dengan perusahaan dan loyalitas tercipta seiring dengan kepuasan terhadap perusahaan dan ketergantungan pelanggan. Pada tahapan ini biasanya pelanggan merekomendasikan produk perusahaan kepada orang lain dan memberikan masukan kepada perusahaan apabila terjadi ketidakpuasan.

2.3.2 Jenis Jenis Loyalitas Pelanggan

Dick dan Basu (1999) menyatakan bahwa ada empat jenis loyalitas pelanggan berbeda berdasarkan ketertarikan terhadap pola pembeliannya, diantaranya loyalitas premium, loyalitas lemah, loyalitas tersembunyi, dan tanpa loyalitas.

1. Tanpa loyalitas (*no loyalty*)

Berdasarkan alasan tertentu, pelanggan mungkin tidak mengembangkan loyalitas terhadap produk atau jasa tertentu. Perusahaan harus menghindari mengejar para pembeli dari jenis ini, karena tidak akan memberikan kontribusi yang banyak dan lama terhadap keuangan perusahaan.

2. Loyalitas yang lemah (*spurious loyalty*)

Pelanggan yang memiliki loyalitas yang lemah terhadap perusahaan, mereka melakukan pembelian karena kebiasaan. Ketertarikan yang rendah dikombinasikan dengan pembelian berulang yang tinggi menghasilkan loyalitas yang lemah. Loyalitas jenis ini paling umum terjadi pada produk yang sering dibeli atau toko yang sering dikunjungi.

3. Loyalitas tersembunyi (*latent loyalty*)

Memiliki tingkat preferensi yang tinggi digabungkan dengan tingkat pembelian berulang yang rendah menunjukkan loyalitas tersembunyi, pembelian berulang pada pelanggan ini biasanya karena pengaruh situasi dan bukan sikap.

4. Loyalitas premium (*premium loyalty*)

Merupakan loyalitas yang paling dapat ditingkatkan. Loyalitas jenis ini terjadi bila ada ketertarikan yang tinggi dan tingkat pembelian berulang

yang tinggi. Loyalitas jenis ini merupakan yang lebih disukai untuk semua pelanggan di setiap perusahaan.

		Pembelian Ulang	
		Tinggi	Rendah
Ketertarikan	Tinggi	Loyalitas Premium	Loyalitas Tersembunyi
	Rendah	Loyalitas Lemah	Tanpa Loyalitas

Gambar 2.1 Jenis Loyalitas Pelanggan

2.4 Penelitian Perilaku Konsumen

Perilaku konsumen adalah dinamis, The American Association (Kotler, 2000; Setiadi, 2003) mendefinisikan perilaku konsumen sebagai berikut : Perilaku konsumen merupakan interaksi dinamis antara afeksi, kognisi, perilaku, dan lingkungannya di mana manusia melakukan kegiatan pertukaran dalam hidup mereka, yang berarti bahwa perilaku seorang konsumen, grup konsumen, ataupun masyarakat luas selalu berubah dan bergerak sepanjang waktu. Adapun perilaku konsumen dalam Manajemen Pemasaran adalah tindakan perorangan dalam memperoleh, menggunakan serta membuang barang dan jasa ekonomi, termasuk proses pengambilan keputusan sebelum menentukan tindakan.

Studi tentang perilaku konsumen akan menjadi dasar yang penting dalam manajemen pemasaran, hasil dari kajiannya akan membantu para pemasar untuk melakukan kegiatan sebagai berikut: (Setiadi, 2003)

1. Merancang bauran pemasaran
2. Menetapkan segmentasi
3. Merumuskan *positioning* dan pembedaan produk
4. Memformulasikan analisis lingkungan bisnisnya
5. Mengembangkan riset pemasarannya.

2.5 Data Mining

Data mining sering juga disebut *knowledge discovery in database (KDD)*, adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar.

(Santosa, 2007). Keluaran dari *data mining* ini bisa dipakai untuk memperbaiki keputusan di masa depan berdasarkan informasi yang diperoleh dari masa lalu.

Menurut Weitschek (2011), *data mining* merupakan sebuah kombinasi logis dari sebuah model data dengan klasifikasi yang diperoleh dari ekstraksi data dari *database*. Pengelolaan dan eksplorasi *data mining* dengan menggunakan teknologi informasi dapat digunakan untuk membangun sistem prediksi dalam kegiatan industri (Zakaria, 2006). *Data mining* menurut Jiawei dan Micheline (2006) merupakan bagian dari evolusi teknologi *database*, *data mining* merupakan proses ekstraksi sebuah pengetahuan dari sejumlah data yang berukuran sangat besar.

Sulianta dan Juju (2010) menyatakan bahwa *data mining* dapat menjawab pertanyaan bisnis secara cepat dan efisien jika dibandingkan dengan cara-cara tradisional. Pengelolaan *data mining* akan menjelajahi pola-pola tersembunyi dari basis data guna menemukan informasi prediktif yang bisa jadi terlewatkan karena diluar jangkauan ekspektasi seorang manajer atau pakar marketing. *Data mining* pada saat ini banyak digunakan oleh ahli statistik, data analis, sistem informasi manajemen, dan tentu saja industri telekomunikasi.

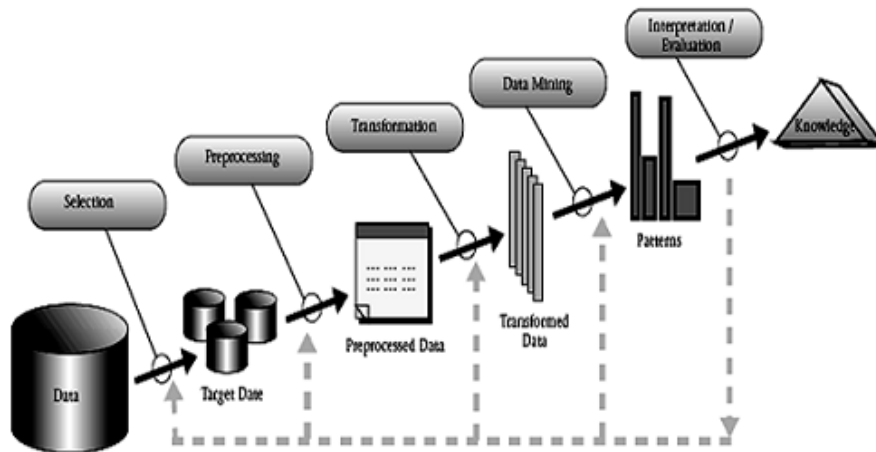
2.5.1 Fungsi dan Tahapan *Data Mining*

Data mining erat kaitannya dengan *machine learning*, yang merupakan suatu kecerdasan buatan yang berhubungan dengan pengembangan teknik-teknik yang bisa diprogramkan dan belajar dari masa lalu (Santosa, 2007). *Tools data mining* mampu memprediksi tren, perilaku, sehingga membuat perusahaan untuk mampu semakin proaktif dan memperkaya pengetahuan atau informasi dalam membuat keputusan Sulianta dan Juju (2010). Fungsi *data mining* diantaranya:

1. Mendeteksi pola kecurangan dalam bertransaksi.
2. Memodelkan pola dan perilaku konsumen.
3. Mengoptimisasi performansi barang atau jasa.
4. Mendeteksi kejadian pada perilaku, seperti menelusuri riwayat aktivitas yang unik dan tidak wajar.
5. Memperlengkapi perusahaan dalam menemukan pola, dan korelasi data, yang menuntun pada pengetahuan dan temuan bernilai lainnya.

Dalam pengelolaan dan pengolahan *data mining*, data yang diperoleh tidak serta merta langsung digunakan sebagai acuan sebagai sebuah informasi atau

pengetahuan, melainkan harus melewati beberapa tahapan. Tahapan ini berhubungan dengan pemilihan dan pemindahan data yang tidak berguna (*data cleaning*), penggabungan sumber-sumber data (*data integration*), transformasi data dalam bentuk yang dapat mempermudah proses (*data transformation*), dan terakhir menampilkan data dalam jumlah yang lebih mudah dibaca (*data reduction*).



Gambar 2.2 Tahapan dalam proses *knowledge discovery*

2.5.2 Penelitian Data Mining dalam CRM

Penelitian penggunaan *data mining* dalam CRM, terutama dalam segmentasi konsumen dengan menggunakan metode *Fuzzy RFM* telah beberapa kali dilakukan sebelumnya.

Shin dan Sohn (2004) dalam penelitiannya dengan menggunakan tiga metode *clustering* (*K Means*, *Self Organizing Map*, dan *Fuzzy K Means*) untuk mencari segmentasi konsumen pasar modal berdasarkan nilai potensialnya, berdasarkan total nilai transaksi yang dilakukan dalam periode tiga bulan. Hasil yang diperoleh dari penelitian mengatakan bahwa *clustering* menggunakan *Fuzzy K Means* memiliki hasil segmentasi yang paling bagus dan akurat, selanjutnya dilanjutkan dengan proses klasifikasi dengan menggunakan metode aturan berbasis pohon keputusan yang selanjutnya dihasilkan tiga segmen konsumen dan setiap segmen konsumen menentukan besarnya komisi yang harus dibayarkan untuk broker.

Cheng dan Chen (2009) menggunakan teknik data mining dalam menemukan pola dan trend dari data pelanggan dalam kaitannya dengan konsep peningkatan CRM menggunakan penggabungan nilai model RFM dan algoritma *K Means* ke dalam *Rough Set Theory*. Proses *clustering* didahului dengan mendefinisikan skala dari atribut R-F-M yang akan digunakan sebagai masukan dengan algoritma *K*

Means, proses *clustering* dilakukan untuk membagi konsumen menjadi lima *cluster*, dimana dari kelima *cluster* akan dilakukan proses verifikasi, perbandingan, dan perhitungan tingkat akurasi dengan menggunakan algoritma LEM2 dengan diperoleh hasil 67% dataset (268 *instances*) digunakan untuk *training set*, dan 33% sisanya (133 *instances*) digunakan *testing set*.

Penelitian lain dilakukan oleh Jansen (2007) yang melakukan *data mining* dalam proses segmentasi dan profiling pelanggan *Vodafone mobile telecommunication* berdasarkan kebiasaan penggunaan pelanggan. Jansen menggunakan algoritma *K Means*, *K Medoid*, *Fuzzy C Means*, *Gustafson Kessel*, dan *Gath Geva Clustering* dalam melakukan segmentasi pelanggan. Segmentasi didasarkan pada perilaku pelanggan yang diukur berdasarkan jumlah panggilan masuk dan panggilan keluar dimana datanya berasal dari *data warehouse*, seperti umur, jenis kelamin, dan informasi daerah tempat tinggal. Dengan menggunakan teknik data mining *Support Vector Machine* (SVM), segmentasi konsumen dapat diperkirakan melalui profil konsumen sehingga diperoleh bentuk 4 segmen konsumen dari data profil konsumen yang ada dengan tingkat keakuratan 80,3%, dimana jika segmen yang dibentuk berjumlah 6, maka tingkat keakuratan klasifikasinya adalah 78,5%.

Hammouda dan Karaay (2000) dalam penelitian clustering data mining mengenai problem medis menggunakan perbandingan empat metode *clustering*, yaitu *F Means*, *Fuzzy C Means*, *Mountain*, dan *Fuzzy Subtractive Clustering*. Hasil dari proses *clustering* kemudian digunakan dalam membantu proses diagnosa terhadap penyakit hati. Perbandingan terhadap keempat metode *clustering* dilakukan menggunakan parameter keakuratan hasil *clustering*, waktu melakukan proses *clustering*, *root mean square error*, dan kemiringan garis regresi (*regression line slope*). Hasil penelitian yang diperoleh mengatakan bahwa algoritma *Mountain Clustering* kurang baik bila digunakan pada data dengan jumlah dimensi besar, pendekatan akan lebih baik ketika menggunakan algoritma *Fuzzy Subtractive Clustering* dimana waktu pemrosesan yang dilakukan lebih cepat dalam melakukan proses data 13 dimensi. Algoritma *K Means* dan *Fuzzy C means* memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan *Mountain Clustering* dan *Fuzzy Subtractive Clustering*, namun membutuhkan informasi mengenai jumlah *cluster* yang harus dibentuk.

Dalam penelitian Fathi, et al (2009) mengenai *Fuzzy Clustering* pelanggan dan segmentasi beberapa produk di katalog dalam peningkatan kepuasan CRM pelanggan. Penelitian *clustering* pelanggan menggunakan algoritma *Fuzzy C Means* dimana pelanggan dibagi dalam 3 keompok besar sesuai dengan klasifikasi kepuasan pelanggan : *high, medium, dan low importance*. Hasil penelitian berupa efisiensi kesesuaian produk di masing masing katalog berdasarkan segmentasi kepuasan pelanggan.

Khajvand dan Tarokh (2011) dalam penelitiannya mengenai analisis segmentasi pelanggan berdasarkan komponen potensial pelanggan di sebuah *private bank*. Data pelanggan diambil dari data transaksi dan data ranking pelanggan dengan hasil berupa skor tingkat *customer lifetime value* (CLV) pelanggan. Pengenalan pola-pola tersembunyi pelanggan, informasi lokasi pelanggan menggunakan *data mining* dengan menggunakan algoritma *K Means* dalam menentukan *clustering* pelanggannya. Hasil dari penelitian berupa data *clustering* kelompok kelompok pelanggan yang kemudian digunakan sebagai informasi tambahan kepada bagian departemen pemasaran dan departemen CRM dalam strategi penanganan pelanggan.

Tabel 2.1 Penelitian RFM

No	Penelitian	Metode	Deskripsi
1	Shin dan Sohn (2004)	<i>K Means, Self Organizing Map, dan Fuzzy K Means</i>	Mencari segmentasi konsumen pasar modal berdasarkan nilai potensialnya
2	Cheng dan Chen (2009)	<i>K Means, Rough Set Theory, LEM2</i>	Menemukan pola dan tren dari data pelanggan dalam kaitannya dengan konsep peningkatan CRM
3	Jansen (2007)	<i>K Means, K Medoid, Fuzzy C Means, Gustafson Kessel, dan Gath Geva Clustering</i>	Segmentasi dan <i>profiling</i> pelanggan <i>Vodafone mobile telecommunication</i> berdasarkan kebiasaan penggunaan pelanggan
4	Hammouda dan	<i>F Means, Fuzzy C</i>	Penelitian clustering data

	Karaay (2000)	<i>Means, Mountain, dan Fuzzy Subtractive Clustering</i>	mining mengenai problem medis
5	Fathi, et al (2009)	<i>Fuzzy C Means</i>	Segmentasi beberapa produk di katalog dalam peningkatan kepuasan CRM pelanggan
6	Khajvand dan Tarokh (2011)	<i>K Means</i>	Analisis segmentasi pelanggan berdasarkan komponen potensial pelanggan di sebuah <i>private bank</i>

Dari kajian pustaka yang telah dilakukan, penelitian *data mining* menggunakan algoritma *Fuzzy C Means* dan *K-Means* bisa dilakukan dalam berbagai macam model untuk segmentasi pelanggan dalam tujuan peningkatan CRM kepada pelanggan. Penelitian ini bertujuan melakukan pengembangan algoritma *Fuzzy C Means* dan algoritma *K-Means* ke pelanggan Speedy dalam rangka *clustering* pelanggan untuk program *reward future potensial customer* dengan dimasukkan dalam daftar pelanggan calon HSSP (*High Speed Same Price*).

2.5.3 *Data Mining* dalam Perusahaan Telekomunikasi

Data mining telah menarik perhatian dunia dalam beberapa tahun terakhir terkait adanya informasi atau pengetahuan yang menarik dalam sebuah data elektronik yang sangat besar. Sebuah perusahaan membangun data *warehouse* menggunakan sumber daya informasi internal dan eksternal dimana pengelolaan dengan menggunakan data mining akan menghasilkan laporan-laporan orientasi yang bersifat strategis dan taktis.

Dalam penelitian Folasade (2011) mengenai *data mining* di industri telekomunikasi, terdapat hal utama yang perlu dipahami perusahaan telekomunikasi yaitu banyaknya data yang diperoleh dalam pengelolaan *data mining*, terkait data jumlah detail panggilan pelanggan, data jaringan, dan data jumlah pelanggan.

Data jumlah panggilan: kapanpun sebuah panggilan dilakukan dalam jaringan telekomunikasi, selalu terdapat informasi deskripsi panggilan dilakukan yang

tersimpan dalam *call record*. Detil *call record* berisi informasi mengenai kapan dilakukannya panggilan, nomer telepon pemanggil dan nomor telepon yang dipanggil, waktu dan hari kapan panggilan dilakukan. Untuk pelanggan internet Speedy, *call record* hanya berisi kapan pelanggan menggunakan internet, dan jumlah *usage* kuota yang digunakan. Jumlah detil *call record* ini kemudian bisa dirangkum menjadi rangkuman yang lebih sederhana yang menjelaskan kebiasaan pelanggan dalam melakukan panggilan. Pengelolaan data ini lebih lanjut bisa digunakan sebagai target sasaran produk market yang akan ditawarkan.

Data Jaringan : jaringan telekomunikasi terdiri dari konfigurasi peralatan yang berbeda beda dengan banyak perangkat yang saling terhubung satu sama lain. Masing masing perangkat dapat menghasilkan gangguan yang dapat mempengaruhi kinerja jaringan. Teknologi *data mining* akan membantu mengetahui kinerja perangkat perangkat yang digunakan, mengeliminasi dan mempercepat proses penanganan gangguan perangkat yang terjadi.

Data Pelanggan : industri telekomunikasi memiliki *database* informasi terkait jumlah pelanggan yang sangat besar. Informasi biasanya berisi nama pelanggan, alamat instalasi pelanggan, informasi kontrak dengan pelanggan, jumlah tagihan, penghasilan, jenis unit usaha, dan sejarah pembayaran. Data pelanggan biasanya digunakan bersama-sama dengan dengan data detil panggilan untuk mengidentifikasi dan menghindari adanya *fraud*.

2.5.4 CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) merupakan konsorsium perusahaan yang didirikan oleh komisi Eropa pada tahun 1996 dan telah ditetapkan sebagai proses standar dalam *data mining* yang dapat diaplikasikan di sektor industri. Terdapat 6 tahapan siklus hidup yang terjadi dalam pengembangan *data mining* (Chapman, 2000).

1. *Business Understanding*

Tahap pertama adalah memahami tujuan dan kebutuhan dari sudut pandang bisnis, yang kemudian menterjemahkan pengetahuan ini ke dalam suatu pendefenisian masalah dalam *data mining* yang selanjutnya akan ditentukan rencana dan strategi untuk mencapai tujuan tersebut.

2. *Data Understanding*

Tahap ini dimulai dengan pengumpulan data yang kemudian akan dilanjutkan dengan proses untuk mendapatkan pemahaman yang mendalam tentang data, identifikasi masalah kualitas data, dan untuk melakukan deteksi adanya bagian yang menarik dari data yang dapat digunakan untuk hipotesa informasi yang tersembunyi.

3. *Data Preparation*

Tahap ini meliputi semua kegiatan untuk membangun *data set* akhir yang akan dilakukan proses dalam tahap pemodelan dari data mentah. Tahap ini dapat diulang beberapa kali, tahap ini mencakup pemilihan tabel, *record*, dan atribut-atribut data, termasuk proses pembersihan data dan transformasi data untuk kemudian dijadikan masukan dalam tahap pemodelan.

4. *Modelling*

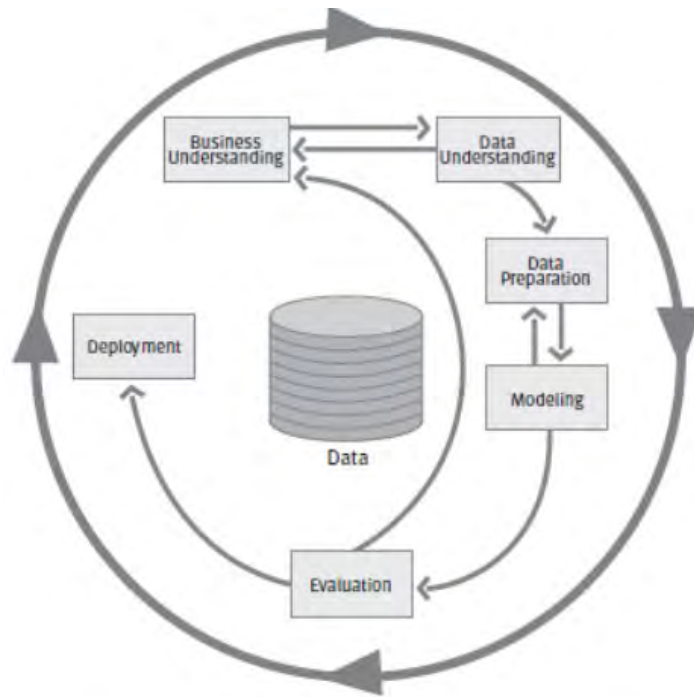
Tahap ini meliputi pemilihan dan penerapan berbagai teknik pemodelan dimana beberapa parameternya akan disesuaikan untuk mendapatkan nilai yang optimal.

5. *Evaluation*

Pada tahap ini, model sudah terbentuk dan diharapkan memiliki kualitas yang baik jika dilihat dari sudut pandang analisa data. Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi mengenai keefektifan dan kualitas model sebelum digunakan dan merupakan penentuan apakah model sudah dapat mencapai tujuan sesuai dengan fase awal, fase *business understanding*.

6. *Deployment*

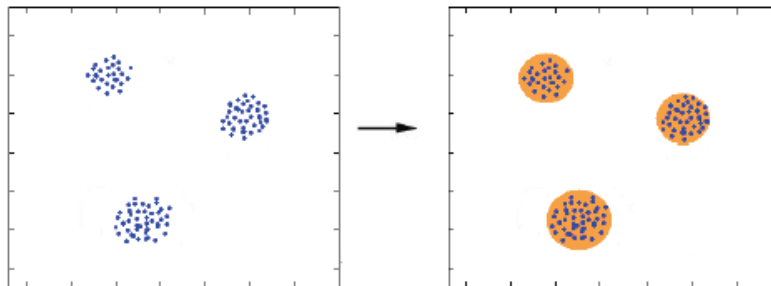
Pada tahap ini, pengetahuan atau informasi yang telah diperoleh akan diatur dan dipresentasikan dalam bentuk khusus sehingga dapat digunakan oleh pengguna. Tahap *deployment* dapat berupa pembuatan laporan sederhana atau mengimplementasikan proses *data mining* yang berulang dalam perusahaan. Dalam banyak kasus, tahap *deployment* melibatkan konsumen, di samping analisis data, karena sangat penting bagi konsumen untuk memahami tindakan apa yang harus dilakukan untuk menggunakan model yang telah dibuat.



Gambar 2.3 Siklus Hidup CRISP-DM (Chapman,2000)

2.6 Clustering

Pengelompokan (*clustering*) merupakan teknik yang sering digunakan dalam pengelompokan data/objek ke dalam kelompok data (*cluster*) sehingga setiap *cluster* memiliki data yang mirip dan berbeda dengan data yang berada dalam *cluster* lain.

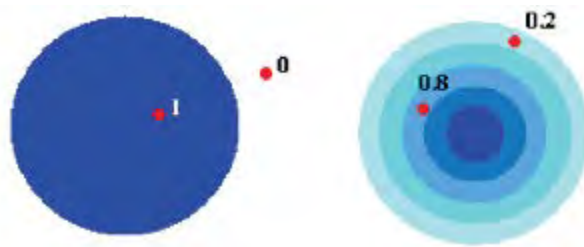


Gambar 2.4 Contoh Proses *Clustering* (Jansen, 2007)

Gambar 2.4 menunjukkan contoh sederhana dari proses *clustering*, dimana 3 *cluster* di dalam data dapat dilakukan identifikasi dengan mudah, kriteria yang digunakan dalam contoh gambar adalah jarak.

2.6.1 *Hard Clustering* dan *Fuzzy Clustering*

Metode pengelompokan klasik (*hard clustering*) berdasarkan pada teori himpunan klasik, yang menentukan bahwa sebuah objek dapat menjadi anggota atau bukan anggota pada suatu *cluster*. *Fuzzy clustering* memperbolehkan suatu objek untuk menjadi anggota dari beberapa *cluster* sekaligus dengan derajat keanggotaan yang berbeda-beda dengan derajat keanggotaan berada di antara rentang 0 dan 1. Dalam kondisi riil *fuzzy clustering* memiliki hasil yang lebih natural bila dibandingkan dengan *hard clustering*.



Gambar 2.5 *Hard dan Fuzzy Clustering* (Jansen, 2007)

2.6.2 Metode *Fuzzy C-Means*

Pengelompokan dengan metode *Fuzzy C-Means* (FCM) didasarkan pada teori logika *fuzzy*, dimana keanggotaan sebuah data tidak diberi nilai secara tegas dengan nilai 1 (menjadi anggota) dan nilai 0 (tidak menjadi anggota), melainkan dengan suatu nilai derajat keanggotaan yang memiliki jangkauan nilai dari 0 sampai 1. Nilai keanggotaan suatu data dalam sebuah himpunan menjadi 0 ketika data sama sekali bukan anggota, dan 1 ketika data menjadi anggota secara penuh dalam himpunan. Semakin tinggi nilai keanggotaannya, semakin tinggi derajat keanggotaannya, dan semakin kecil maka akan semakin rendah derajat keanggotaannya. (Prasetyo dan Eko, 2012)

Jika diasumsikan terdapat sejumlah data dalam set data (X) yang berisi m data : x_1, x_2, \dots, x_m , dinotasikan $X = \{ x_1, x_2, \dots, x_m \}$, dimana setiap data memiliki fitur n dimensi : $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}$, dinotasikan $x_i = \{ x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in} \}$. Ada sejumlah kelompok C dengan sentroid : c_1, c_2, \dots, c_k dimana k adalah jumlah kelompok. Setiap data mempunyai derajat keanggotaan pada setiap kelompok yang dinyatakan dengan u_{ij} , dengan nilai diantara 0 dan 1. i menyatakan data x_i dan j menyatakan kelompok c_j . Jumlah nilai derajat keanggotaan setiap data x_i selalu sama dengan 1. Formulasinya adalah sebagai berikut:

$$\sum_{j=1}^k u_{ij} = 1 \dots\dots\dots (2.1)$$

Setiap kelompok c_j berisi paling sedikit satu data dengan nilai keanggotaan tidak nol, tetapi tidak berisi derajat satu pada semua data. Formulasinya :

$$0 < \sum_{j=1}^k u_{ij} < m \dots\dots\dots (2.2)$$

Nilai keanggotaan data x_i pada kelompok v_j diformulasikan dalam

$$u_{ij} = \frac{D(x_i, c_j)^{\frac{2}{w-1}}}{\sum_{l=1}^k D(x_i, c_l)^{\frac{2}{w-1}}} \dots\dots\dots (2.3)$$

Parameter c_j adalah sentroid kelompok ke- j , dan $D()$ adalah jarak antara data dengan sentroid, w adalah parameter bobot pangkat (*weighting exponent*). Tidak ada nilai ketetapan, biasanya nilai $w > 1$, dan umumnya diberi nilai 2. Untuk menghitung sentroid pada kelompok c_i pada fitur j , digunakan formula sebagai berikut

$$c_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^M (u_{il})^w x_{lj}}{\sum_{l=1}^M (u_{il})^w} \dots\dots\dots (2.4)$$

Parameter M adalah jumlah data, w adalah bobot pangkat, dan u_{il} adalah nilai derajat keanggotaan data x_l ke kelompok c_i , sementara fungsi objektif yang digunakan adalah

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^k (u_{ij})^w D(x_i, c_j)^2 \dots\dots\dots (2.5)$$

2.6.3 Metode *K-Means Clustering*

Prasetyo (2012) menyatakan bahwa pengelompokan *K-Means* merupakan metode analisis kelompok yang mengarah pada pemartisian N objek pengamatan ke dalam K kelompok (*cluster*) dimana setiap objek pengamatan dimiliki oleh sebuah kelompok dengan mean (rata-rata) terdekat. *K-Means* merupakan salah satu metode pengelompokan data nonhierarki yang berusaha mempartisi data yang ada ke dalam dua atau lebih kelompok.

Sedangkan menurut Hermawati (2013), *K-Means clustering* merupakan algoritma *clustering* dengan menggunakan pendekatan *partitional clustering*. Tiap *cluster* dihubungkan dengan sebuah *centroid* (titik pusat) dimana tiap titik

selanjutnya akan ditempatkan ke dalam *cluster* dengan *centroid* terdekat. Jumlah *cluster* di algoritma *K-Means* secara umum dilakukan sesuai dengan proses berikut : (Prasetyo, 2012)

1. Menentukan jumlah kelompok
2. Melakukan alokasi data ke dalam kelompok secara acak
3. Menghitung pusat kelompok (*centroid*) dari data yang ada di masing-masing kelompok.
4. Alokasi masing-masing data ke *centroid* terdekat.
5. Mengulangi langkah ke-3, apabila masih ada data yang berpindah kelompok, atau apabila terjadi perubahan nilai *centroid*.

Terdapat beberapa cara yang dapat digunakan untuk mengukur jarak dari pusat kelompok, diantaranya *Euclidean*, *Manhattan*, dan *Minkowsy* (Prasetyo, 2012) sesuai dengan formula sebagai berikut :

Pengukuran jarak dengan menggunakan metode *Euclidean* menggunakan formula :

$$D(X_2, X_1) = \|X_2 - X_1\|_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^p |X_{2j} - X_{1j}|^2} \dots\dots\dots (2.6)$$

D adalah jarak antara x_2 dan x_1 , dan $| \cdot |$ adalah nilai mutlak

Pengukuran jarak dengan dengan menggunakan metode *Manhattan* menggunakan formula :

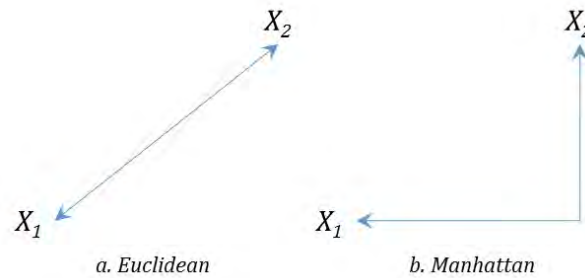
$$D(X_2, X_1) = \|X_2 - X_1\|_1 = \sum_{j=1}^p |X_{2j} - X_{1j}| \dots\dots\dots (2.7)$$

Sementara pengukuran jarak dengan menggunakan metode *Minkowsky* menggunakan formula sebagai berikut :

$$D(X_2, X_1) = \|X_2 - X_1\|_\lambda = \sqrt[\lambda]{\sum_{j=1}^p |X_{2j} - X_{1j}|^\lambda} \dots\dots\dots (2.8)$$

λ adalah parameter jarak *Minkowsky*. Secara umum, λ merupakan parameter penentu dalam karakteristik jarak, jika $\lambda=1$, ruang jarak pada *Minkowsky* akan sama dengan *Manhattan*, dan ketika $\lambda=2$, ruang jaraknya akan sama dengan *Euclidean*. (Prasetyo, 2012) Namun demikian, cara yang paling banyak digunakan adalah *Euclidean* dan *Manhattan*. *Euclidean* menjadi pilihan jika ingin melakukan perhitungan jarak

terpendek antara dua titik (jarak lurus), sedangkan *Manhattan* sering digunakan karena kemampuannya dalam mendeteksi keadaan khusus secara lebih baik, seperti keberadaan *outlier*.



Gambar 2.6 Jarak Dua Data dalam Dua Dimensi

2.6.4 Metode Klasifikasi *Fuzzy RFM*

Analisa RFM (*Recency*, *Frequency*, dan *Monetary*) menurut Hughes di Yohana (2011) merupakan pembedaan pelanggan dari sejumlah besar data menjadi tiga dimensi (atribut), sebagai contoh rentang waktu pembelian pelanggan, frekuensi pembelian, dan jumlah uang yang dilakukan dalam melakukan pembelian. Definisi dari model FRM dijelaskan sebagai berikut:

1. *Recency*, yaitu rentang waktu (dalam satuan hari, bulan, tahun) dari transaksi terakhir yang dilakukan oleh konsumen sampai saat ini.
2. *Frequency*, yaitu jumlah total transaksi atau jumlah rata-rata transaksi dalam satu periode.
3. *Monetary*, yaitu jumlah rata-rata nilai pembelian konsumen dalam suatu satuan waktu.

Menurut Indrajit (2002) dalam konsep RFM, setiap dimensi memberikan informasi yang unik mengenai perilaku transaksi masing masing:

1. *Recency*, berdasarkan penelitian yang telah dilakukan bertahun-tahun, *statistic* memperlihatkan bahwa pelanggan yang melakukan transaksi paling terakhir akan cenderung melakukannya lagi dalam waktu dekat.
2. *Frequency*, pelanggan yang secara berkala melakukan pembelian, akan cenderung melakukannya lagi di kemudian hari.
3. *Monetary*, pelanggan yang cukup banyak menggunakan alokasi dana untuk melakukan pembelian akan cenderung melanjutkan kebiasaan membelinya.

Dalam pengelompokan pelanggan berdasarkan analisis transaksi terhadap waktu pembelian, frekuensi, dan nilai nominal pembelian. Dilakukan beberapa tahapan dalam analisis RFM adalah sebagai berikut (Arrahman, 2012)

1. *Data Acquisition*

Merupakan tahap pengambilan data sebelum diolah lebih lanjut, pada penelitian ini data yang diambil adalah data berbasis transaksi pembayaran Speedy Q4 2012 dan Q1 2013, yang kemudian disiapkan untuk operasi selanjutnya dengan melakukan beberapa pendekatan.

Recency : Umur pelanggan dalam berlangganan Speedy

Frequency : Pola hari pembayaran yang dilakukan

Monetary : Jumlah uang yang dibayarkan pelanggan tiap bulannya

2. Seleksi Populasi

Hanya pelanggan yang masih aktif dan tercatat selama periode pengukuran yang akan disegmentasi menggunakan analisis RFM

3. Persiapan Data

Pengelompokan berdasarkan tanggal terakhir transaksi, jumlah transaksi, dan kebiasaan transaksi per bulan.

4. *Development RFM*

Pelanggan telah dikelompokkan berdasarkan analisis RFM.

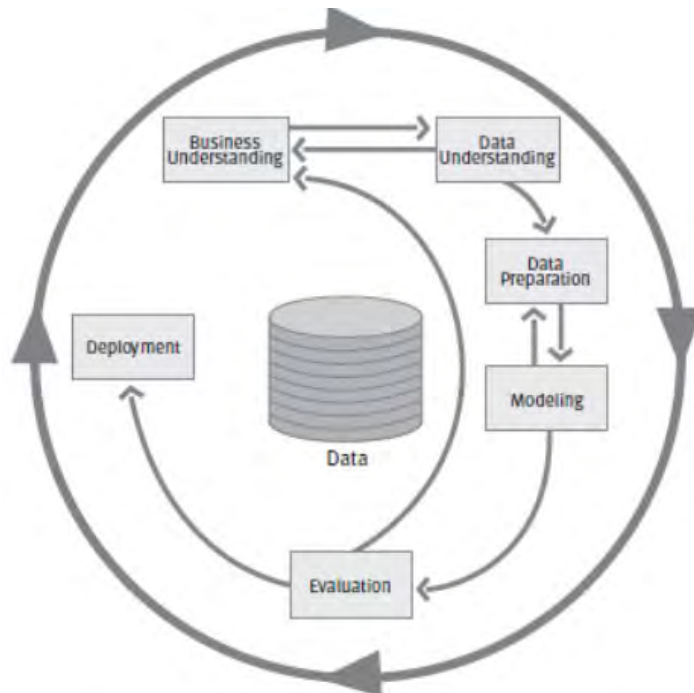
BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan tujuan penelitian pada bab sebelumnya, penelitian ini menggunakan perbandingan algoritma *Fuzzy C-Means* dengan algoritma *K-Means* untuk melakukan model terhadap pola pembayaran yang dilakukan pelanggan selama enam bulan pengamatan (Q4 2012 dan Q1 2013). Metode pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan cara mengambil seluruh data pembayaran pelanggan personal yang tercatat dalam *database payment* dan dilakukan perbandingan dengan data administrasi dan transaksional pelanggan yang ada.

Rancangan tahapan penelitian ini mengacu pada enam tahap CRISP-DM, atau siklus hidup pengembangan *data mining* sebagai *framework* dari proyek *data mining* (Chapman, 2000).



Gambar 3.1 Siklus Hidup CRISP-DM (Chapman,2000)

3.1.1 *Business Understanding*

Pada fase ini, terdapat beberapa tahap yang dilakukan, diantaranya:

1. Pemahaman Terhadap Tujuan Bisnis

Dalam aplikasinya di perusahaan jasa telekomunikasi internet, perlu didahului dengan pemahaman terhadap tujuan bisnis yang akan menentukan pola yang akan dicari dalam proses *data mining*. Beberapa tujuan bisnis pada perusahaan jasa telekomunikasi internet yang berkaitan dengan loyalitas pelanggan adalah:

- Mengetahui, meningkatkan, dan mempertahankan jumlah konsumen terutama konsumen yang berpotensi untuk menjadi konsumen tetap dan berada dalam tahapan tertinggi loyalitas pelanggan sesuai kriteria Brown (2005). Tahapan *courtship*, *relationship*, atau *marriage*.
- Mengetahui ketertarikan pelanggan terhadap pola pembelian layanan jasa yang diberikan, yang kemudian dapat menciptakan strategi-strategi baru dalam penawaran produk ke pelanggan melalui promo khusus, misalnya dengan menggunakan *discount* atau hadiah jika pelanggan sudah mencapai kondisi tertentu, yang menyebabkan loyalitas pelanggan akan terjaga dan bertambah.

2. Penilaian Situasi

Telkom UCS Regional V Jawa Timur merupakan salah satu perusahaan penyelenggara jasa telekomunikasi internet *retail* yang menjual koneksi internet *up to* kecepatan tertentu kepada para pelanggannya, Telkom Jawa Timur memiliki pelanggan internet lebih dari 200.000 pelanggan dimana masing masing pelanggan memiliki kebiasaan dan cara-cara sendiri dalam kegiatannya melakukan kegiatan internet, mulai dari ketertarikan terhadap paket yang ditawarkan, model bayar yang dilakukan tiap bulan serta loyalitas pelanggan yang ditunjukkan dalam lama usia berlangganan.

3. Menerjemahkan Tujuan Bisnis ke Dalam Tujuan *Data Mining*

Pada tahapan ini dibutuhkan pemahaman terhadap tujuan bisnis dan bagaimana cara yang dilakukan dalam menerjemahkannya ke dalam tujuan *data mining*. Salah satu tujuan *data mining* adalah melakukan

segmentation clustering pelanggan yang dapat digunakan manajemen dalam menentukan strategi-strategi yang akan diambil selanjutnya.

3.1.2 Data Understanding

Pada proses ini akan dilakukan pemahaman terhadap kebutuhan data terkait dengan pencapaian tujuan menentukan kriteria loyalitas pelanggan internet Speedy dengan menggunakan *data mining*. Pengambilan data mengambil langsung dari *server Pooling ISISKA* seperti berikut :



Gambar 3.2 Gambar Pengambilan Data Pelanggan Speedy

Pengambilan data dari ISISKA, menggunakan aplikasi Oracle dengan bantuan pengelolaan Microsoft Access, berikut ini adalah struktur tabel nya :

Tabel 3.1 Tabel Pembayaran Pelanggan

<i>FIELD NAME</i>	<i>DATA TYPE</i>	<i>KETERANGAN</i>
NPER	SHORT TEXT	BULAN BAYAR
BP_LVL_2	SHORT TEXT	KODE PEMBA YARAN
TELP	SHORT TEXT	NO TELP / SPEEDY
SATKER	SHORT TEXT	KODE SATKER
CPROD	SHORT TEXT	KODE BERLANGGANAN
PAYMENT_DATE	SHORT TEXT	TANGGAL BAYAR
PAYMENT_AMOUNT	NUMBER	JUMLAH BAYAR
PAYMENT_CURR	SHORT TEXT	MATA UANG
PAYMENT_METHOD	SHORT TEXT	KODE BAYAR
PAY_STATUS	SHORT TEXT	STATUS BAYAR
PAY_TYPE	SHORT TEXT	TYPE PEMBA YARAN
BA_BILL	SHORT TEXT	KODE BERITA ACARA BAYAR
PRCTR	SHORT TEXT	KODE PRCTR
BA_PAY	SHORT TEXT	KODE BERITA ACARA BAYAR
C_SITE	SHORT TEXT	KODE SITE
C_LOKET	SHORT TEXT	KODE LOKET
BANK_NO	SHORT TEXT	KODE BANK
BANK_EXT_NO	SHORT TEXT	KODE BANK
L_BANK	SHORT TEXT	NAMA BANK
BP_LVL_1	SHORT TEXT	KODE PEMBA YARAN
BILLING_TYPE	SHORT TEXT	TYPE BILLING
DENDA	NUMBER	JUMLAH DENDA
METERAI	NUMBER	JUMLAH MATERAI
CPUDT	SHORT TEXT	TANGGAL BAYAR
ZDIVRE	SHORT TEXT	KODE DIVRE

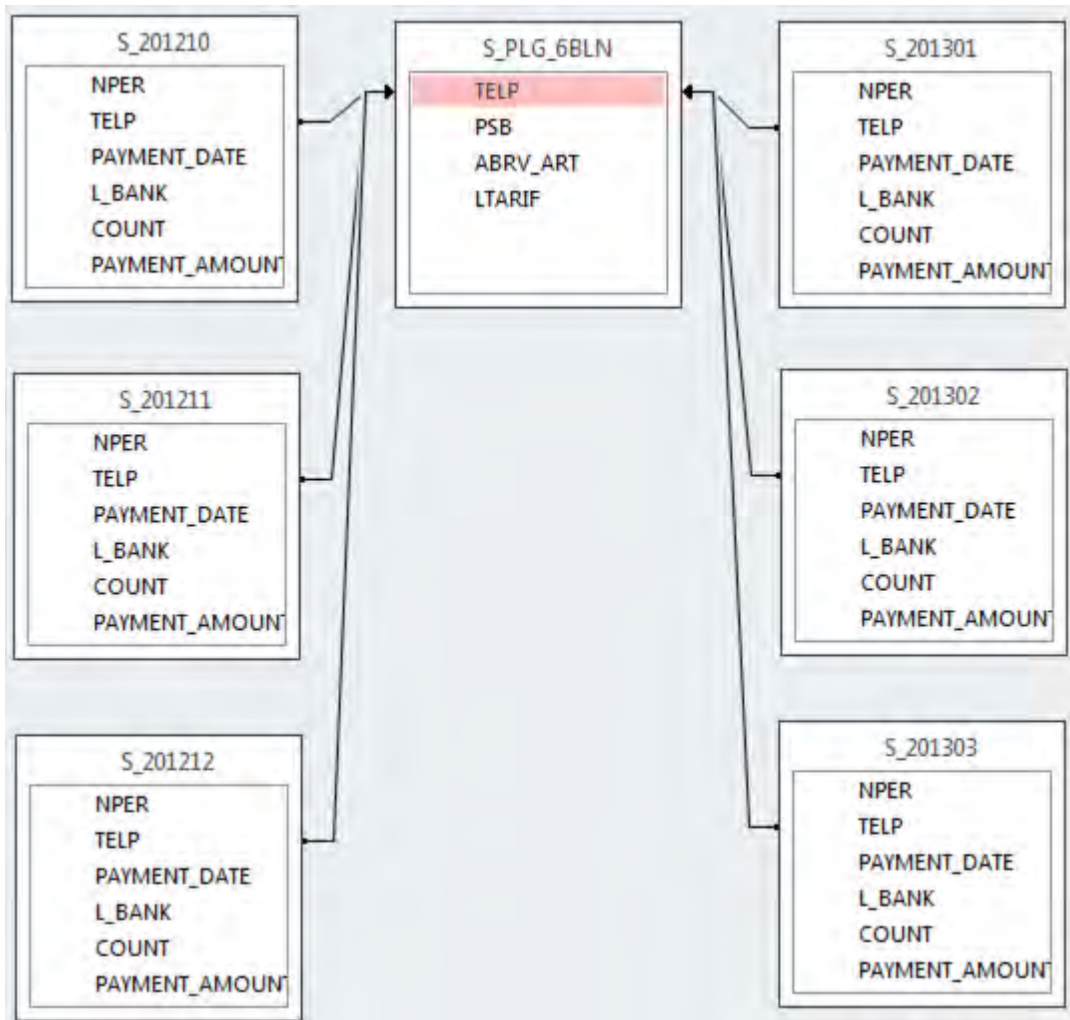
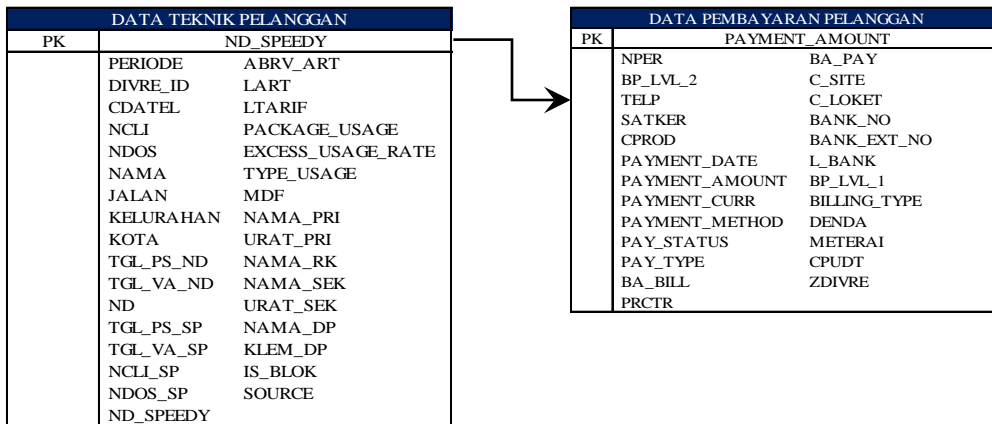
Tabel 3.2 Tabel Data Paket dan Gimmick Berlangganan

<i>FIELD NAME</i>	<i>DATA TYPE</i>	<i>KETERANGAN</i>
TELP	SHORT TEXT	NO TELP / SPEEDY
PSB	DATE / TIME	TANGGAL PASANG BARU
ABRV_ART	SHORT TEXT	PAKET BERLANGGANAN
LTARIF	SHORT TEXT	GIMMICK BERLANGGANAN

Tabel 3.3 Tabel Data Teknik dan Keterangan Pelanggan

<i>FIELD NAME</i>	<i>DATA TYPE</i>	<i>KETERANGAN</i>
PERIODE	NUMBER	PERIODE PEMBA YARAN
DIVRE_ID	NUMBER	KODE DIVRE
CDATEL	SHORT TEXT	KODE DATEL
NCLI	NUMBER	NOMER CLIENT
NDOS	NUMBER	NOMER DOSSIER
NAMA	SHORT TEXT	NAMA
JALAN	SHORT TEXT	JALAN
KELURAHAN	SHORT TEXT	KELURAHAN
KOTA	SHORT TEXT	KOTA
TGL_PS_ND	DATE / TIME	TGL PSB TELEPON
TGL_VA_ND	SHORT TEXT	TGL VA TELEPON
ND	SHORT TEXT	NOMER TELEPON
TGL_PS_SP	DATE / TIME	TANGGAL PSB SPEEDY
TGL_VA_SP	SHORT TEXT	TANGGAL VA SPEEDY
NCLI_SP	NUMBER	NOMER CLIENT SPEEDY
NDOS_SP	NUMBER	NOMER DOSSIER SPEEDY
ND_SPEEDY	SHORT TEXT	NOMER SPEEDY
ABRV_ART	SHORT TEXT	PAKET SPEEDY
LART	SHORT TEXT	PAKET SPEEDY
LTARIF	SHORT TEXT	GIMMICK SPEEDY
PACKAGE_USAGE	SHORT TEXT	PAKET USAGE SPEEDY
EXCESS_USAGE_RATE	SHORT TEXT	EXCESS USAGE SPEEDY
TYPE_USAGE	SHORT TEXT	TYPE USAGE SPEEDY
MDF	SHORT TEXT	NAMA MDF
NAMA_PRI	SHORT TEXT	NAMA KABEL PRIMER
URAT_PRI	NUMBER	NAMA URAT PRIMER
NAMA_RK	SHORT TEXT	NAMA KABINET RK
NAMA_SEK	SHORT TEXT	NAMA KABEL SEKUNDER
URAT_SEK	SHORT TEXT	NAMA URAT SEKUNDER
NAMA_DP	NUMBER	NAMA DP PELANGGAN
KLEM_DP	SHORT TEXT	NAMA KLEM DP PELANGGAN
IS_BLOK	SHORT TEXT	KETERANGAN IS BLOK
SOURCE	SHORT TEXT	SOURCE DATA

Source : Data ISISKA Telkom UCS Regional V Jawa Timur



Gambar 3.3 Relasi Hubungan Data Pelanggan

Source : Data ISISKA Telkom UCS Regional V Jawa Timur

3.1.3 *Data Preparation*

Pada tahap ini struktur basis data akan dipersiapkan sehingga mempermudah dalam melakukan proses selanjutnya dalam *data mining*, proses *preparation* mencakup dalam tiga hal utama yaitu:

1. *Data Selection* : merupakan tahapan pemilihan data yang akan digunakan dalam proses *data mining*, dalam proses ini dilakukan juga pemilihan atribut-atribut yang disesuaikan dengan proses *data mining* selanjutnya.
2. *Data Preprocessing* : merupakan tahapan dalam memastikan kualitas data yang telah dipilih dari tahapan sebelumnya, pada tahap ini masalah yang harus dihadapi adalah adanya *noisy data* dan *missing values*. Proses pembersihan data (*cleansing*) dilakukan dengan metode-metode *query* sederhana untuk menemukan anomali-anomali data yang bisa saja masih terdapat pada sistem.
3. *Data Transformation* : merupakan tahapan mengelompokkan atribut-atribut atau *field* yang telah terpilih menjadi 1 tabel dengan cara melakukan denormalisasi dari basis data.

3.1.4 *Modelling*

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *clustering* dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* dan Algoritma *K-Means*. (Prasetyo, 2012) Menurut keanggotaan data dalam kelompok, pengelompokan dapat dibagi menjadi dua, yaitu eksklusif dan tumpang tindih (*overlap*). Dalam kategori eksklusif, sebuah data bisa dipastikan hanya menjadi satu anggota kelompok dan tidak menjadi anggota kelompok lain seperti *K-Means*, sedangkan yang masuk dalam kategori tumpang tindih adalah metode yang memperbolehkan sebuah data menjadi anggota di lebih dari satu kelompok seperti *Fuzzy C-Means*.

Model yang digunakan dalam proses segmentasi pelanggan adalah model *fuzzy RFM (Recency, Frequency, and Monetary)* dimana masing masing dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*.

1. *Recency* dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*, yaitu BARU SAJA, AGAK LAMA, dan LAMA.
2. *Frequency* dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*, yaitu JARANG, AGAK SERING, dan SERING.
3. *Monetary*, dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*, yaitu RENDAH, SEDANG, dan TINGGI.

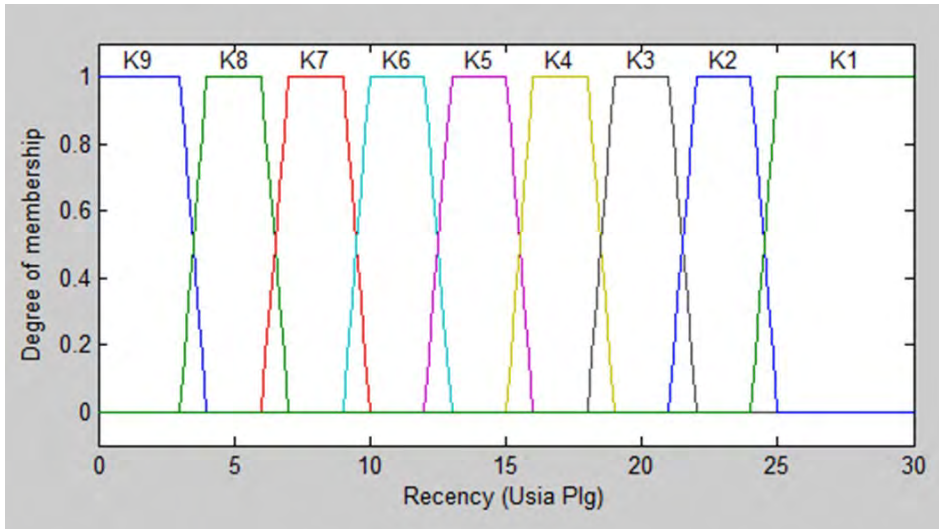
Pada penelitian kriteria RFM dilakukan melalui beberapa pendekatan sesuai dengan karakteristik pelanggan Speedy.

1. *Recency* : Umur pelanggan dalam berlangganan Speedy
2. *Frequency* : Model tanggal bayar yang dilakukan pelanggan Speedy
3. *Monetary* : Jumlah uang yang dibayarkan pelanggan tiap bulannya,

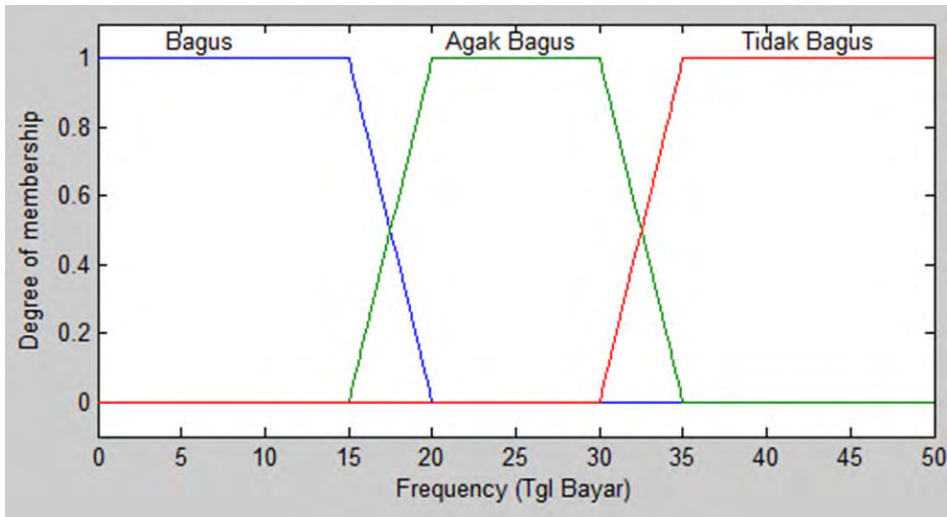
Dalam himpunan *fuzzy* untuk variabel *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary* (RFM) ditunjukkan dalam Tabel berikut :

Tabel 3.4 Domain Nilai Untuk Masing – Masing Himpunan *Fuzzy* (RFM)

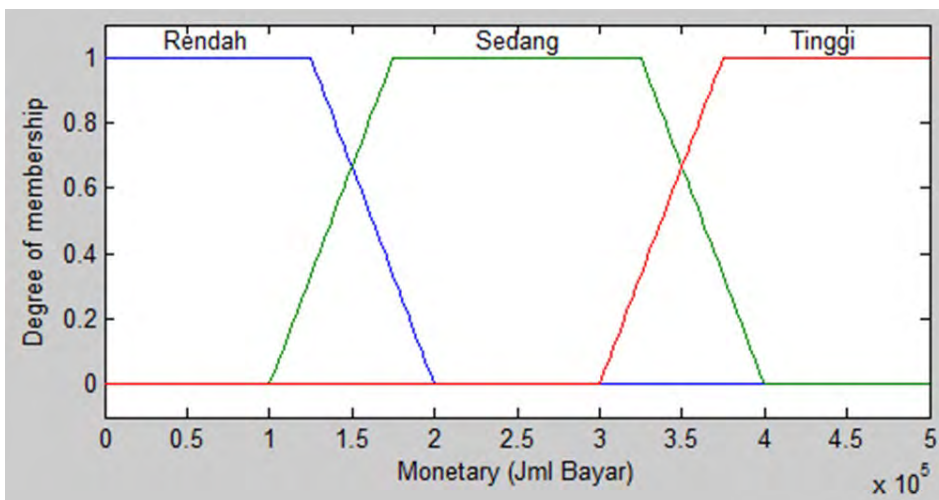
<i>ATRIBUT</i>	<i>VARIABEL</i>	<i>DOMAIN NILAI</i>
<i>Recency</i> <i>(Bulan)</i>	TINGKAT 1	$0 < R < 4 \text{ BLN}$
	TINGKAT 2	$3 < R < 7 \text{ BLN}$
	TINGKAT 3	$6 < R < 10 \text{ BLN}$
	TINGKAT 4	$9 < R < 13 \text{ BLN}$
	TINGKAT 5	$12 < R < 16 \text{ BLN}$
	TINGKAT 6	$15 < R < 19 \text{ BLN}$
	TINGKAT 7	$18 < R < 22 \text{ BLN}$
	TINGKAT 8	$21 < R < 25 \text{ BLN}$
	TINGKAT 9	$24 \text{ BLN} < R$
<i>Frequency</i> <i>(Hari)</i>	BAGUS	$0 < F < 20 \text{ HARI}$
	AGAK BAGUS	$15 < F < 35 \text{ HARI}$
	TIDAK BAGUS	$30 \text{ HARI} < F$
<i>Monetary</i>	TINGGI	$300 \text{ RIBU} < M$
	SEDANG	$100 < M < 400 \text{ RIBU}$
	RENDAH	$0 < M < 200 \text{ RIBU}$



Gambar 3.4 Himpunan *Fuzzy* pada variabel *Recency* (Usia Pelanggan – Bulan)



Gambar 3.5 Himpunan *Fuzzy* pada variabel *Frequency* (Tgl Bayar – Hari)



Gambar 3.6 Himpunan *Fuzzy* pada variabel *Monetary*

Tabel 3.5 Deskripsi Variabel RFM dan Label Konsumen

KELAS	DESKRIPSI			LABEL
	RECENCY	FREQUENCY	MONETARY	
K 01	TINGKAT 9	BAGUS	TINGGI	GOLD 1
K 02	TINGKAT 9	BAGUS	SEDANG	SILVER 1
K 03	TINGKAT 9	BAGUS	RENDAH	BRONZ 1
K 04	TINGKAT 9	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 10
K 05	TINGKAT 9	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 10
K 06	TINGKAT 9	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 10
K 07	TINGKAT 9	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 19
K 08	TINGKAT 9	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 19
K 09	TINGKAT 9	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 19
K 10	TINGKAT 8	BAGUS	TINGGI	GOLD 2
K 11	TINGKAT 8	BAGUS	SEDANG	SILVER 2
K 12	TINGKAT 8	BAGUS	RENDAH	BRONZ 2
K 13	TINGKAT 8	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 11
K 14	TINGKAT 8	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 11
K 15	TINGKAT 8	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 11
K 16	TINGKAT 8	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 20
K 17	TINGKAT 8	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 20
K 18	TINGKAT 8	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 20
K 19	TINGKAT 7	BAGUS	TINGGI	GOLD 3
K 20	TINGKAT 7	BAGUS	SEDANG	SILVER 3
K 21	TINGKAT 7	BAGUS	RENDAH	BRONZ 3
K 22	TINGKAT 7	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 12
K 23	TINGKAT 7	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 12
K 24	TINGKAT 7	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 12
K 25	TINGKAT 7	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 21
K 26	TINGKAT 7	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 21
K 27	TINGKAT 7	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 21
K 28	TINGKAT 6	BAGUS	TINGGI	GOLD 4
K 29	TINGKAT 6	BAGUS	SEDANG	SILVER 4
K 30	TINGKAT 6	BAGUS	RENDAH	BRONZ 4
K 31	TINGKAT 6	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 13
K 32	TINGKAT 6	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 13
K 33	TINGKAT 6	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 13
K 34	TINGKAT 6	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 22
K 35	TINGKAT 6	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 22
K 36	TINGKAT 6	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 22
K 37	TINGKAT 5	BAGUS	TINGGI	GOLD 5
K 38	TINGKAT 5	BAGUS	SEDANG	SILVER 5
K 39	TINGKAT 5	BAGUS	RENDAH	BRONZ 5
K 40	TINGKAT 5	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 14
K 41	TINGKAT 5	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 14
K 42	TINGKAT 5	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 14
K 43	TINGKAT 5	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 23
K 44	TINGKAT 5	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 23
K 45	TINGKAT 5	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 23
K 46	TINGKAT 4	BAGUS	TINGGI	GOLD 6
K 47	TINGKAT 4	BAGUS	SEDANG	SILVER 6
K 48	TINGKAT 4	BAGUS	RENDAH	BRONZ 6
K 49	TINGKAT 4	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 15
K 50	TINGKAT 4	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 15
K 51	TINGKAT 4	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 15
K 52	TINGKAT 4	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 24

Tabel 3.5 Deskripsi Variabel RFM dan Label Konsumen (Lanjutan)

KELAS	DESKRIPSI			LABEL
	RECENCY	FREQUENCY	MONETARY	
K 53	TINGKAT 4	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 24
K 54	TINGKAT 4	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 24
K 55	TINGKAT 3	BAGUS	TINGGI	GOLD 7
K 56	TINGKAT 3	BAGUS	SEDANG	SILVER 7
K 57	TINGKAT 3	BAGUS	RENDAH	BRONZ 7
K 58	TINGKAT 3	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 16
K 59	TINGKAT 3	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 16
K 60	TINGKAT 3	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 16
K 61	TINGKAT 3	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 25
K 62	TINGKAT 3	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 25
K 63	TINGKAT 3	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 25
K 64	TINGKAT 2	BAGUS	TINGGI	GOLD 8
K 65	TINGKAT 2	BAGUS	SEDANG	SILVER 8
K 66	TINGKAT 2	BAGUS	RENDAH	BRONZ 8
K 67	TINGKAT 2	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 17
K 68	TINGKAT 2	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 17
K 69	TINGKAT 2	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 17
K 70	TINGKAT 2	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 26
K 71	TINGKAT 2	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 26
K 72	TINGKAT 2	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 26
K 73	TINGKAT 1	BAGUS	TINGGI	GOLD 9
K 74	TINGKAT 1	BAGUS	SEDANG	SILVER 9
K 75	TINGKAT 1	BAGUS	RENDAH	BRONZ 9
K 76	TINGKAT 1	AGAK BAGUS	TINGGI	GOLD 18
K 77	TINGKAT 1	AGAK BAGUS	SEDANG	SILVER 18
K 78	TINGKAT 1	AGAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 18
K 79	TINGKAT 1	TIDAK BAGUS	TINGGI	GOLD 27
K 80	TINGKAT 1	TIDAK BAGUS	SEDANG	SILVER 27
K 81	TINGKAT 1	TIDAK BAGUS	RENDAH	BRONZ 27

3.1.5 Evaluation

Evaluasi dari model ini dilakukan dengan cara melakukan proses mining pada data set dalam 1 periode tertentu, kemudian dilakukan uji *clustering* dengan berbagai nilai parameter dari masing-masing algoritma *clustering*, yang kemudian diuji tingkat validitasnya menggunakan perhitungan SSE (*sum square error*).

3.1.6 Deployment

Pada tahap ini akan dilakukan pembuatan aplikasi *data mining* dengan menggunakan program MATLAB untuk menghasilkan informasi-informasi terkait informasi mengenai pelanggan yang diperoleh. Proses MATLAB tidak dilakukan integrasi dengan sistem yang telah ada di Telkom UCS Regional V Jawa Timur, melainkan dilakukan secara *offline* dengan terlebih dahulu melakukan *download* data data pelanggan ke media penyimpanan.

3.2 Jenis dan Sumber Data

Untuk keperluan penelitian ini, digunakan 2 jenis data, yaitu:

a. Data Primer

Data yang diperoleh dengan melakukan *query* langsung ke *table* pembayaran Speedy selama tiga bulan pengamatan dan *table* data administrasi teknik periode pengamatan Desember 2012.

b. Data Sekunder

Data yang diperoleh dari studi literatur baik dari perpustakaan, buku ilmiah, jurnal-jurnal penelitian, dan dari studi internet yang mendukung penelitian ini.

3.3 Tools Perangkat Pengelolaan Data

Berikut ini adalah instrumen yang digunakan selama proses penelitian,

a. Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam perancangan sistem antara lain:

- Sistem Operasi Windows 7.
- Perangkat pemrograman MATLAB R2011a
- Aplikasi Oracle Client XE dengan *interface* TOAD Software.
- Aplikasi Microsoft Access, Microsoft Office

b. Perangkat Keras

- Processor 1,7 Ghz
- 4 GB RAM
- Hardisk 100 GB

3.4 Jadwal Penelitian

Tabel 3.6 Jadwal Penelitian

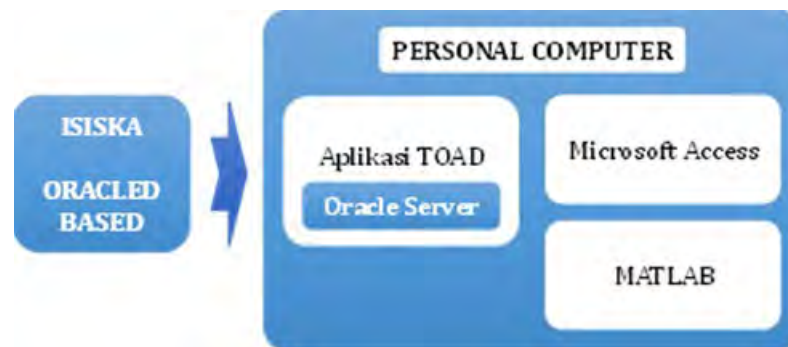
Kegiatan	Ags	Sep	Okt	Nov	Des	Jan
Pengambilan Data						
Persiapan Data						
Pembuatan Model						
Pengujian Model						
Pembuatan Laporan						

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Implementasi *Data Warehouse*

Dalam rangka menunjang proses analisis data pelanggan yang dilakukan oleh penulis, implementasi penggunaan *data warehouse* perlu dirancang sebagai alat dalam menampilkan seluruh data yang diperoleh dari sistem aplikasi ISISKA.



Gambar 4.1 Skema Aliran *Data Warehouse*

Data warehouse pelanggan dari data Telkom ISISKA dilakukan proses *query* dengan menggunakan *software* TOAD yang kemudian disimpan di *server* lokal Oracle secara *offline*. Data *server* lokal Oracle dengan selanjutnya dengan aplikasi *Microsoft Access* dan *interface ODBC Data Source* dari *Windows* dilakukan pengelompokan dan pelengkapan data yang kemudian diolah dengan menggunakan MATLAB.

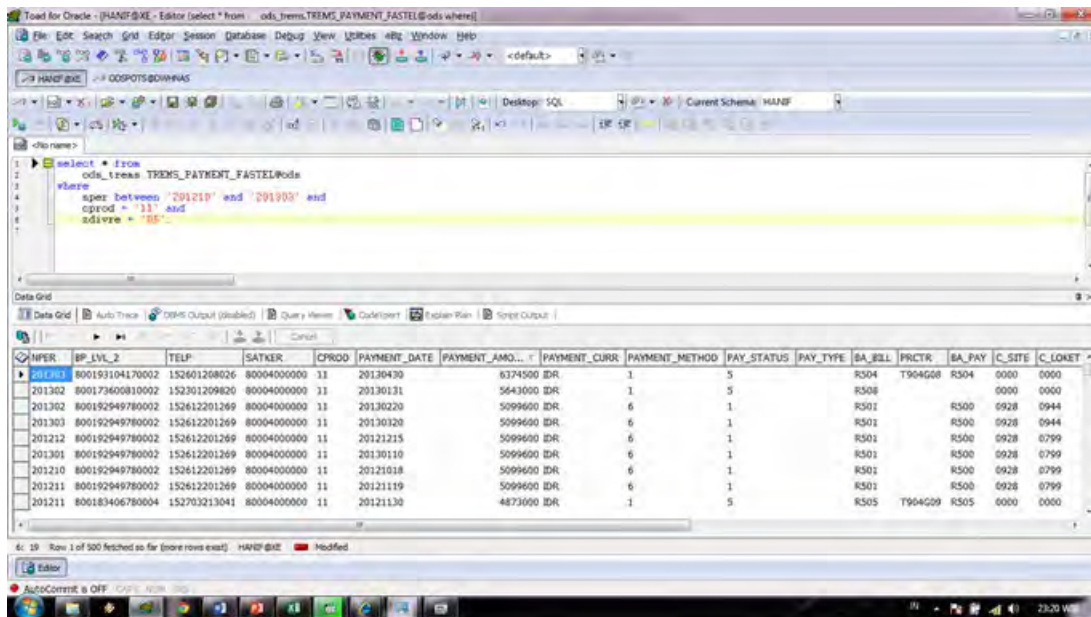
4.1.1 Oracle Server dan Aplikasi Toad

Oracle *Server* yang digunakan sebagai *server* di *personal computer* adalah versi Oracle XEUniv dengan aplikasi Toad versi 9.0.1.8 sebagai alat *query database* Oracle dari ISISKA. Contoh cuplikan program yang digunakan di aplikasi Toad untuk *query database* pembayaran di ISISKA adalah sebagai berikut:

```
select * from
      ods_trems.TREMS_PAYMENT_FASTEL@ods
where
      nper between '201210' and '201303' and
      cprod = '11' and zdivre = '05'
```

(*nper* : *periode*, *cprod* = '11' : *Speedy*, *zdivre* = '05' = *Reg5*)

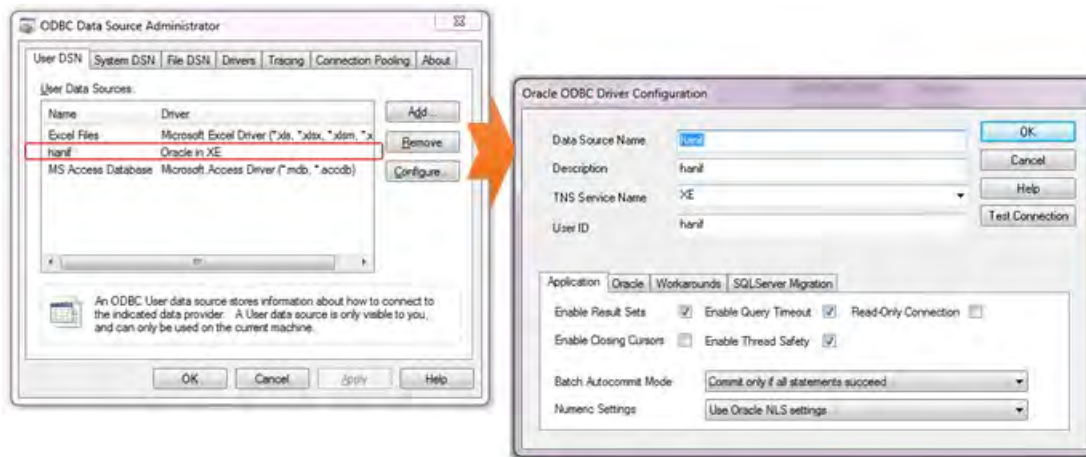
Untuk tampilan data dari *software* TOAD ditunjukkan di gambar berikut :



Gambar 4.2 Tampilan Utama Aplikasi TOAD

4.1.2 Aplikasi *Microsoft Access*

Data dari *server* lokal yang diambil dari ISISKA selanjutnya akan ditransfer ke *Microsoft Access* dengan menggunakan layanan *ODBC Data Source* yang telah disediakan oleh *Windows*, *ODBC* berfungsi sebagai *interface* antara *Microsoft Access* dengan *server* lokal *oracle*. *Setting* aplikasi *ODBC* ditunjukkan seperti pada gambar berikut:



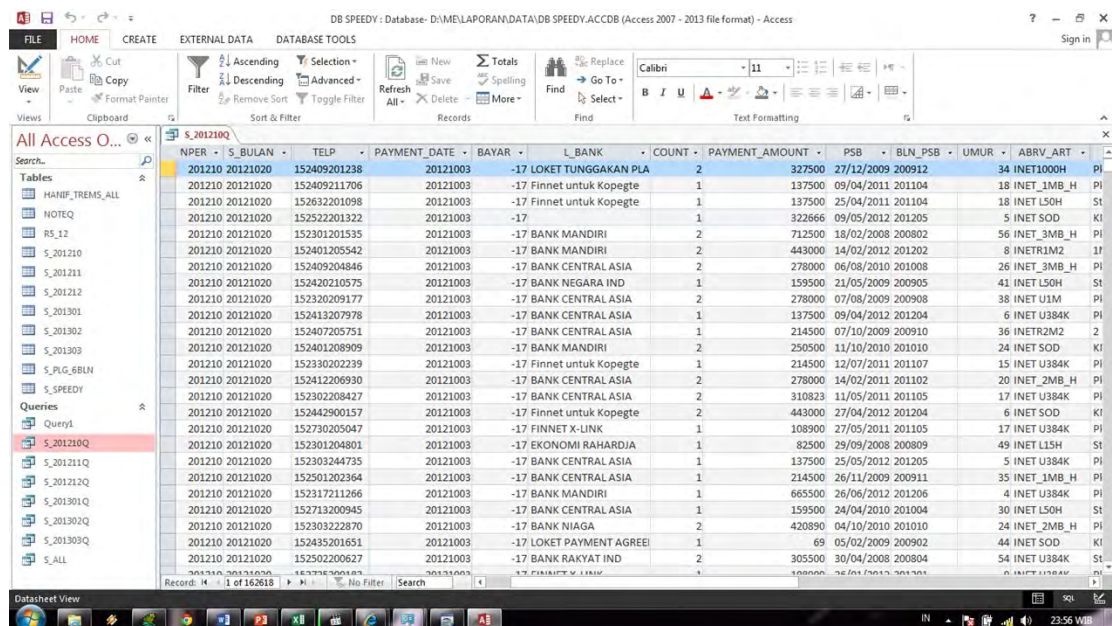
Gambar 4.3 Setting *ODBC* di *Windows*

Setelah dilakukan koneksi dengan *server* lokal untuk *database oracle*, kegiatan yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan pengelompokan sesuai dengan periode

bulan pengamatan yang dalam penelitian ini dilakukan perbulan selama 6 periode bulan tagihan, mulai dari bulan Oktober 2012 sampai dengan bulan Maret 2013.

Aplikasi *Microsoft Access* digunakan sebagai aplikasi pengolah awal untuk melengkapi dan melakukan perhitungan awal jumlah komponen *recency* (R), *frequency* (F), dan *Monetary* (M). Aplikasi program yang digunakan dalam melakukan instruksi di *Microsoft Access* adalah sebagai berikut :

```
SELECT
    MID(S_201210.TELP,2,1) AS REG, S_201210.NPER, '20121020' AS
    S_BULAN, S_201210.TELP, S_201210.PAYMENT_DATE,
    (((LEFT(S_201210.PAYMENT_DATE,4) - LEFT
    (S_BULAN,4))*365)+(MID(S_201210.PAYMENT_DATE,5,2)-
    MID(S_BULAN,5,2))*30)+(RIGHT(S_201210.PAYMENT_DATE,2)-
    RIGHT(S_BULAN,2))) AS BAYAR, S_201210.L_BANK, S_201210.COUNT,
    S_201210.PAYMENT_AMOUNT, S_PLG_6BLN.PSB,
    FORMAT(S_PLG_6BLN.PSB,'YYYYMM') AS BLN_PSB,
    (((LEFT(S_201210.NPER,4) - LEFT
    (BLN_PSB,4))*12)+(MID(S_201210.NPER,5,2)-MID(BLN_PSB,5,2))) AS
    UMUR, S_PLG_6BLN.ABRV_ART, S_PLG_6BLN.LTARIF
FROM S_201210
LEFT JOIN S_PLG_6BLN ON S_201210.[TELP] = S_PLG_6BLN.[TELP];
```



Gambar 4.4 Tampilan Utama *Data Warehouse Microsoft Access*

4.2 Implementasi Data Mining

Implementasi *data mining* menggunakan bantuan aplikasi pengelolaan *fuzzy Logic* dan *Data Mining* dari MATLAB versi 7.12.0.635(R2011a), pengolahan data dilakukan dengan menggunakan dua buah algoritma yaitu *Fuzzy C-Means* dan *K-Means*. Hasil *clustering* dari kedua algoritma selanjutnya akan disegmentasi menggunakan model *Fuzzy RFM (Recency, Frequency, Monetary)* untuk menghasilkan kelas pelanggan di setiap *cluster*.

4.2.1 Implementasi Clustering dengan Fuzzy C-Means

Dalam aplikasi MATLAB menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* untuk melakukan *clustering* data pelanggan, *user* harus melakukan pengambilan data di dalam basis data yang telah disiapkan untuk 9 area di lokasi UCS (*Unit Consumer Service*) Regional V Jawa Timur dengan nama sebagai berikut (sb_selatan, sb_utara, Sidoarjo, Malang, Kediri, Jember, Pasuruan, Madiun, Gresik). Berikut ini adalah urutan dari metode *Fuzzy C-Means* :

1. Melakukan proses *load data* ke dalam *workspace* Matlab, dan mendeklarasikan dalam *table workspace* speedy.

```
load [nama_area].dat;  
speedy = [nama_area];
```

2. Mendeklarasikan variabel global dan memasukkan jumlah *cluster*.

```
global A x alias cust center n H F Z T maks minim;  
n=[jumlah cluster];
```

3. Proses *clustering* dengan menggunakan fungsi *fcm*, parameter yang diperlukan sebagai masukan dari fungsi ini adalah jumlah *cluster* (n). Hasil dari fungsi *fcm* adalah koordinat pusat titik *cluster* yang akan digambar di komponen *axes*.

```
[center, U, obj_fcn] = fcm(speedy(:,2:4),n);  
maxU = max(U);  
for i=1:n  
    plot3(center(i,1),center(i,2),center(i,3),'ro','markersize',10,'LineWidth',2); hold on;  
end
```


4. Mencari anggota dari setiap *cluster* dan menggambar plot data anggota tiap *cluster* di komponen *axes*.

```
H=[];
maks = num2cell(max(speedy(:,2:4)))
minim = num2cell(min(speedy(:,2:4)))
s=['go';'b*';'rs';'md';'cx';'k+';'mh';'gh';'b+';'rx';'m0
';'r*';'bs';'gd'];
list_legend='';

for i=1:n
    index = find(U(i, :) == maxU);
    %mencari anggota cluster
    [b,k]=size(index);
    in=[];
        for j=1:k
            in=cat(1,in,i);
        end
    Ha=[num2cell(in),num2cell(speedy(index,1)),num2cell(speedy(index,2)),num2cell(speedy(index,3)),num2cell(speedy(index,4))];
    H=cat(1,H,Ha);
    %membuat daftar legend
        kata='Cluster ke-';
        list1=strcat(kata,num2str(i));
        list_legend=strvcat(list_legend,list1);
    %plot hasil clustering
        plot3(speedy(index,2),speedy(index,3),speedy(index,4),s(i,:));
        hold on;
    end
    grid on;
    axis square;
    %menampilkan legend sesuai dg jumlah cluster
    legend(list_legend,2);
    xlabel('Recency');
    ylabel('Frekuensi');
    zlabel('Monetary');
```

5. Menghitung jumlah anggota *cluster*.

```
%menghitung Jumlah cluster
```

```

T= cell2mat(H);
for i=1:n
    index = find(T(:, 1) == i);
    [b,k]=size(index);
    Z =(b/drow);
    Fa=[ i,b,Z];
    F=cat(1,F,Fa)
end

```

Data anggota dari tiap *cluster* akan ditampilkan dalam *table T* di *workspace* MATLAB dengan kesesuaian jumlah sesuai data lokasi area yang akan dilakukan proses *clustering*.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1	1.5265e+11	10	20	709500				
2	1	1.5265e+11	9	20	1100500				
3	1	1.5265e+11	10	18	825000				
4	1	1.5265e+11	16	20	709500				
5	1	1.5265e+11	16	20	825000				
6	1	1.5265e+11	53	20	1100500				
7	1	1.5265e+11	18	20	1100500				
8	1	1.5265e+11	10	11	709500				
9	1	1.5265e+11	26	18	1100500				
10	1	1.5265e+11	10	14	1094500				
11	1	1.5265e+11	37	20	712500				
12	1	1.5265e+11	38	20	770840				
13	1	1.5265e+11	38	21	744750				
14	1	1.5265e+11	27	11	712500				
15	1	1.5265e+11	10	20	1100500				
16	1	1.5265e+11	15	20	1100500				
17	1	1.5265e+11	13	20	709500				
18	1	1.5265e+11	27	11	712500				
19	1	1.5265e+11	9	17	709500				
20	1	1.5265e+11	37	7	712500				
21	1	1.5265e+11	10	11	1004500				

Gambar 4.5 Tampilan Anggota *Cluster* untuk Area Gresik

Hasil dari proses *clustering* selanjutnya akan disegmentasi untuk menentukan kelas-kelas pelanggan sesuai dengan kriteria penelitian. Proses segmentasi akan diuraikan di sub bab Implementasi Kelas Pelanggan.

4.2.2 Implementasi *Clustering* dengan Algoritma *K-Means*

Algoritma *clustering K-Means* merupakan metode pengelompokan nonhierarki yang mempartisi data ke dalam kelompok sehingga data yang berkarakteristik sama akan dimasukkan ke dalam satu kelompok yang sama dan data yang memiliki karakteristik berbeda akan dikelompokkan ke dalam kelompok lain. (Prasetyo, 2012). Dalam Matlab, seperti halnya untuk algoritma *clustering* dengan

menggunakan *Fuzzy C-Means*, pengambilan data dilakukan dengan menyiapkan basis data 9 area di lokasi UCS (*Unit Consumer Service*) Regional V Jawa Timur dengan nama sebagai berikut (sb_selatan, sb_utara, Sidoarjo, Malang, Kediri, Jember, Pasuruan, Madiun, Gresik). Jumlah *cluster* yang digunakan dalam melakukan proses *clustering* ditentukan melalui input jumlah *cluster* (n) yang diinginkan. Berikut ini adalah urutan dari metode *K-Means* :

1. Melakukan proses *load data* ke dalam *workspace* Matlab, dan mendeklarasikan dalam *table workspace* speedy.

```
load [nama_area].dat;
speedy = [nama_area];
```

2. Mendeklarasikan variabel global dan memasukkan jumlah *cluster*.

```
global A x alias cust center n H F Z T maks minim;
n=[jumlah cluster];
```

3. Proses *clustering* dengan menggunakan fungsi *kmeans*, parameter yang diperlukan sebagai masukan dari fungsi ini adalah jumlah *cluster* (n) dimana hasil dari fungsi *kmeans* adalah koordinat pusat titik *cluster* yang akan digambar di komponen *axes*.

```
[cidx2,center]=
kmeans((speedy(:,2:4)),n,'dist','sqeuclidean');
for i=1:n
    plot3(center(:,1),center(:,2),center(:,3),'ro','markerSize',10,'LineWidth',2); hold on;
end
```

4. Mencari anggota dari setiap *cluster* dan menggambar plot data anggota tiap *cluster* di komponen *axes*.

```
H=[];
maks = num2cell(max(speedy(:,2:4)))
minim = num2cell(min(speedy(:,2:4)))
s=['go';'b*';'rs';'md';'cx';'k+';'mh';'gh';'b+';'rx';'m0';'r*';'bs';'gd'];
list_legend='';
for i=1:n
    clust = find(cidx2==i);
    %mencari anggota cluster
    [b,k]=size(clust);
    in=[];
    for j=1:b
        in=cat(1,in,i);
```

```

end
Ha=[num2cell(in),num2cell(speedy(clust,1)),num2cell(
speedy(clust,2)),num2cell(speedy(clust,3)),num2c
ell(speedy(clust,4))];
H=cat(1,H,Ha);
%membuat daftar legend
kata='Cluster ke-';
list1=strcat(kata,num2str(i));
list_legend=strvcat(list_legend,list1);
%plot hasil clustering
plot3(speedy(index,2),speedy(index,3),speedy(index,4),s(
i,:)); hold on;
end
grid on;
axis square;
%menampilkan legend sesuai dg jumlah cluster
legend(list_legend,2);
xlabel('Recency');
ylabel('Frekuensi');
zlabel('Monetary');

```

5. Menghitung jumlah anggota *cluster*.

```

%menghitung Jumlah cluster
T= cell2mat(H);
for i=1:n
    index = find(T(:, 1) == i);
    [b,k]=size(index);
    Z =(b/drow);
    Fa=[i,b,Z];
    F=cat(1,F,Fa)
end

```

Hasil dari proses *clustering* selanjutnya akan disegmentasi untuk menentukan kelas-kelas pelanggan sesuai dengan kriteria penelitian. Proses segmentasi akan diuraikan di sub bab Implementasi Kelas Pelanggan.

4.2.3 Implementasi Kelas Pelanggan

Sesuai dengan tujuan penelitian melakukan klasifikasi *clustering* dengan menggunakan kriteria RFM (*recency, frequency, monetary*). Proses segmentasi kelas pelanggan dimulai dengan menentukan himpunan *fuzzy* untuk masing masing atribut

RFM, dimana masing masing anggota *fuzzy* menggunakan fungsi keanggotaan *trapezoidal*. Untuk variabel *recency* memiliki cuplikan program sebagai berikut :

```
% RECENCY
rmaks=maks(:,1);
rmaks1=cell2mat(rmaks)+50;
rv1=[0 0 3 4];
rv2=[3 4 6 7];
rv3=[6 7 9 10];
rv4=[9 10 12 13];
rv5=[12 13 15 16];
rv6=[15 16 18 19];
rv7=[18 19 21 22];
rv8=[21 22 24 25];
rv9=[24 25 rmaks mat2cell(rmaks1)];
RName = {'K9','K8','K7','K6','K5','K4','K3','K2','K1'};
RVal={mat2str(rv1),mat2str(rv2),mat2str(rv3),mat2str(rv4),mat2
str(rv5),mat2str(rv6),mat2str(rv7),mat2str(rv8),mat2str(cell2m
at(rv9))};
```

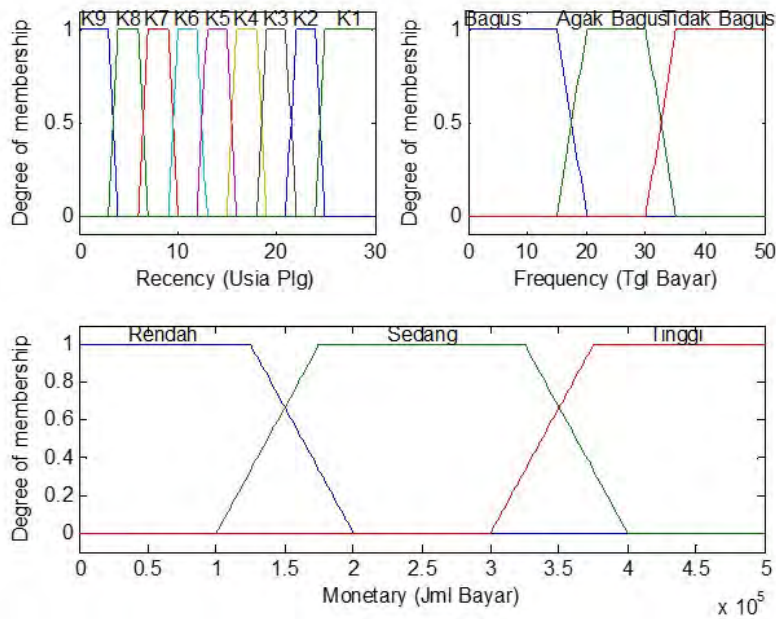
Untuk variabel *frequency* memiliki cuplikan program sebagai berikut :

```
% FREQUENCY
fmaks=maks(:,2)
fmaks1=cell2mat(fmaks)+50
fv1=[0 0 15 20];
fv2=[15 20 30 35];
fv3=[30 35 fmaks mat2cell(fmaks1)];
FName = {'Bagus','Agak Bagus','Tidak Bagus'};
FVal = {mat2str(fv1),mat2str(fv2),mat2str(cell2mat(fv3))}
```

Untuk variabel *monetary* memiliki cuplikan program sebagai berikut :

```
% MONETARY
mmaks=maks(:,3);
mmaks1=cell2mat(mmaks)+1000;
mv1=[0 0 125000 200000];
mv2=[100000 175000 325000 400000];
mv3=[300000 375000 mmaks mat2cell(mmaks1)];
MName = {'Rendah','Sedang','Tinggi'};
MVal = {mat2str(mv1),mat2str(mv2),mat2str(cell2mat(mv3))}
```

Grafik himpunan *fuzzy* untuk atribut *recency*, *frequency*, dan *monetary* selanjutnya ditampilkan dalam sebuah gambar sesuai dengan gambar 4.6 berikut



Gambar 4.6 Hasil Plot Himpunan *Fuzzy* dengan Fungsi Keanggotaan *Trapezoidal*

4.2.4 Evaluasi Validasi Clustering

Evaluasi terhadap hasil dari sebuah proses *clustering* dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Sum of Square Error* (SSE) dengan menggunakan persamaan sebagai berikut : (Hermawati, 2012)

$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x) \dots\dots\dots (4.1)$$

Dengan x adalah *datapoint* dalam *cluster* C_1 dan m_i adalah *centroid* dari *cluster*, *clustering* yang baik memiliki nilai SSE yang lebih kecil. Formulasi dalam Matlab adalah sebagai berikut :

```
global R;
for i=1:n
% Mencari Anggota Cluster
tabell=find(T(:,1)==i);
center1=num2cell([center(i,1),center(i,2),center(i,3)]);
[b,k]=size(tabell);
```

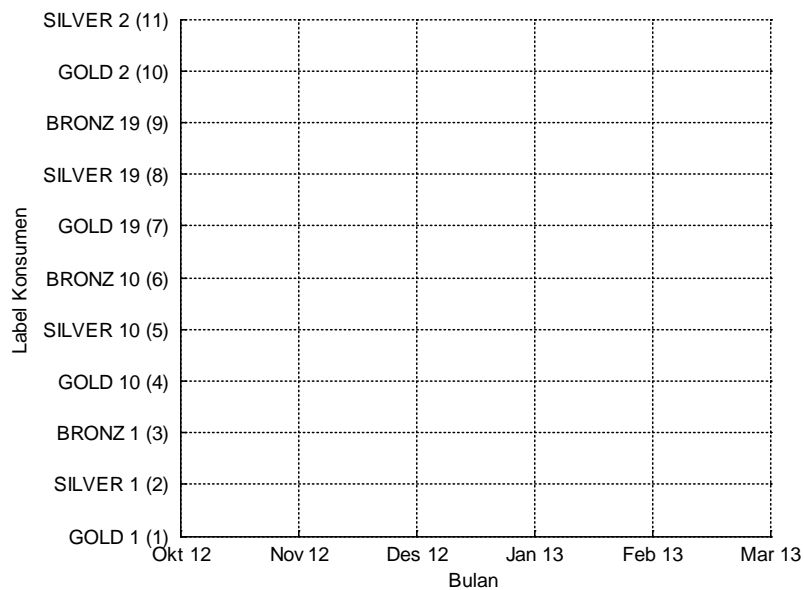
```

Rh=[num2cell(T(tabel1,1)),num2cell(T(tabel1,2)),num2cell
(T(tabel1,3)),num2cell(T(tabel1,4)),num2cell(T(tabel1,5)
)];
Rh1=cell2mat(Rh);
% Menghitung Jumlah Jarak
for j=1:b
Rh2=[num2cell(Rh1(j,3)),num2cell(Rh1(j,4)),num2cell(Rh1(
j,5))];
B=cell2mat(Rh2);
A=cell2mat(center1);
Ra=sum((B-A))^2;
R=cat(1,R,Ra);
end
SSE=sum(R)
end

```

4.2.5 Implementasi Perbandingan Kelas Pelanggan

Setelah dilakukan pembagian kelas pelanggan, hal selanjutnya yang dilakukan adalah melakukan perbandingan kelas pelanggan sesuai dengan kelas segmen yang akan dipilih. Perbandingan kelas pelanggan diperlukan untuk menentukan sejauh mana pelanggan layak untuk diberikan prioritas terhadap *gimmick-gimmick* pelanggan yang akan Telkom berikan.



Gambar 4.7 Tampilan Aplikasi Perbandingan Kelas Pelanggan.

Secara umum kelas pelanggan di penelitian dibagi dalam 81 tingkat kelas pelanggan dengan pembagian 27 kelas *Gold*, 27 kelas *Silver*, dan 27 kelas *Bronze*. Perbandingan kelas pelanggan selama 6 bulan disajikan untuk per pelanggan sehingga Telkom bisa mendapatkan gambaran tentang perilaku pelanggannya.

Pembuatan program dalam proses awalnya akan melakukan hubungan dengan *database Oracle* yang terpasang di *local server* yang selanjutnya data *query* yang diperoleh akan di plot dalam gambar yang proses selanjutnya yang dilakukan adalah pembentukan grafis perbandingan kelas pelanggan, berikut adalah cuplikan programnya :

```
conn = database('hanif','hanif','hanif');
p = [strcat('select * from speedy_t where nomer
=',num2str(x))];
curs = exec(conn,p);
curs = fetch(curs);
setdbprefs('DataReturnFormat','structure');
A=[curs.Data];

[b,k]=size(A.BULAN);
center=[];

for i=1:b
    H=[A.BULAN(i),A.NOMER(i),A.UMUR(i),A.TGL_BAYAR(i),A.BAYAR(i)];
    H=str2double(H);
    center=cat(1,center,H)
end
```

4.2.6 Bisnis Pengelolaan Pelanggan

Implementasi program *High Speed Same Price* (HSSP) sudah dilaksanakan mulai dari *batch* 1 sampai dengan *batch* 5 dengan beberapa syarat pelanggan sebagai berikut : (sumber : NDE Implementasi Program HSSP)

- Pelanggan Speedy Aktif KW4 dari segmen PL (Personal Line).
- Pelanggan Speedy Multi Speed (SMS).
- Pelanggan dengan minimal masa berlangganan ≥ 6 bln.
- Pelanggan Reg 1 (Sumatera), Reg 2-5 (Jawa), dan Reg 7 (khusus Area Bali).

Target implementasi program HSSP untuk implementasi awal program adalah 10% (16 ribu pelanggan) dari jumlah pelanggan loyal membayar dengan estimasi pengamanan revenue pelanggan untuk *Unit Consumer Service Regional Jawa Timur* sebesar 3,3 M per bulan.

4.3 Hasil Pengujian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi bayar dari bulan Oktober 2012 sampai dengan Maret 2013 (6 bulan pembayaran) dengan jumlah *record* total sebanyak 989.615 *record*. Penelitian dilakukan terhadap pelanggan yang aktif melakukan proses pembayaran selama 6 bulan periode penelitian yang kemudian diperoleh sejumlah 114.136 *record* pelanggan yang selalu membayar aktif perbulannya. Hasil *clustering* untuk algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM), dan *K-Means* selanjutnya diuji dengan menggunakan jumlah *cluster* yang berbeda-beda.

Dengan total *record* data sebanyak 114.136 *record*, pengujian *data mining* tidak dilakukan ke seluruh pelanggan di area Telkom Jawa Timur. Pemrosesan *data mining* untuk perbandingan algoritma *Fuzzy C-Means* dan *K-Means* dilakukan untuk area Gresik, yang merupakan area layanan Telkom dengan jumlah pelanggan paling sedikit di Jawa Timur.

Tabel 4.1 Mapping Area *Record Data Mining* untuk Pengujian

AREA	PLG
SB SELATAN	22.901
SB UTARA	17.633
MALANG	16.436
SIDOARJO	13.189
KEDIRI	12.366
JEMBER	9.053
PASURUAN	7.879
MADIUN	7.449
GRESIK	7.230
TOTAL	114.136

Data record pelanggan merupakan informasi pelanggan aktif bayar di Regional V Jawa Timur selama periode mulai dari Oktober 2012 sampai dengan Maret 2013.

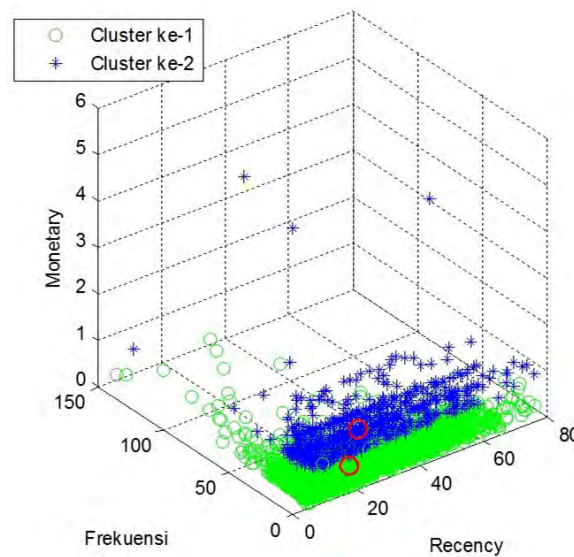
4.3.1 Algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) *Clustering*

Menurut Yan di Yohana, 2011. Proses *clustering* dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) diuji coba dengan berbagai jumlah *cluster*, proses *clustering* dilakukan dengan menetapkan nilai awal sebagai berikut:

1. Jumlah *cluster*
2. Pangkat
3. Maksimum iterasi = 100
4. *Error* terkecil yang diharapkan = 10^{-5}
5. Fungsi objektif awal = 0
6. Iterasi awal = 1

4.3.1.1 Pengujian FCM dengan Jumlah *Cluster* = 2

Hasil pengujian dengan 2 buah *cluster* menggunakan algoritma FCM ditunjukkan pada gambar 4.8. Proses *clustering* dihentikan pada iterasi ke-37 dengan nilai fungsi objektif = 131.615.989.019.279,230000



Gambar 4.8 Hasil *Clustering* FCM dengan 2 *cluster*

Tabel 4.2 menunjukkan koordinat dari titik pusat setiap *cluster* yang terbentuk dari proses *clustering* dan persentase jumlah anggota tiap *cluster*.

Tabel 4.2 Koordinat Titik Pusat *Cluster FCM* (n=2)

Kelas Cluster	Persentase Anggota	<i>Recency</i> (Bulan)	<i>Frequency</i> (Hari)	<i>Monetary</i> (Rupiah)
'K11'	87%	23,210	14,666	187.220,866
'K1'	13%	26,630	16,210	851.099,232

Tabel 4.3 menunjukkan kelas pelanggan yang telah ditentukan oleh masing masing *cluster* dan nilai derajat keanggotaan untuk kelas pelanggan tersebut.

Tabel 4.3 Kelas Pelanggan Setiap *Cluster FCM* (n=2)

Kelas	Fungsi Keanggotaan <i>Recency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Frequency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Monetary</i>	Fungsi Keanggotaan Kelas Pelanggan
'K11'	100%	100%	100%	100%
'K1'	100%	76%	100%	87%

Hasil segmentasi kelas pelanggan untuk 2 *cluster* berdasarkan nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* dari masing masing pusat *cluster*, berikut adalah profil dari masing-masing kelas pelanggan :

- K11 (SILVER 2)

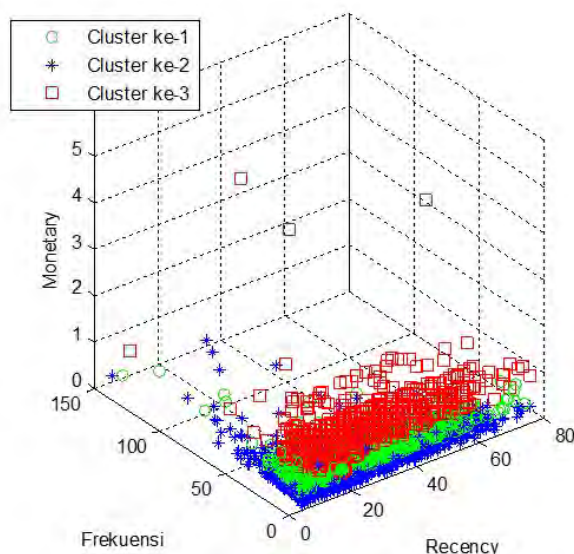
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan yang memiliki pola pembayaran bagus dengan jumlah terbayar di kelas sedang (Rp. 100.000 sd Rp. 400.000) dengan usia berlangganan antara 21 sampai 25 bulan.

- K1 (GOLD 1)

Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan istimewa, memiliki pola pembayaran bagus, dengan jumlah pembayaran paling tinggi (diatas Rp. 300.000) dengan usia berlangganan lebih dari 24 bulan.

4.3.1.2 Pengujian FCM dengan Jumlah *Cluster* = 3

Hasil pengujian dengan 3 buah *cluster* menggunakan algoritma FCM ditunjukkan pada gambar 5.2. Proses *clustering* dihentikan pada iterasi ke-67 dengan nilai fungsi objektif = 84.445.730.925.306,375000



Gambar 4.9 Hasil *Clustering* FCM dengan 3 *Cluster*

Tabel 4.4 menunjukkan koordinat dari titik pusat setiap *cluster* yang terbentuk dari proses *clustering* dan persentase jumlah anggota tiap *cluster*.

Tabel 4.4 Koordinat Titik Pusat *Cluster* FCM (n=3)

Kelas Cluster	Persentase Anggota	<i>Recency</i> (Bulan)	<i>Frequency</i> (Hari)	<i>Monetary</i> (Rupiah)
'K2'	14%	27,200	15,529	342.664,336
'K11'	73%	22,268	14,464	156.967,801
'K1'	13%	26,832	16,303	866.272,532

Tabel 4.5 menunjukkan kelas pelanggan yang telah ditentukan oleh masing masing *cluster* dan nilai derajat keanggotaan untuk kelas pelanggan tersebut.

Tabel 4.5 Kelas Pelanggan Setiap *Cluster* FCM (n=3)

Kelas	Fungsi Keanggotaan <i>Recency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Frequency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Monetary</i>	Fungsi Keanggotaan Kelas Pelanggan
'K2'	100%	89%	76%	83%
'K11'	100%	100%	76%	87%
'K1'	100%	74%	100%	86%

Hasil segmentasi kelas pelanggan untuk 3 *cluster* berdasarkan nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* dari masing masing pusat *cluster*, berikut adalah profil dari masing-masing kelas pelanggan :

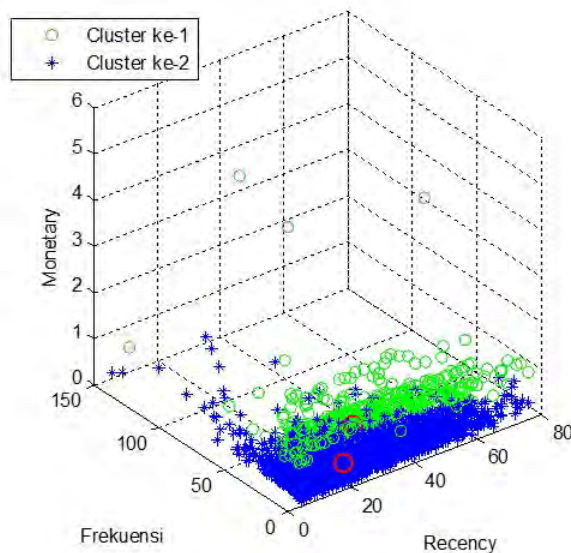
- K2 (SILVER 1)
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan yang memiliki pola pembayaran bagus dengan jumlah terbayar di kelas sedang (Rp. 100.000 sd Rp. 400.000) dengan usia berlangganan lebih dari 24 bulan.
- K11 (SILVER 2)
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan yang memiliki pola pembayaran bagus dengan jumlah terbayar di kelas sedang (Rp. 100.000 sd Rp. 400.000) dengan usia berlangganan antara 21 sampai 25 bulan.

- K1 (GOLD 1)
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan istimewa, memiliki pola pembayaran bagus, dengan jumlah pembayaran paling tinggi (diatas Rp. 300.000) dengan usia berlangganan lebih dari 24 bulan.

4.3.2 Algoritma *K-Means Clustering*

4.3.2.1 Pengujian *K-Means* dengan Jumlah *Cluster* = 2

Pengujian *K-Means* dilakukan terhadap area Gresik, dengan jumlah masukan *cluster* (n) = 2, diperoleh hasil sebagai berikut.



Gambar 4.10 Hasil *Clustering K-Means* dengan 2 *Cluster*

Tabel 4.6 menunjukkan koordinat dari titik pusat setiap *cluster* yang terbentuk dari proses *clustering* dan persentase jumlah anggota tiap *cluster*.

Tabel 4.6 Koordinat Titik Pusat *Cluster K-Means* ($n=2$)

Kelas Cluster	Persentase Anggota	<i>Recency</i> (Bulan)	<i>Frequency</i> (Hari)	<i>Monetary</i> (Rupiah)
'K1'	13%	26,783	16,190	887.209,319
'K11'	87%	23,211	14,698	190.996,354

Tabel 4.7 menunjukkan kelas pelanggan yang telah ditentukan oleh masing masing *cluster* dan nilai derajat keanggotaan untuk kelas pelanggan tersebut.

Tabel 4.7 Kelas Pelanggan Setiap *Cluster K-Means* (n=2)

Kelas	Fungsi Keanggotaan <i>Recency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Frequency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Monetary</i>	Fungsi Keanggotaan Kelas Pelanggan
'K1'	100%	76%	100%	87%
'K11'	100%	100%	100%	100%

Hasil segmentasi kelas pelanggan untuk 2 *cluster* berdasarkan nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* dari masing masing pusat *cluster*, berikut adalah profil dari masing-masing kelas pelanggan :

- K1 (GOLD 1)

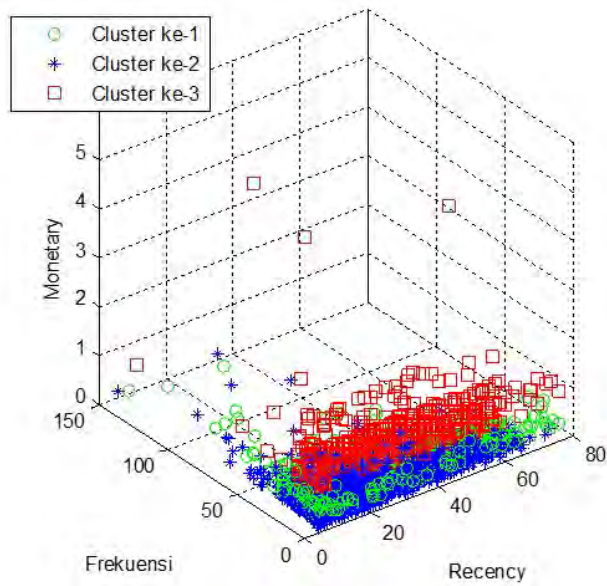
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan istimewa, memiliki pola pembayaran bagus, dengan jumlah pembayaran paling tinggi (diatas Rp. 300.000) dengan usia berlangganan lebih dari 24 bulan.

- K11 (SILVER 2)

Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan yang memiliki pola pembayaran bagus dengan jumlah terbayar di kelas sedang (Rp. 100.000 sd Rp. 400.000) dengan usia berlangganan antara 21 sampai 25 bulan.

4.3.2.2 Pengujian *K-Means* dengan Jumlah *Cluster* = 3

Pengujian *K-Means* dilakukan terhadap area Gresik, dengan jumlah masukan *cluster* (n) = 3, diperoleh hasil sebagai berikut.



Gambar 4.11 Hasil *Clustering K-Means* dengan 3 *Cluster*

Tabel 4.8 menunjukkan koordinat dari titik pusat setiap *cluster* yang terbentuk dari proses *clustering* dan persentase jumlah anggota tiap *cluster*.

Tabel 4.8 Koordinat Titik Pusat *Cluster K-Means* (n=3)

Kelas Cluster	Persentase Anggota	<i>Recency</i> (Bulan)	<i>Frequency</i> (Hari)	<i>Monetary</i> (Rupiah)
'K2'	43%	25,410	14,996	258.764,142
'K21'	44%	21,107	14,414	126.304,271
'K1'	13%	26,783	16,186	887.905,582

Tabel 4.9 menunjukkan kelas pelanggan yang telah ditentukan oleh masing masing *cluster* dan nilai derajat keanggotaan untuk kelas pelanggan tersebut.

Tabel 4.9 Kelas Pelanggan Setiap *Cluster K-Means* (n=3)

Kelas	Fungsi Keanggotaan <i>Recency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Frequency</i>	Fungsi Keanggotaan <i>Monetary</i>	Fungsi Keanggotaan Kelas Pelanggan
'K2'	100%	100%	100%	100%
'K21'	89%	100%	98%	94%
'K1'	100%	76%	100%	87%

Hasil segmentasi kelas pelanggan untuk 3 *cluster* berdasarkan nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* dari masing masing pusat *cluster*, berikut adalah profil dari masing-masing kelas pelanggan :

- K2 (SILVER 1)
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan yang memiliki pola pembayaran bagus dengan jumlah terbayar di kelas sedang (Rp. 100.000 sd Rp. 400.000) dengan usia berlangganan lebih dari 24 bulan.
- K21 (BRONZ 3)
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan yang memiliki pola pembayaran bagus dengan jumlah terbayar di kelas rendah (Rp. 0 sd Rp. 200.000) dengan usia berlangganan lebih dari 18 bulan.
- K1 (GOLD 1)
Pelanggan dalam kelas ini tergolong sebagai pelanggan istimewa, memiliki pola pembayaran bagus, dengan jumlah pembayaran paling tinggi (diatas Rp. 300.000) dengan usia berlangganan lebih dari 24 bulan.

4.4 Analisis Cluster dan Implementasi Kelas Pelanggan

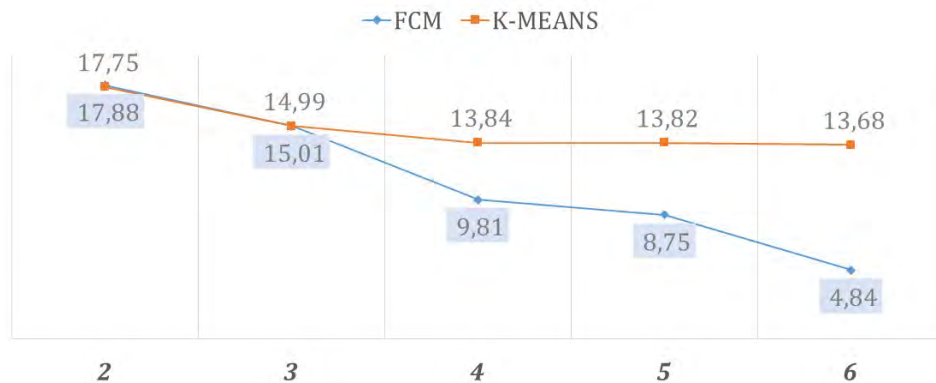
Dari penelitian yang menggunakan data pelanggan aktif yang selalu melakukan transaksi bayar selama 6 bulan mulai Oktober 2012 sampai dengan Maret 2013, untuk menentukan jumlah *cluster* yang memiliki nilai terbaik digunakan indeks pengukuran validitas menggunakan *Sum of Square Error* (SSE) area Gresik.

Tabel 4.10 Perhitungan SSE untuk *Algoritma FCM & K-Means* (10¹²)

ALGORITMA	JUMLAH CLUSTER				
	2	3	4	5	6
FCM	17,88	15,01	9,81	8,75	4,84
K-MEANS	17,75	14,99	13,84	13,82	13,68

Nilai indeks SSE untuk masing-masing jumlah *cluster* bervariasi sesuai dengan jumlah *cluster* yang digunakan dalam penelitian, ketika jumlah *cluster* kecil dan berada di n=2 dan n=3, algoritma *K-Means* memiliki kinerja yang lebih baik

dengan ditunjukkan melalui jumlah SSE yang lebih kecil bila dibandingkan dengan algoritma FCM, ketika *cluster* yang digunakan untuk penelitian berjumlah lebih dari 3 *cluster*, algoritma FCM memiliki kinerja yang lebih baik dengan ditunjukkan memiliki jumlah nilai SSE yang lebih kecil bila dibandingkan algoritma *K-Means*.



Gambar 4.12 Grafik Perbandingan SSE antara FCM dan *K-Means*

Untuk *clustering* dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* dan *K-Means* dengan jumlah *cluster* kecil ($n=2$) pada dasarnya memiliki kelas pelanggan dengan *centroid* atau *center* yang sama, dengan jumlah pelanggan per kelas yang agak berbeda.

Tabel 4.11 Perbandingan FCM dan K-Means untuk $n=2$

AREA $n = 2$	FCM			K-MEANS		
	KELAS	TYPE	PLG	KELAS	TYPE	PLG
SB SELATAN	K1	GOLD 1	2.253	K1	GOLD 1	2.222
	K2	SILVER 1	20.648	K2	SILVER 1	20.679
SB UTARA	K1	GOLD 1	2.012	K1	GOLD 1	1.988
	K2	SILVER 1	15.621	K2	SILVER 1	15.645
MALANG	K1	GOLD 1	1.203	K1	GOLD 1	1.171
	K2	SILVER 1	15.233	K2	SILVER 1	15.265
SIDOARJO	K1	GOLD 1	1.453	K1	GOLD 1	1.410
	K2	SILVER 1	11.736	K2	SILVER 1	11.779
KEDIRI	K1	GOLD 1	1.518	K1	GOLD 1	1.503
	K11	SILVER 2	10.848	K11	SILVER 2	10.863
JEMBER	K1	GOLD 1	692	K1	GOLD 1	691
	K2	SILVER 1	8.361	K2	SILVER 1	8.362
PASURUAN	K1	GOLD 1	648	K1	GOLD 1	640
	K11	SILVER 2	7.231	K11	SILVER 2	7.239
MADIUN	K1	GOLD 1	817	K1	GOLD 1	737
	K11	SILVER 2	6.632	K11	SILVER 2	6.712
GRESIK	K1	GOLD 1	937	K1	GOLD 1	935
	K11	SILVER 2	6.293	K11	SILVER 2	6.295

Tabel 4.12 Perbandingan FCM dan K-Means untuk n=3

AREA n = 3	FCM			K-MEANS		
	KELAS	TYPE	PLG	KELAS	TYPE	PLG
SB SELATAN	K1	GOLD 1	2.210	K1	GOLD 1	2.657
	K2	SILVER 1	7.106	K1	GOLD 1	538
	K2	SILVER 1	13.585	K2	SILVER 1	19.706
SB UTARA	K1	GOLD 1	1.972	K1	GOLD 1	540
	K2	SILVER 1	5.217	K1	GOLD 1	6.125
	K2	SILVER 1	10.444	K2	SILVER 1	10.968
MALANG	K1	GOLD 1	1.153	K1	GOLD 1	2.069
	K2	SILVER 1	2.070	K1	GOLD 1	1.147
	K11	SILVER 2	13.213	K11	SILVER 2	13.220
SIDOARJO	K1	GOLD 1	369	K1	GOLD 1	1.392
	K1	GOLD 1	1.597	K12	BRONZ 2	4.844
	K2	SILVER 1	11.223	K2	SILVER 1	6.953
KEDIRI	K1	GOLD 1	1.295	K1	GOLD 1	1.495
	K1	GOLD 1	1.474	K2	SILVER 1	5.013
	K11	SILVER 2	9.597	K21	BRONZ 3	5.858
JEMBER	K1	GOLD 1	689	K1	GOLD 1	688
	K12	BRONZ 2	4.950	K12	BRONZ 2	4.952
	K2	SILVER 1	3.414	K2	SILVER 1	3.413
PASURUAN	K1	GOLD 1	621	K1	GOLD 1	628
	K1	GOLD 1	671	K2	SILVER 1	2.652
	K11	SILVER 2	6.587	K21	BRONZ 3	4.599
MADIUN	K1	GOLD 1	731	K1	GOLD 1	725
	K11	SILVER 2	2.567	K11	SILVER 2	2.543
	K21	BRONZ 3	4.151	K21	BRONZ 3	4.181
GRESIK	K1	GOLD 1	931	K1	GOLD 1	933
	K11	SILVER 2	5.313	K2	SILVER 1	3.081
	K2	SILVER 1	986	K21	BRONZ 3	3.216

Untuk penelitian perbandingan kelas pelanggan dengan *cluster* (n=4) terdapat perbedaan *centroid* atau *center* kelas pelanggan dan terdapat perbedaan jumlah pelanggan sesuai yang ditunjukkan tabel 4.13 berikut :

Tabel 4.13 Perbandingan FCM dan K-Means untuk n=4

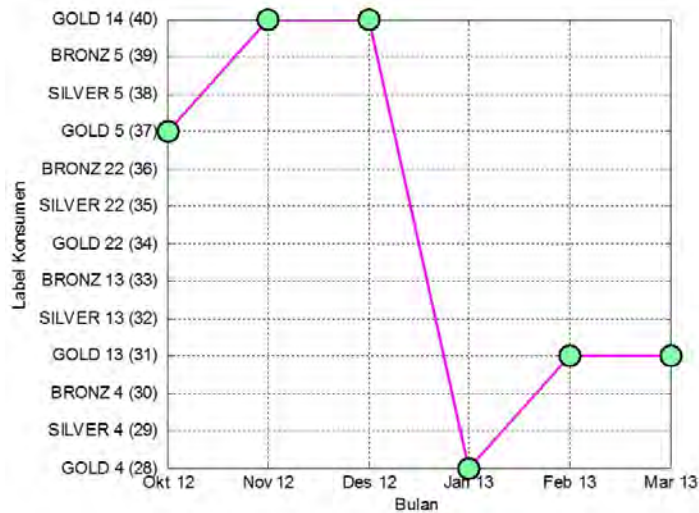
AREA n = 4	FCM			K-MEANS		
	KELAS	TYPE	PLG	KELAS	TYPE	PLG
SB SELATAN	K1	GOLD 1	2.187	K1	GOLD 1	2.171
	K19	GOLD 3	1.123	K19	GOLD 3	1.165
	K2	SILVER 1	6.070	K2	SILVER 1	13.512
	K2	SILVER 1	13.521	K2	SILVER 1	6.053
SB UTARA	K1	GOLD 1	1.955	K1	GOLD 1	1.964
	K10	GOLD 2	868	K12	BRONZ 2	4.157
	K2	SILVER 1	10.405	K2	SILVER 1	6.619
	K2	SILVER 1	4.405	K2	SILVER 1	4.893
MALANG	K1	GOLD 1	1.153	K1	GOLD 1	1.158
	K1	GOLD 1	1.964	K2	SILVER 1	8.234
	K2	SILVER 1	6.466	K3	BRONZ 1	892
	K21	BRONZ 3	6.853	K30	BRONZ 4	6.152
SIDOARJO	K1	GOLD 1	2.105	K1	GOLD 1	1.392
	K1	GOLD 1	1.383	K12	BRONZ 2	1.618
	K12	BRONZ 2	4.670	K12	BRONZ 2	3.263
	K2	SILVER 1	5.031	K2	SILVER 1	6.916
KEDIRI	K1	GOLD 1	452	K1	GOLD 1	1.495
	K1	GOLD 1	1.126	K2	SILVER 1	4.977
	K2	SILVER 1	4.963	K21	BRONZ 3	1.610
	K21	BRONZ 3	5.825	K21	BRONZ 3	4.284
JEMBER	K1	GOLD 1	213	K1	GOLD 1	688
	K1	GOLD 1	500	K2	SILVER 1	3.397
	K12	BRONZ 2	4.944	K21	BRONZ 3	3.783
	K2	SILVER 1	3.396	K3	BRONZ 1	1.185
PASURUAN	K1	GOLD 1	185	K1	GOLD 1	628
	K1	GOLD 1	522	K12	BRONZ 2	968
	K2	SILVER 1	2.625	K2	SILVER 1	2.643
	K21	BRONZ 3	4.547	K21	BRONZ 3	3.640
MADIUN	K1	GOLD 1	688	K1	GOLD 1	911
	K10	GOLD 2	430	K1	GOLD 1	173
	K11	SILVER 2	2.372	K11	SILVER 2	2.370
	K21	BRONZ 3	3.959	K21	BRONZ 3	3.995
GRESIK	K1	GOLD 1	293	K1	GOLD 1	933
	K1	GOLD 1	668	K14	SILVER 11	719
	K2	SILVER 1	3.058	K2	SILVER 1	3.040
	K21	BRONZ 3	3.211	K21	BRONZ 3	2.538

Sesuai dengan hasil *clustering* yang diperoleh dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* dan *K-Means*, ketika Telkom akan melakukan program marketing yang berupa *customer reward*, pemilihan pelanggan dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* karena memiliki nilai *sum of square error* (SSE) yang lebih bagus bila dibandingkan dengan algoritma *K-Means*.

4.5 Implementasi Trend Kelas Pelanggan Perbulan

Data yang digunakan dalam penelitian proses *mining* adalah data transaksi pelanggan yang aktif berbayar selama periode 6 bulan, mulai dari Oktober 2012 sampai dengan Maret 2013. Proses segmentasi pelanggan dilakukan menggunakan model *Fuzzy RFM* dengan algoritma *Fuzzy C-Means* yang akan menghasilkan kelas

pelanggan yang berbeda untuk tiap bulan pembayarannya. Perbedaan kelas pelanggan ini yang nanti akan dijadikan masukan ke *management* dalam melakukan program *reward* ke pelanggan.



Gambar 4.13 Contoh Trend Kelas Pelanggan (152320108844).

4.5 Implementasi Bisnis

Jumlah pelanggan yang diperoleh dari segmentasi kelas pelanggan kemudian diimplementasikan dalam evaluasi bisnis dan dilakukan perhitungan estimasi revenue yang akan dipertahankan dengan fokus ke pelanggan dengan segmen awal GOLD 1.

Tabel 4.14 Evaluasi dan Implementasi Bisnis Pelanggan Gold

JML N	ALGORITMA	PLG	EST REV	SSE
N = 2	FCM	11.533	2.307	17,9
	K-MEANS	11.297	2.259	17,8
N = 3	FCM	13.713	2.743	15,0
	K-MEANS	18.937	3.787	15,0
N = 4	FCM	15.394	3.079	9,8
	K-MEANS	11.513	2.303	13,8

Sesuai dengan jumlah SSE terkecil dan implementasi HSSP ke target 10% jumlah pelanggan Speedy, segmentasi pelanggan dengan jumlah $n = 4$ yang menghasilkan jumlah pelanggan GOLD 1 sebanyak 15.394 dengan estimasi revenue 3,079 M

BAB 5

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

5.1 Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Pelanggan Telkom memiliki range kebiasaan bayar mulai dari hari ke-1 sampai dengan hari ke-50 untuk pembayaran bulan berjalan, dengan dominasi usia pelanggan dibawah 60 bulan (5 Tahun).
2. Klasifikasi terhadap potensi pelanggan dapat dilakukan dengan menggunakan metode kelas pelanggan, mulai dari pelanggan segmen Gold, kemudian ke pelanggan Silver, dan selanjutnya ke pelanggan Bronze.
3. Pelanggan segmen GOLD, yang merupakan pelanggan dengan kombinasi tanggal bayar, jumlah dibayar, dan usia pelanggan terbaik tidak mendominasi seluruh pelanggan yang ada di area Telkom Jawa Timur.
4. Pelanggan GOLD yang merupakan pelanggan Speedy loyal memiliki jumlah pelanggan yang tidak dominan tetapi ada di setiap area Telkom Jawa Timur.
5. Penelitian ini menghasilkan informasi jumlah kelas pelanggan yang akan berguna untuk Telkom dalam melakukan segmentasi program terkait dengan *customer loyalty program* di seluruh wilayah *Unit Consumer Service Regional V Jawa Timur*.

5.2 Saran

Pengembangan penelitian aplikasi *data mining* dengan metode *fuzzy RFM* (*Recency, Frequency, Monetary*) bisa dikembangkan dengan menggunakan tambahan unsur lain, seperti informasi dari harga kompetitor yang memiliki layanan yang sama, *lifetime* sebuah produk teknologi juga bisa digunakan sebagai masukan dalam aplikasi *data mining* untuk mengetahui trend pelanggan di masa mendatang.

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Pelanggan Telkom memiliki range kebiasaan bayar mulai dari hari ke-1 sampai dengan hari ke-50 untuk pembayaran bulan berjalan, dengan dominasi usia pelanggan dibawah 60 bulan (5 Tahun).
2. Klasifikasi terhadap potensi pelanggan dapat dilakukan dengan menggunakan metode kelas pelanggan, mulai dari pelanggan segmen Gold, kemudian ke pelanggan Silver, dan selanjutnya ke pelanggan Bronze.
3. Pelanggan segmen GOLD, yang merupakan pelanggan dengan kombinasi tanggal bayar, jumlah dibayar, dan usia pelanggan terbaik tidak mendominasi seluruh pelanggan yang ada di area Telkom Jawa Timur.
4. Pelanggan GOLD yang merupakan pelanggan Speedy loyal memiliki jumlah pelanggan yang tidak dominan tetapi ada di setiap area Telkom Jawa Timur.
5. Penelitian ini menghasilkan informasi jumlah kelas pelanggan yang akan berguna untuk Telkom dalam melakukan segmentasi program terkait dengan *customer loyalty program* di seluruh wilayah *Unit Consumer Service Regional V Jawa Timur*.

DAFTAR PUSTAKA

- Arrahman, Triyoda, (2012), *Customer Relationship Management untuk Penetapan Strategi Penjualan Menggunakan Teknik Association Rules Mining*, IPB, Bogor.
- Buchari Alma, (2000), *Manajemen Pemasaran Dan Pemasaran Jasa*, Alfabet, Bandung.
- Chapman et al (2000), *CRISP DM 1.0 - Step by Step Data Mining Guide*, SPSS Inc.
- Cheng, Ching Hsue dan Chen, You Shyang, (2009), *Classifying the Segmentation of Customer Value via RFM Model and RS Theory*, Journal Expert Systems with Applications 36 (2009) 4176-4184.
- Dick, Alan S. & Basu Kunai, 1999, *Customer Loyalty : Toward and Integrated Conceptual Framework*, Journal of Academy of Marketing Science
- Fathi, Mehdi, Kianfar, Kamran et all, (2009), *Customers Fuzzy Clustering and Catalog Segmentation In Customer Relationship Management*, 978-1-4244-4870-8/09 ©2009 IEEE Journal.
- Folasade, Isinkaye O. (2011), *Computational Intelligence in Data Mining and Prospects in Telecommunication Industry*, Scholarlink Research Institute Journals, 2011 (ISSN: 2141-7016)
- Ginting, Eka (2010), *Perilaku Konsumen*, Universitas Sumatera Utara, 2010
- Hammouda, Khaled dan Karray, Fakhreddine, Prof.,(2000), *A Comparative Study of Data Clustering*, Department of Systems Design Engineering, University of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada N2L 3G1.
- Hermawati, Fajar Astuti, (2013), *Data Mining*, Andi, Yogyakarta.
- Hurriyati, Ratih (2005), *Bauran Pemasaran dan Loyalitas Konsumen*, CV Alfabeta, Bandung

- Indrajit, Richardus Eko (2002), *Metode RFM untuk Menentukan Best Customer*, Narotama, Surabaya.
- Irwanto, et al (2012), *Optimasi Kinerja Algoritma Klasterisasi K-Means untuk Kuantisasi Warna Citra*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) ISSN: 2301-9271
- Jansen, S.M.H, (2007), *Customer Segmentation and Customer Profiling for a Mobile Telecommunications Company Based on Usage Behavior : A Vodafone Case Study*, Study Operations Research at the University of Maastricht (UM).
- Jiawei and Micheline (2006), *Data Mining - Concept and Techniques*, Morgan Kaufmann, San Fransisco
- Keegan, Warren J, (2009), *Manajemen Pemasaran Global*, PT Indeks, Jakarta.
- Khajvand, Mahboubeh dan Tarokh, Mohammad Jafar, (2011), *Analyzing Customer Segmentation Based on Customer Value Components (Case Study: A Private Bank) (Technical note)*, Journal of Industrial Engineering, University of Tehran, Special Issue, 2011, PP. 79-93.
- Kotler dan Armstrong (1998), *Dasar - Dasar Pemasaran : Principles of Marketing 7e*, Simon & Schuster (Asia) Pte. Ltd.
- Kominfo, (2009), *Operator Penyelenggara Telepon di Indonesia tahun 2009, Data dan Statistik Kementerian Komunikasi dan Informatika RI*, <http://statistik.kominfo.go.id>, diakses pada 14 Oktober 2013.
- Kumar, Sameer (2004), *Mobile communications: global trends in the 21st century*, University of St. Thomas, Mail # TMH 343, Minneapolis, MN 55403-2005, USA
- Lovelock, Christopher H dan Wright, Lauren K, (2005), *Manajemen Pemasaran Jasa*, PT Indeks, Jakarta.
- Musanto, Trisno (2004), *Faktor-Faktor Kepuasan Pelanggan dan Loyalitas Pelanggan: Studi Kasus Pada CV. Sarana Media Advertising Surabaya*, Jurusan Ekonomi Manajemen, Fakultas Ekonomi-Universitas Kristen Petra

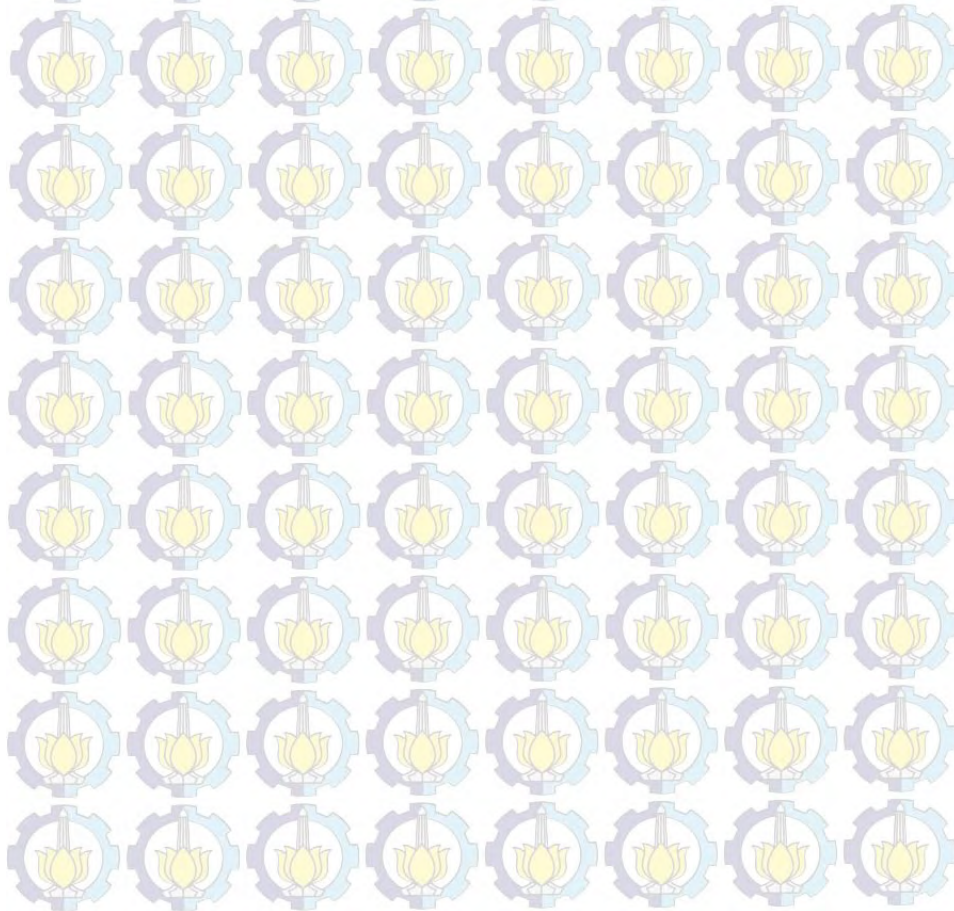
- Nirwana, (2012), *Pemasaran Jasa*, Alta Pustaka, Malang.
- Olson, Peter (1993), *Consumer Behavior and Marketing Strategy*, Third Edition, Richard D. Irwin Inc, Boston,
- Prasetyo, Eko, (2012), *Data Mining : Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*, Andi, Yogyakarta.
- Santosa, Budi (2007), *Data Mining Terapan dengan Matlab*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Schiffman, Leon dan Kanuk, Leslie Lazar, (2008), *Perilaku Konsumen*, PT Indeks, Jakarta.
- Setiadi, Nugroho (2003), *Perilaku Konsumen*, Kencana Media Group, Jakarta
- Shin dan Sohn, (2004), *Segmentation of Stock Trading Customers According to Potential Value*, Journal Expert Systems with Applications 27 (2004) 27-33.
- Sulianta dan Juju (2010), *Data Mining - Meramalkan Bisnis Perusahaan*, Elex Media Komputindo, Jakarta
- Sumarwan, Ujang, (2012), *Riset Pemasaran dan Konsumen*, IPB Press, Bogor.
- Swasta (1996), *Azas-Azas Marketing*, Edisi Ketiga, Liberty, Yogyakarta
- Telkom, *Laporan Customer Loyalty and Satisfaction Telkom 2012*
- Telkom, *Laporan Keuangan Telkom* - faabula.telkom.co.id
- Telkom, Portal Telkom - www.telkom.co.id/tentang-telkom
- Weitschek, Emanuel and Felici, Giovanni (2011), *Mining Logic Models in the Presence of Noisy Data*, Istituto di Analisi dei Sistemi ed Informatica, Roma, Italy 00185
- Widodo, Prabowo Pudjo, Handayanto, Rahmadya Trias, dan Herlawati, (2013), *Penerapan Data Mining dengan Matlab*, Rekayasa Sains, Bandung.

Yohana, Nugraheni (2011), *Data Mining dengan Metode Fuzzy untuk Customer Relationship Management (CRM) pada Perusahaan Retail*, Penelitian Universitas Udayana, Bali.

Zakaria et al (2005), *Using A Priori Algorithm For Supporting E-Commerce System*, ICOQSIA 2005, 6 – 8 December, Penang, Malaysia.



Penulis dilahirkan di Semarang, 21 Agustus 1984, merupakan anak ketiga dari 5 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu TK di Kuwasen Semarang, SDN Pongangan 1 Gunungpati Semarang, SMPN 22 Semarang, dan SMAN 12 Semarang. Setelah lulus dari SMAN pada tahun 2001, Penulis menempuh pendidikan sarjana di Jurusan Teknik Elektro Universitas Diponegoro Semarang mulai Tahun 2001 sampai dengan 2006, yang selanjutnya melanjutkan pendidikan Master pada tahun 2008 pada bidang keahlian Manajemen Industri di MMT ITS. Pada saat menempuh jenjang pendidikan penulis aktif dalam beberapa kegiatan di Sekolah mulai dari Pengurus OSIS sampai Aktifis LAB Elektronika Telekomunikasi ketika kuliah. Pengalaman kerja yang dimiliki Penulis mulai dari Tahun 2006 sebagai Teknisi dan Operator Gateway satelit di PT. PSN (Pasific Satelit Nusantara) yang bertempat di Bekasi, Jawa Barat dimana pada Tahun 2007 pindah ke PT. Telkom dengan masa penugasan pertama kali di kota Surabaya.



LAMPIRAN

LAMPIRAN 1

Latar belakang bisnis di PT. Telekomunikasi Indonesia

LAMPIRAN 2

Lampiran Hasil *Clustering* untuk Gresik

LAMPIRAN 3

Lampiran Senarai Program MATLAB

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1

Latar belakang bisnis di PT. Telekomunikasi Indonesia

LAMPIRAN 2

Lampiran Hasil *Clustering* untuk Gresik

LAMPIRAN 3

Lampiran Senarai Program MATLAB

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

MUC Consulting Group

Laporan Akhir
Customer Satisfaction And Loyalty Survey (CSLS) PT Telkom

Telkom Indonesia

Pendahuluan

Mengapa CSLS Penting?

A. Kelangsungan hidup perusahaan tergantung dari revenue yang diperoleh dari pelanggan

Tindak lanjut CSLS adalah selain memuaskan pelanggan juga menggiring **pelanggan menjadi loyal**

The World in Your Hand

MUC Consulting Group

Laporan Akhir
Customer Satisfaction And Loyalty Survey (CSLS) PT Telkom


Telkom Indonesia

CLI Produk Speedy Nasional

Level	Region/City	CLI Score (%)
Nasional	Nasional	66,89%
Regional	Regional 1	60,86%
Regional	Regional 2	60,36%
Regional	Regional 3	70,21%
Regional	Regional 4	67,45%
Regional	Regional 5	78,65%
Regional	Regional 6	66,37%
Regional	Regional 7	64,34%
City	Medan	56,94%
City	Batam	63,44%
City	Pelembang	62,19%
City	Jakarta	59,27%
City	Bogor	61,46%
City	Bandung	70,21%
City	Semarang	70,73%
City	Solo	64,17%
City	Surabaya	92,40%
City	Malang	64,90%
City	Balikpapan	69,58%
City	Banjarmasin	70,10%
City	Pontianak	59,43%
City	Makassar	69,69%
City	Denpasar	64,58%
City	Mataram	58,75%

The World in Your Hand

Survey Kendala – Kendala Telkom



Temuan Survey

Telkom Unit Consumer Service Regional V Jawa Timur

Kendala-kendala yang dihadapi Kantor Cabang dalam pengelolaan kegiatan usaha dan pengembangan SDM

1. Time to market suatu produk perlu lebih dipercepat implemetasinya sehingga akan sesuai kebutuhan pasar
2. Kualifikasi tenaga sales force dan front liner masih perlu ditingkatkan
3. Ketersediaan alat produksi masih ada yang kurang sesuai dengan permintaan pasar
4. Harga produk Telkom relatif lebih mahal dibandingkan kompetitor, khususnya di beberapa kota yang ada kompetitornya

Faktor-Faktor Penyebab


A. Intern

1. Bisnis proses peluncuran produk baru relatif lambat
2. Promosi produk, baik yang baru maupun lama frekuensinya rendah
3. Penyegaran penugasan front liner belum dilakukan secara berkala
4. Kompetensi front liner dan sales force belum sesuai harapan pasar
5. Perencanaan alat produksi (akses) belum terintegrasi dengan micro demand.

B. Ekstern

1. Kompetisi yang semakin ketat (harga dan kualitas kompetitor sangat bersaing)
2. Broadband wireless vs fixed broadband (Speedy),
3. Perubahan life style pelanggan yang mobile
4. Lisensi Flexi masih merupakan Fixed Wireless Access sehingga penggunaannya tidak fleksibel seperti halnya seluler

Dasar Program HSSP



Program HSSP5

Migrasi Paket Eksisting Speedy ke New Speedy

DASAR NDE VP Consumer Planning And Customer Management (9 Juli 2013)
C.Tel. 138/UM 000/COP-G0400000/2013
Kebijakan Program HSSP Tahap 5

2.c. Adapun mekanisme HSSP dibedakan menjadi 2 cara:

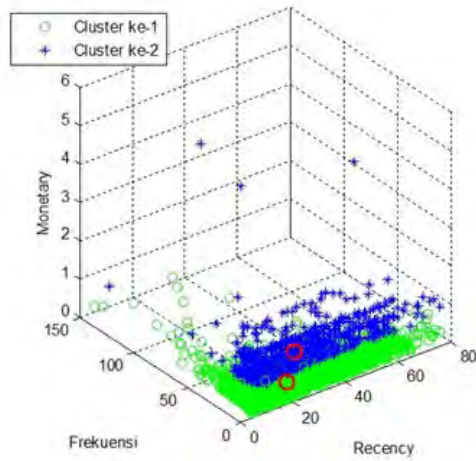
- **Migrasi otomatis** dengan cara inject IT Tools yang dilakukan oleh Telkom untuk pelanggan speedy yang saat ini memiliki **price eksisting sama dengan tarif baru New Speedy dan tidak ada produk bundling**. Pelanggan-pelanggan seperti ini akan otomatis dimigrasikan (diupgrade) ke paket yang sesuai dengan tarif baru Speedy-Zona Tarif. Sebagai Contoh: pelanggan paket 384 dengan price Rp 195.000 di Jakarta akan dimigrasikan ke paket 1M (tarif baru 1M untuk zona1 adalah Rp. 195.000) dengan QoS baru.
- **Self migration** yang dilakukan oleh pelanggan melalui aplikasi MyTelkom atau TSDC (Telkom Speedy Dot Com). Untuk **pelanggan lainnya yang tidak masuk kedalam kriteria pada point 2.c.i**, maka mekanisme upgradenya akan diserahkan ke pelanggan terkait menggunakan aplikasi MyTelkom dan TSDC dengan syarat paket baru yang dipilih tidak berdampak pada penurunan revenue (apabila diarea pelanggan terkait sudah ready UseeTV, maka diberikan paket Indihome sebagai alternatif pilihan kepada pelanggan). Prioritas yang akan ditawarkan berdasarkan besarnya revenue / besarnya paket eksisting pelanggan.

2

Lampiran Hasil Clustering untuk Gresik

1. Clustering n = 2

a. Fuzzy C-Means

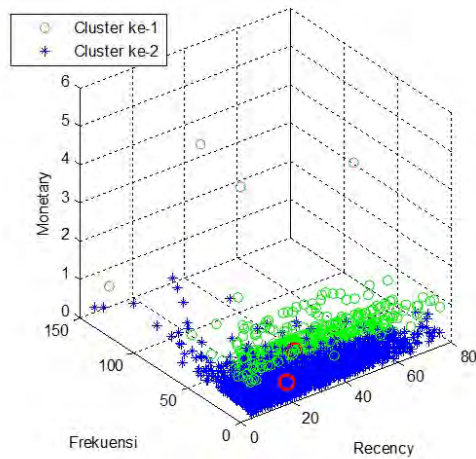


KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K11'	87%	23	15	187.221
'K1'	13%	27	16	851.099

SSE 178.761.743.695.054

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K11'	100%	100%	100%	100%
'K1'	100%	76%	100%	87%

b. K-Means



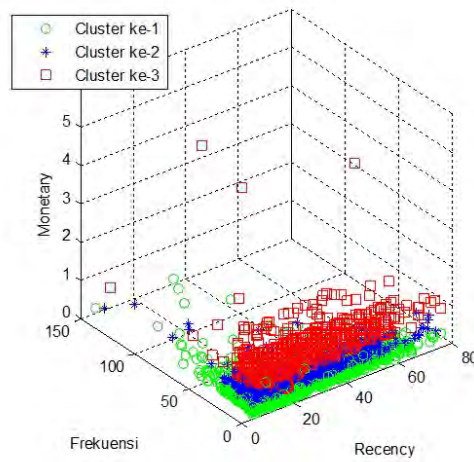
KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K1'	13%	27	16	887.209
'K11'	87%	23	15	190.996

SSE 177.489.126.572.929

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K1'	100%	76%	100%	87%
'K11'	100%	100%	100%	100%

2. Clustering n = 3

a. Fuzzy C-Means

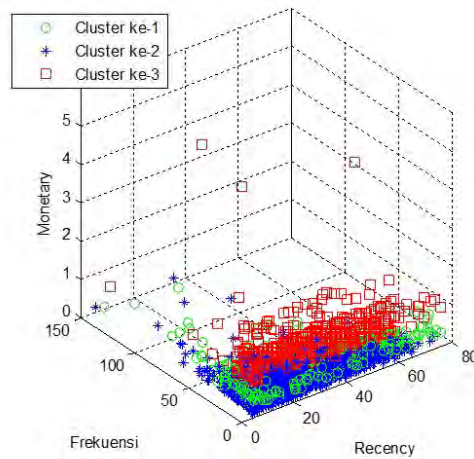


KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K2'	14%	27	16	342.664
'K11'	73%	22	14	156.968
'K1'	13%	27	16	866.273

SSE 150.051.234.018.533

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K2'	100%	89%	76%	83%
'K11'	100%	100%	76%	87%
'K1'	100%	74%	100%	86%

b. K-Means



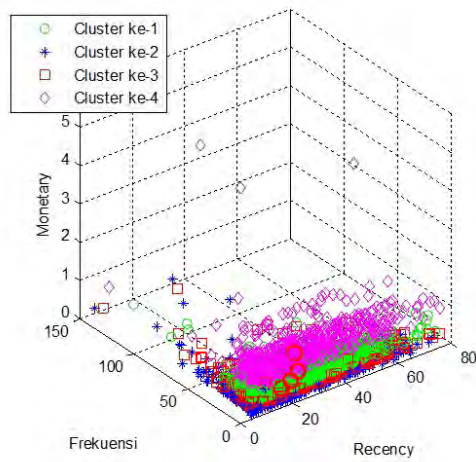
KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K2'	43%	25	15	258.764
'K21'	44%	21	14	126.304
'K1'	13%	27	16	887.906

SSE 149.942.954.859.794

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K2'	100%	100%	100%	100%
'K21'	89%	100%	98%	94%
'K1'	100%	76%	100%	87%

3. Clustering n = 4

a. Fuzzy C-Means

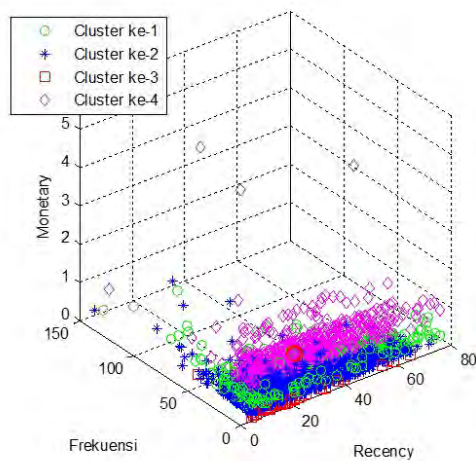


KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K1'	13%	28	16	361.396
'K21'	44%	21	14	126.749
'K2'	31%	25	15	219.777
'K1'	13%	27	16	858.404

SSE 98.140.880.788.319

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K1'	100%	87%	82%	84%
'K21'	100%	100%	98%	99%
'K2'	68%	100%	100%	83%
'K1'	100%	73%	100%	86%

b. K-Means



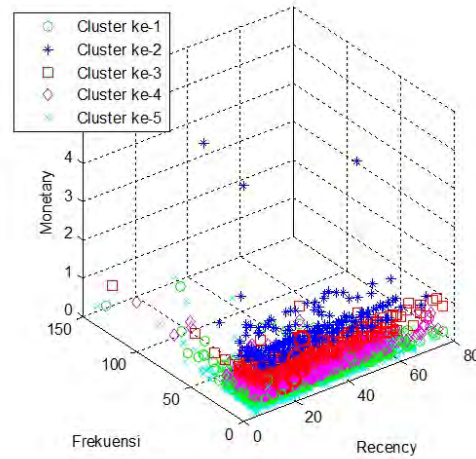
KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K2'	43%	25	15	258.807
'K21'	43%	21	15	129.762
'K30'	2%	18	9	31.618
'K1'	13%	27	16	887.906

SSE 138.418.317.213.149

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K2'	100%	100%	100%	100%
'K21'	78%	100%	94%	85%
'K30'	75%	100%	100%	87%
'K1'	100%	76%	100%	87%

4. Clustering n = 5

a. Fuzzy C-Means

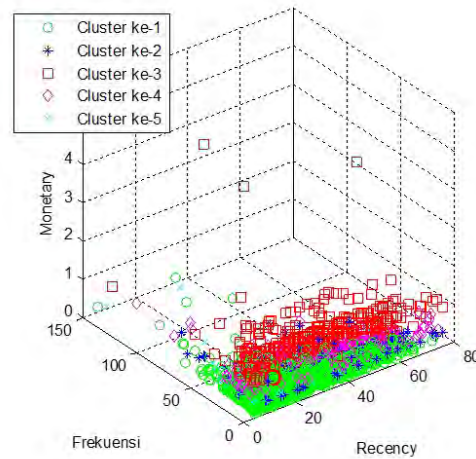


KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K2'	31%	25	15	217.203
'K1'	4%	29	16	1.131.526
'K1'	9%	26	16	723.184
'K2'	13%	28	15	341.550
'K21'	44%	21	14	125.333

SSE 87.467.435.426.875

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K2'	71%	100%	100%	84%
'K1'	100%	72%	100%	85%
'K1'	100%	82%	100%	90%
'K2'	100%	93%	78%	85%
'K21'	100%	100%	100%	100%

b. K-Means



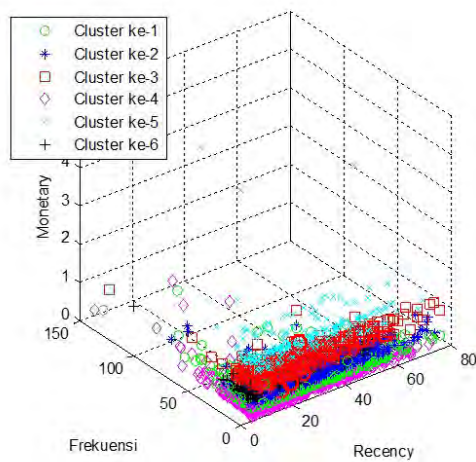
KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K21'	43%	21	14	125.021
'K2'	28%	25	14	214.586
'K1'	13%	27	16	888.529
'K1'	13%	27	15	353.231
'K23'	3%	20	22	248.868

SSE 138.195.582.342.423

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K21'	96%	100%	100%	98%
'K2'	100%	100%	100%	100%
'K1'	100%	76%	100%	87%
'K1'	100%	92%	71%	81%
'K23'	100%	100%	100%	100%

5. Clustering n = 6

a. Fuzzy C-Means

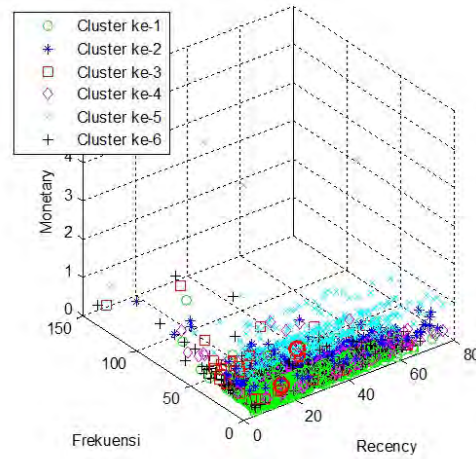


KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K2'	30%	25	15	216.398
'K2'	11%	30	15	327.833
'K1'	9%	26	16	723.113
'K21'	44%	21	14	125.187
'K1'	4%	29	16	1.122.927
'K28'	2%	17	16	458.939

SSE 48.448.042.335.726

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K2'	76%	100%	100%	87%
'K2'	100%	99%	96%	98%
'K1'	100%	83%	100%	91%
'K21'	100%	100%	100%	100%
'K1'	100%	72%	100%	85%
'K28'	100%	77%	100%	88%

b. K-Means



KELAS	ANGGOTA	R	F	M
'K12'	18%	22	14	99.795
'K1'	13%	27	15	353.231
'K23'	3%	20	22	248.868
'K2'	27%	25	14	215.503
'K1'	13%	27	16	888.529
'K21'	26%	20	15	143.436

SSE 136.757.981.941.771

KELAS	FUNGSI KEANGGOTAAN REGENCY (R)	FUNGSI KEANGGOTAAN FREQUENCY (F)	FUNGSI KEANGGOTAAN MONETARY (M)	FUNGSI KEANGGOTAAN KELAS
'K12'	100%	100%	100%	100%
'K1'	100%	92%	71%	81%
'K23'	100%	100%	100%	100%
'K2'	100%	100%	100%	100%
'K1'	100%	76%	100%	87%
'K21'	100%	100%	75%	87%

Lampiran Senarai Program MATLAB

1. Algoritma Fuzzy C-Means (t_fcm.m)

```
global A x alias cust center n H F Z T maks minim;
cla reset;
stream = RandStream.getGlobalStream;
reset(stream);

n=2;

[center, U, obj_fcn] = fcm(speedy(:,2:4),n);
maxU = max(U);

H=[];
maks = num2cell(max(speedy(:,2:4)))
minim = num2cell(min(speedy(:,2:4)))
s=['go';'b*';'rs';'md';'cx';'k+';'mh';'gh';'b+';'rx';'m0';'r*';'bs';'gd'];
list_legend='';

for i=1:n
    index = find(U(i, :) == maxU);
    %mencari anggota cluster
    [b,k]=size(index);
    in=[];

    for j=1:k
        in=cat(1,in,i);
    end

    Ha=[num2cell(in),num2cell(speedy(index,1)),num2cell(speedy(index,2)),
        num2cell(speedy(index,3)),num2cell(speedy(index,4))];
    H=cat(1,H,Ha);

    %membuat daftar legend
    kata='Cluster ke-';
    list1=strcat(kata,num2str(i));
    list_legend=strvcat(list_legend,list1);

    %plot hasil clustering
    plot3(speedy(index,2),speedy(index,3),speedy(index,4),s(i,:));
    hold on;
end

%plot center cluster
for i=1:n
    plot3(center(i,1),center(i,2),center(i,3),'ro','markersize',10,'LineWidth',2);
    hold on;
end

grid on;
axis square;
```

```

%menampilkan legend sesuai dg jumlah cluster
legend(list_legend,2);
    xlabel('Recency');
    ylabel('Frekuensi');
    zlabel('Monetary');

% Menghitung Modified Partition Coefficient (MPC) & Classification Entropy (CE)
[drow dcol]=size(speedy(:,2:4))
mem_func=U;
jum_mf=sum(sum(mem_func.^2));
PC=jum_mf/drow;
CE=-(sum(sum(mem_func.*(log(mem_func)))))/drow);
MPC=1-((n/(n-1))*(1-PC));

%menghitung Jumlah cluster
T= cell2mat(H);
for i=1:n
    index = find(T(:, 1) == i);
    [b,k]=size(index);
    Z =(b/drow);
    Fa=[i,b,Z];
    F=cat(1,F,Fa)
end

```

2. Algoritma K-Means (t_kmc.m)

```

global A x alias cust center n H F Z T maks minim;
cla reset;
stream = RandStream.getGlobalStream;
reset(stream);
n=6;

[clidx2,center] = kmeans((speedy(:,2:4)),n);
H=[];
maks = num2cell(max(speedy(:,2:4)));
minim = num2cell(min(speedy(:,2:4)));
s = {'go';'b*';'rs';'md';'cx';'k+';'mh';'gh';'b+';'rx';'m0';'r*';'bs';'gd'};
list_legend='';
Z=cat(2,clidx2,speedy);

for i=1:n
    clust = find(clidx2==i);

%mencari anggota cluster
    [b,k]=size(clust);
    in=[];

    for j=1:b
        in=cat(1,in,i);
    end

```



```

Ha=[num2cell(in),num2cell(speedy(clust,1)),num2cell(speedy(clust,2)),num2cell(spe
edy(clust,3)),num2cell(speedy(clust,4))];
H=cat(1,H,Ha);

%membuat daftar legend
    kata='Cluster ke-';
    list1=strcat(kata,num2str(i));
    list_legend=strvcat(list_legend,list1);
%plot hasil clustering
    plot3(speedy(clust,2),speedy(clust,3),speedy(clust,4),s{i});
    hold on;
end

%plot center cluster
for i=1:n
    plot3(center(:,1),center(:,2),center(:,3),'ro','markersize',10,'LineWidth',2);
    hold on;
end

grid on;
axis square;

%menampilkan legend sesuai dg jumlah cluster
legend(list_legend,2);
    xlabel('Recency');
    ylabel('Frekuensi');
    zlabel('Monetary');

[drow dcol]=size(speedy(:,2:4))
%menghitung Jumlah cluster
T= cell2mat(H);
for i=1:n
    index = find(T(:, 1) == i);
    [b,k]=size(index);
    Z =(b/drow);
    Fa=[i,b,Z];
    F=cat(1,F,Fa)
End

```

3. Algoritma Pengelompokan Kelas (t_kelas.m)

```

global n Rn1 Rn2 Rn3 RV1 RV2 RV3 Fn1 Fn2 Fn3 FV1 FV2 FV3 Mn1 Mn2 Mn3 MV1 MV2 MV3
C;

maks = num2cell(max(speedy(:,2:4)));
data = center;
C=[];

% RECENCY
rmaks=maks(:,1);

```

```

rmaks1=cell2mat(rmaks)+50;
rv1=[0 0 3 4];
rv2=[3 4 6 7];
rv3=[6 7 9 10];
rv4=[9 10 12 13];
rv5=[12 13 15 16];
rv6=[15 16 18 19];
rv7=[18 19 21 22];
rv8=[21 22 24 25];
rv9=[24 25 rmaks mat2cell(rmaks1)];
RName = {'K9','K8','K7','K6','K5','K4','K3','K2','K1'};
RVal =
{mat2str(rv1),mat2str(rv2),mat2str(rv3),mat2str(rv4),mat2str(rv5),mat2str(rv6),ma
t2str(rv7),mat2str(rv8),mat2str(cell2mat(rv9))};

% FREQUENCY
fmaks=maks(:,2)
fmaks1=cell2mat(fmaks)+50
fv1=[0 0 15 20];
fv2=[15 20 30 35];
fv3=[30 35 fmaks mat2cell(fmaks1)];
FName = {'Bagus','Agak Bagus','Tidak Bagus'};
FVal = {mat2str(fv1),mat2str(fv2),mat2str(cell2mat(fv3))}

% MONETARY
mmaks=maks(:,3);
mmaks1=cell2mat(mmaks)+1000;
mv1=[0 0 125000 200000];
mv2=[100000 175000 325000 400000];
mv3=[300000 375000 mmaks mat2cell(mmaks1)];
MName = {'Rendah','Sedang','Tinggi'};
MVal = {mat2str(mv1),mat2str(mv2),mat2str(cell2mat(mv3))}

% RECENCY
RName_1=str2mat(RName);
Rn1 = RName_1(1,:);
Rn2 = RName_1(2,:);
Rn3 = RName_1(3,:);
Rn4 = RName_1(4,:);
Rn5 = RName_1(5,:);
Rn6 = RName_1(6,:);
Rn7 = RName_1(7,:);
Rn8 = RName_1(8,:);
Rn9 = RName_1(9,:);
RVal_1=str2mat(RVal);
RV1 = str2num(RVal_1(1,:));
RV2 = str2num(RVal_1(2,:));
RV3 = str2num(RVal_1(3,:));
RV4 = str2num(RVal_1(4,:));
RV5 = str2num(RVal_1(5,:));
RV6 = str2num(RVal_1(6,:));

```

```

RV7 = str2num(RVal_1(7,:));
RV8 = str2num(RVal_1(8,:));
RV9 = str2num(RVal_1(9,:));
a = newfis('myfis');
a = addvar(a,'input','Recency (Usia Plg)',[0 cell2mat(rmaks)]);
a = addmf(a,'input',1,Rn1,'trapmf',RV1);
a = addmf(a,'input',1,Rn2,'trapmf',RV2);
a = addmf(a,'input',1,Rn3,'trapmf',RV3);
a = addmf(a,'input',1,Rn4,'trapmf',RV4);
a = addmf(a,'input',1,Rn5,'trapmf',RV5);
a = addmf(a,'input',1,Rn6,'trapmf',RV6);
a = addmf(a,'input',1,Rn7,'trapmf',RV7);
a = addmf(a,'input',1,Rn8,'trapmf',RV8);
a = addmf(a,'input',1,Rn9,'trapmf',RV9);
getfis(a,'input',1);

% FREQUENCY
FName_1=str2mat(FName);
Fn1 = FName_1(1,:);
Fn2 = FName_1(2,:);
Fn3 = FName_1(3,:);
FVal_1=str2mat(FVal);
FV1 = str2num(FVal_1(1,:));
FV2 = str2num(FVal_1(2,:));
FV3 = str2num(FVal_1(3,:));
a = addvar(a,'input','Frequency (Tgl Bayar)',[0 cell2mat(fmaks)]);
a = addmf(a,'input',2,Fn1,'trapmf',FV1);
a = addmf(a,'input',2,Fn2,'trapmf',FV2);
a = addmf(a,'input',2,Fn3,'trapmf',FV3);
getfis(a,'input',2);

% MONETARY
MName_1=str2mat(MName);
Mn1 = MName_1(1,:);
Mn2 = MName_1(2,:);
Mn3 = MName_1(3,:);
MVal_1=str2mat(MVal);
MV1 = str2num(MVal_1(1,:));
MV2 = str2num(MVal_1(2,:));
MV3 = str2num(MVal_1(3,:));
a = addvar(a,'input','Monetary (Jml Bayar)',[0 cell2mat(mmaks)]);
a = addmf(a,'input',3,Mn1,'trapmf',MV1);
a = addmf(a,'input',3,Mn2,'trapmf',MV2);
a = addmf(a,'input',3,Mn3,'trapmf',MV3);
getfis(a,'input',3);

% Langkah ke-1
for i=1:n
    disp(i);
    r=data(i,1);
    RV=RV1;

```


4. Menhitung Nilai SSE (t_sse.m)

```
global R;
for i=1:n
    % Mencari Anggota Cluster
    tabel1=find(T(:,1)==i);
    center1=num2cell([center(i,1),center(i,2),center(i,3)]);
    [b,k]=size(tabel1);
    Rh=[num2cell(T(tabel1,1)),num2cell(T(tabel1,2)),num2cell(T(tabel1,3)),num2cell
(T(tabel1,4)),num2cell(T(tabel1,5))]);
    Rh1=cell2mat(Rh);

    % Menghitung Jumlah Jarak
    for j=1:b
        Rh2=[num2cell(Rh1(j,3)),num2cell(Rh1(j,4)),num2cell(Rh1(j,5))];
        B=cell2mat(Rh2);
        A=cell2mat(center1);
        Ra=sum((B-A)^2);
        R=cat(1,R,Ra);
    end
    SSE=sum(R)
End
```

5. Membuat Plot Pelanggan per Bulan (t_conn.m)

```
%x = 152301100235;

global n Rn1 Rn2 Rn3 RV1 RV2 RV3 Fn1 Fn2 Fn3 FV1 FV2 FV3 Mn1 Mn2 Mn3 MV1 MV2 MV3
C Grap;

conn = database('hanif','hanif','hanif');
p = [strcat('select * from speedy_t where nomer = ',num2str(x))];
curs = exec(conn,p);
curs = fetch(curs);
setdbprefs('DataReturnFormat','structure');
A=[curs.Data];

[b,k]=size(A.BULAN);

center=[];

for i=1:b
    H=[A.BULAN(i),A.NOMER(i),A.UMUR(i),A.TGL_BAYAR(i),A.BAYAR(i)];
    H=str2double(H);
    center=cat(1,center,H)
end

maks = [30 50 5000000];
data = (center(:,3:5));
n = b;
```

```

C=[];

% RECENCY
rmaks=maks(:,1);
rmaks1=(rmaks)+50;
rv1=[0 0 3 4];
rv2=[3 4 6 7];
rv3=[6 7 9 10];
rv4=[9 10 12 13];
rv5=[12 13 15 16];
rv6=[15 16 18 19];
rv7=[18 19 21 22];
rv8=[21 22 24 25];
rv9=[24 25 rmaks mat2cell(rmaks1)];
RName = {'K9','K8','K7','K6','K5','K4','K3','K2','K1'};
RVal =
{mat2str(rv1),mat2str(rv2),mat2str(rv3),mat2str(rv4),mat2str(rv5),mat2str(rv6),ma
t2str(rv7),mat2str(rv8),mat2str(cell2mat(rv9))};

% FREQUENCY
fmaks=maks(:,2)
fmaks1=(fmaks)+50
fv1=[0 0 15 20];
fv2=[15 20 30 35];
fv3=[30 35 fmaks mat2cell(fmaks1)];
FName = {'Bagus','Agak Bagus','Tidak Bagus'};
FVal = {mat2str(fv1),mat2str(fv2),mat2str(cell2mat(fv3))}

% MONETARY
mmaks=maks(:,3);
mmaks1=(mmaks)+1000;
mv1=[0 0 125000 200000];
mv2=[100000 175000 325000 400000];
mv3=[300000 375000 mmaks mat2cell(mmaks1)];
MName = {'Rendah','Sedang','Tinggi'};
MVal = {mat2str(mv1),mat2str(mv2),mat2str(cell2mat(mv3))}

% RECENCY
RName_1=str2mat(RName);
Rn1 = RName_1(1,:);
Rn2 = RName_1(2,:);
Rn3 = RName_1(3,:);
Rn4 = RName_1(4,:);
Rn5 = RName_1(5,:);
Rn6 = RName_1(6,:);
Rn7 = RName_1(7,:);
Rn8 = RName_1(8,:);
Rn9 = RName_1(9,:);
RVal_1=str2mat(RVal);
RV1 = str2num(RVal_1(1,:));
RV2 = str2num(RVal_1(2,:));

```

```

RV3 = str2num(RVal_1(3,:));
RV4 = str2num(RVal_1(4,:));
RV5 = str2num(RVal_1(5,:));
RV6 = str2num(RVal_1(6,:));
RV7 = str2num(RVal_1(7,:));
RV8 = str2num(RVal_1(8,:));
RV9 = str2num(RVal_1(9,:));
a = newfis('myfis');
a = addvar(a,'input','Recency (Usia Plg)',[0 (rmaks)]);
a = addmf(a,'input',1,Rn1,'trapmf',RV1);
a = addmf(a,'input',1,Rn2,'trapmf',RV2);
a = addmf(a,'input',1,Rn3,'trapmf',RV3);
a = addmf(a,'input',1,Rn4,'trapmf',RV4);
a = addmf(a,'input',1,Rn5,'trapmf',RV5);
a = addmf(a,'input',1,Rn6,'trapmf',RV6);
a = addmf(a,'input',1,Rn7,'trapmf',RV7);
a = addmf(a,'input',1,Rn8,'trapmf',RV8);
a = addmf(a,'input',1,Rn9,'trapmf',RV9);
getfis(a,'input',1);

% FREQUENCY
FName_1=str2mat(FName);
Fn1 = FName_1(1,:);
Fn2 = FName_1(2,:);
Fn3 = FName_1(3,:);
FVal_1=str2mat(FVal);
FV1 = str2num(FVal_1(1,:));
FV2 = str2num(FVal_1(2,:));
FV3 = str2num(FVal_1(3,:));
a = addvar(a,'input','Frequency (Tgl Bayar)',[0 (fmaks)]);
a = addmf(a,'input',2,Fn1,'trapmf',FV1);
a = addmf(a,'input',2,Fn2,'trapmf',FV2);
a = addmf(a,'input',2,Fn3,'trapmf',FV3);
getfis(a,'input',2);

% MONETARY
MName_1=str2mat(MName);
Mn1 = MName_1(1,:);
Mn2 = MName_1(2,:);
Mn3 = MName_1(3,:);
MVal_1=str2mat(MVal);
MV1 = str2num(MVal_1(1,:));
MV2 = str2num(MVal_1(2,:));
MV3 = str2num(MVal_1(3,:));
a = addvar(a,'input','Monetary (Jml Bayar)',[0 (mmaks)]);
a = addmf(a,'input',3,Mn1,'trapmf',MV1);
a = addmf(a,'input',3,Mn2,'trapmf',MV2);
a = addmf(a,'input',3,Mn3,'trapmf',MV3);
getfis(a,'input',3);

```



```

urut=strcat('0',num2str(I))
F={num2str(i),urut}
F=str2double(F)
Grap=cat(1,Grap,F)

end

plot(Grap(:,1),Grap(:,2),'-mo',...
'LineWidth',2,...
'MarkerEdgeColor','k',...
'MarkerFaceColor',[.49 1 .63],...
'MarkerSize',12);
set(gca,'XTick',1:1:6);
set(gca,'XTickLabel',{'Okt 12','Nov 12','Des 12','Jan 13','Feb 13','Mar 13'});
xlabel('Bulan');
set(gca,'YTick',1:1:81);
set(gca,'YTickLabel',{'GOLD 1 (1) ', 'SILVER 1 (2) ', 'BRONZ 1 (3) ',
'GOLD 10 (4) ', 'SILVER 10 (5) ', 'BRONZ 10 (6) ', 'GOLD 19
(7) ', 'SILVER 19 (8) ', 'BRONZ 19 (9) ', 'GOLD 2 (10) ',
'SILVER 2 (11) ', 'BRONZ 2 (12) ', 'GOLD 11 (13) ', 'SILVER 11
(14) ', 'BRONZ 11 (15) ', 'GOLD 20 (16) ', 'SILVER 20 (17) ',
'BRONZ 20 (18) ', 'GOLD 3 (19) ', 'SILVER 3 (20) ', 'BRONZ 3
(21) ', 'GOLD 12 (22) ', 'SILVER 12 (23) ', 'BRONZ 12 (24) ',
'GOLD 21 (25) ', 'SILVER 21 (26) ', 'BRONZ 21 (27) ', 'GOLD 4
(28) ', 'SILVER 4 (29) ', 'BRONZ 4 (30) ', 'GOLD 13 (31) ',
'SILVER 13 (32) ', 'BRONZ 13 (33) ', 'GOLD 22 (34) ', 'SILVER 22
(35) ', 'BRONZ 22 (36) ', 'GOLD 5 (37) ', 'SILVER 5 (38) ',
'BRONZ 5 (39) ', 'GOLD 14 (40) ', 'SILVER 14 (41) ', 'BRONZ 14
(42) ', 'GOLD 23 (43) ', 'SILVER 23 (44) ', 'BRONZ 23 (45) ',
'GOLD 6 (46) ', 'SILVER 6 (47) ', 'BRONZ 6 (48) ', 'GOLD 15
(49) ', 'SILVER 15 (50) ', 'BRONZ 15 (51) ', 'GOLD 24 (52) ',
'SILVER 24 (53) ', 'BRONZ 24 (54) ', 'GOLD 7 (55) ', 'SILVER 7
(56) ', 'BRONZ 7 (57) ', 'GOLD 16 (58) ', 'SILVER 16 (59) ',
'BRONZ 16 (60) ', 'GOLD 25 (61) ', 'SILVER 25 (62) ', 'BRONZ 25
(63) ', 'GOLD 8 (64) ', 'SILVER 8 (65) ', 'BRONZ 8 (66) ',
'GOLD 17 (67) ', 'SILVER 17 (68) ', 'BRONZ 17 (69) ', 'GOLD 26
(70) ', 'SILVER 26 (71) ', 'BRONZ 26 (72) ', 'GOLD 9 (73) ',
'SILVER 9 (74) ', 'BRONZ 9 (75) ', 'GOLD 18 (76) ', 'SILVER 18
(77) ', 'BRONZ 18 (78) ', 'GOLD 27 (79) ', 'SILVER 27 (80) ',
'BRONZ 27 (81) '});
ylabel('Label Konsumen');
grid on;

```