

PREDIKSI *CHURN* DAN SEGMENTASI PELANGGAN TV BERLANGGANAN (STUDI KASUS TRANSVISION JAWA BARAT)

Nana Suryana

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Kebangsaan Bandung

Email : nsuryana@outlook.com

Abstrak

Bisnis TV berlangganan merupakan salah satu bisnis masa depan bagi sebuah perusahaan yang memiliki bisnis inti telekomunikasi seperti Telkomvision. Pada akhir tahun 2011 jumlah pelanggan Telkomvision mencapai lebih dari satu juta pelanggan, namun demikian pada tahun 2012 menurunnya pendapatan per pelanggan TV berlangganan atau *average revenue per user* (ARPU) menjadi penyebab perusahaan ini mengalami kerugian. Tingkat *churn* pelanggan yang tinggi harus diprediksi secara akurat, karena hasil prediksi yang akurat dapat menentukan strategi apa dan promosi bagaimana yang tepat untuk retensi pelanggan. Kemudian dilakukan segmentasi pelanggan untuk merumuskan program retensi yang tepat sesuai dengan kebutuhan pelanggan yang berpotensi *churn* tinggi. Metode data mining digunakan untuk memprediksi potensi *churn* dan segmentasinya pada pelanggan PT Indonusa Telemedia, dan dapat hal ini dapat mendukung proses monitoring, pengendalian, serta penyusunan strategi pada management. Metode *Decision Tree* dan *Clustering* merupakan metode data mining yang populer karena sangat mudah dipahami dan diinterpretasikan, sehingga dapat dengan mudah digunakan sebagai teknik untuk melakukan prediksi *churn* dan segmentasinya. Tujuan utama dari prediksi pelanggan *churn* adalah untuk memperoleh informasi dari pelanggan yang mempunyai potensi *churn* tinggi sehingga dapat disusun rencana strategis dan promo perusahaan yang tepat sesuai dengan segmentasinya. Metode *Decision Tree* dengan pemodelan menggunakan algoritma C4.5 menghasilkan tingkat akurasi 90,89%. Kemudian pelanggan yang mempunyai potensi *churn* tinggi dilakukan *clustering* menggunakan algoritma K-Means dan dari 5956 total pelanggan dapat merekomendasikan 5792 pelanggan yang mendapatkan penawaran program retensi.

Kata kunci : *churn*, segmentasi, data mining, decision tree, clustering, k-means

I. PENDAHULUAN

PT Indonusa Telemedia atau dikenal dengan nama Telkomvision (selanjutnya disebut Transvision) mempunyai bisnis utamanya adalah TV berlangganan. Menurunnya pendapatan per pelanggan TV berlangganan atau *average revenue per user* (ARPU) menjadi penyebab perusahaan ini mengalami kerugian (Iskan, 2013).

Banyaknya pelanggan yang menunggak membayar tagihan kemudian putus berlangganan (*churn*) menyebabkan tingkat *churn* tinggi. Tingkat *churn* pelanggan yang tinggi harus diprediksi secara akurat, karena hasil prediksi yang akurat dapat menentukan strategi apa dan promosi bagaimana yang tepat untuk retensi pelanggan (Syamala, 2013).

Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan pemodelan data mining yaitu prediksi *churn* dengan metode *decision tree* serta segmentasi pelanggan menggunakan *clustering k-means* (Chen, 2005). *Decision tree* memiliki kelebihan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang merepresentasikan aturan, sample data yang diuji hanya berdasarkan kriteria atau kelas tertentu. Namun demikian metode ini memiliki kelemahan dalam mendesain pohon keputusan yang optimal, hasil kualitas keputusan yang didapatkan dari metode pohon keputusan sangat tergantung pada bagaimana pohon tersebut didesain.

Berdasarkan latar belakang masalah yang dihadapi, maka dalam penulisan penelitian ini ada beberapa hal yang akan ditinjau, yaitu diantaranya:

1. Atribut-atribut apa saja yang dapat digunakan untuk memprediksi *churn*?
2. Berdasarkan atribut-atribut yang dapat digunakan untuk memprediksi *churn*, bagaimanakah segmentasi pelanggan Transvision?

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pelanggan-pelanggan yang berpotensi *churn* berdasarkan variabel yang berpengaruh. Segmentasi pelanggan dilakukan untuk mengkluster pelanggan yang mempunyai miripan berdasarkan atribut-atribut yang diteliti.

II. LANDASAN TEORI

Churn

Churn berasal dari kata "*change*" dan "*turn*" yang berarti tidak berlanjutnya kontrak (Lazarov *et al*, 2014). Menurut Lazarov ada tiga tipe dari *churn* yaitu :

Menurut Lazarov dan Capota, bahwa tipe pelanggan *active* dan *rotational* atau disebut *Voluntary Churn* yang beralih ke penyedia layanan lainnya (APS) atau tidak sangat sulit untuk dilakukan prediksi. Sedangkan *Passive / non Voluntary*, adalah pemutusan yang dilakukan oleh perusahaan (CMAN) (Lazarov *et al*, 2014).

Decision Tree

Decision tree adalah diagram alir (*flowchart*) berbentuk cabang pohon, dimana setiap titik percabangan menunjukkan sebuah *test* pada atribut. Tiap cabang menunjukkan hasil dari test dan *leaf-node* menunjukkan *class* atau *class distribution* (Sunjana, 2010).

Struktur / hirarki pohonnya mempunyai 3 tipe simpul :

1. Simpul akar (*Root node*), tidak mempunyai *edge* yang masuk & 0 atau banyak *edge* yang keluar.
2. Simpul internal (*Internal node*), mempunyai satu *edge* yang masuk & dua atau lebih *edge* yang keluar
3. Simpul daun (*Leaf* atau *terminal node*), mempunyai satu *edge* yang masuk & tidak ada *edge* keluar

Clustering

Graham William (William, 2005) membagi *clustering* ini menjadi beberapa kelompok yaitu ;

1. *Partitioning algorithms*: Membangun berbagai partisi dan kemudian mengevaluasi mereka dengan beberapa kriteria.
2. *Hierarchy algorithms*: Buat dekomposisi hirarkis dari himpunan data (atau obyek) menggunakan beberapa kriteria.
3. *Density-based*: berdasarkan konektivitas dan kepadatan fungsi.
4. *Grid-based*: berdasarkan struktur rincian yang multi-tingkat
5. *Model-based*: Sebuah model adalah hipotesis untuk masing-masing kelompok dan ide adalah untuk menemukan yang terbaik fit dari model yang satu sama lain.

Algoritma K-Means

Menurut Kardi Teknomo (Teknomo, 2014), seperti yang dikutip oleh Sri Andayani, langkah dasar *k-means* clustering pada awalnya menentukan jumlah *cluster* K dan dijadikan *centroid* atau pusat *cluster*. Pilihlah data secara acak untuk dijadikan sebagai *centroid* awal atau objek K pertama dalam urutan juga dapat berfungsi sebagai *centroid* awal.

Algoritma *K-Means* akan melakukan tiga langkah di bawah ini secara berulang sampai konvergensi Iterate sampai stabil (tidak ada kelompok bergerak objek) :

1. Tentukan *centroid* koordinat setiap *cluster*
2. Tentukan jarak tiap obyek ke *centroid*
3. Kelompokkan obyek tersebut berdasarkan jarak minimum

III. METODOLOGI PENELITIAN

Business Understanding Phase (Fase Pemahaman Bisnis)

- menganalisis data untuk memprediksi pelanggan yang berpotensi *churn* dan melakukan segmentasi terhadap pelanggan untuk menentukan program retensi yang tepat



Data Understanding Phase (Fase Pemahaman Data)

- Mengumpulkan data-data terkait dengan atribut yang berpengaruh terhadap *churn*



Data Preparation Phase (Fase Pengolahan Data)

- Mengumpulkan, menyeleksi dan menentukan atribut yang akan digunakan dalam penelitian



Modeling Phase (Fase Pemodelan)

- Melakukan proses klasifikasi untuk menghasilkan *Ruleset* prediksi *churn* dan segmentasinya



Evaluation Phase (Fase Evaluasi)

- Mengamati dan menganalisa hasil klasifikasi dan segmentasi yang diperoleh dari pemodelan, serta implementasi hasil klasifikasi



Deployment Phase (Fase Penyebaran)

- Implementasi dari klasifikasi dan segmentasi yang dihasilkan
- Pembuatan Laporan

Gambar 1. Tahapan Metode CRISP-DM

a. Business Understanding Phase (Fase Pemahaman Bisnis)

Telkomvision (Transvision) mengeluarkan kebijakan khusus untuk *churn*, tingkat *churn* yang dapat disetujui oleh manajemen adalah tidak lebih dari 2% setiap bulannya.

Pada periode Januari 2013 sampai dengan April 2014 produk yang dipasarkan paket-paket Telkomvision, terdapat kurang lebih 20 paket layanan dengan tarif paket layanan dimulai dari Rp 60.500 sampai dengan Rp 318.000.

Paket Transvision terbaru terbagi menjadi 3 paket premium dan 6 paket tambahan (*minipack* dan *ala carte*). Paket premium Transvision yaitu: (110 Channel SD dan 6 Channel HD)

1. Paket Gold: terdiri dari 70 saluran (termasuk 11 saluran eksklusif dan 17 siaran gratis) dengan tarif sebesar Rp 169.000,-
2. Paket Platinum: terdiri dari 90 saluran (termasuk 11 saluran eksklusif dan 17 siaran gratis) dengan tarif sebesar Rp 269.000,-
3. Paket Diamond: terdiri dari 116 saluran (termasuk 6 saluran HD, 12 saluran eksklusif, dan 17 siaran gratis) dengan tarif sebesar Rp 449.000,-

Selain paket premium, Transvision menyediakan 4 paket tambahan (*minipack*) serta 2 *ala carte*.

b. Data Understanding Phase (Fase Pemahaman Data)

Beberapa faktor *churn* yang berpengaruh terhadap *churn* (Tabel 2.1), tabel 3.5 merupakan tabel kebutuhan data yang diperlukan dalam

proses prediksi *churn* pelanggan, yaitu ; (Baragoin *et al*, 2001)

Tabel 1. Kebutuhan data prediksi *churn*

No	Data
1	Profil pelanggan
2	Indikator <i>churn</i>
3	Data informasi pelanggan (data demografi dan data kontrak)
4	Data <i>call</i> (<i>incoming</i> dan <i>outgoing call</i>)
5	<i>Customer Payment</i> (<i>monthly payment</i>)
6	Data detail <i>complaint</i>
7	Data status marketing area
8	Data tambahan lainnya

Dari beberapa kebutuhan data tersebut (Tabel 1), dan maka dilakukan perbandingan terhadap ketersediaan data Transvision (Tabel 2):

Tabel 2. Ketersediaan data perusahaan

No	Data
1	Data pembayaran (<i>monthly payment</i>)
2	Data <i>provisioning</i>
3	Data mutasi
4	Data pelanggan
5	Data keluhan (<i>complaint</i>) teknis dan non teknis

Data yang digunakan untuk melakukan pemodelan pada penelitian ini adalah data pelanggan reguler periode bulan Maret 2013 sampai dengan Desember 2014, dengan cara pembayaran bulanan.

c. Data Preparation Phase (Fase Pengolahan Data)

Fase pengolahan data yang diawali dengan tahap pengumpulan data, menyeleksi dan menganalisa data untuk penentuan variabel yang digunakan, serta melakukan transformasi data.

1. Metode Pengumpulan Data
Metode yang digunakan untuk pengumpulan data pelanggan adalah sebagai berikut :
a) Wawancara
b) Data TCARE
c) Data Tessa Mutasi dan *Provisioning*
d) Data *Payment History*
2. Identifikasi Variabel yang digunakan
Identifikasi variabel yang dijadikan sebagai prediktor, digunakan teori silogisme untuk menyatakan hubungan antara variabel-variabel prediktor dengan variabel target yaitu Status *Churn*.
a) Tagihan
b) Jumlah Keluhan
c) Paket Layanan
d) Waktu Rata-rata Penanganan
e) Durasi Berlangganan
f) Status *Payment*
3. Pembersihan data
Pembersihan data dilakukan untuk memeriksa data yang tidak konsisten seperti

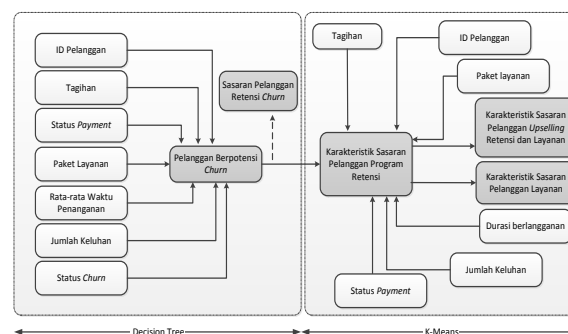
data tanggal kontak dan data alamat yang tidak lengkap. Membuang data pelanggan kategori segmen dinas, data pelanggan dengan durasi waktu berlangganan kurang dari 90 hari atau 3 bulan dan pembayaran dimuka (PM) 3 bulan, 6 bulan dan 12 bulan.

4. Transformasi data
Algoritma C4.5 (C5.0 pada aplikasi SPSS Clementine) membutuhkan input data dalam bentuk data numerik. Maka dari itu pada beberapa data kandidat atribut dilakukan proses transformasi kedalam bentuk numerik tertentu.

d. Modeling Phase (Fase Pemodelan)

Pada fase ini menggunakan aplikasi SPSS.

1. Pemodelan Konseptual Prediksi *Churn*
Pemodelan Konseptual Prediksi *Churn* dibuat dua tahap, tahap pertama pemodelan terhadap prediksi *churn* dengan menganalisis berdasarkan beberapa atribut yang dinilai berpengaruh terhadap *churn* pelanggan. Selanjutnya pada tahap ke 2, akan dilakukan segmentasi terhadap pelanggan yang mempunyai masa berlangganan / durasi berlangganan lebih dari 90 hari, atau setelah habis masa bonus / *gimmicknya*.



Gambar 2. Pemodelan Konseptual Prediksi Churn

2. Segmentasi Pelanggan
Segmentasi dilakukan dengan menentukan jumlah K, untuk mendapatkan jumlah kluster terbaik maka dilakukan dengan 2 metode yaitu metode hirarki dan non hirarki (Susanty, 2012; Norusis, 2011 dan Sage, 2011). Penelitian dilakukan untuk meningkatkan loyalitas pelanggan sehingga pelanggan yang berpotensi *churn* dapat tetap berlangganan.

e. Evaluation Phase (Fase Evaluasi)

Pada tahap ini juga dilakukan analisis tingkat akurasi dari klasifikasi yang dihasilkan. Tingkat akurasi klasifikasi yang dihasilkan dari pemodelan dapat dilihat dengan menggunakan fasilitas komponen *analysis* pada SPSS Clementine.

f. Deployment Phase (Fase Penyebaran)

Pada fase penyebaran dibuatkan laporan hasil penelitian *data mining*. Laporan penelitian berisikan informasi yang didapat berdasarkan hasil pengamatan dan analisis hasil klasifikasi dan segmentasi. Laporan analisis penelitian dapat menjadi acuan untuk penelitian selanjutnya seperti penelitian untuk klasifikasi analisis dan segmentasi pasar dari Transvision.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

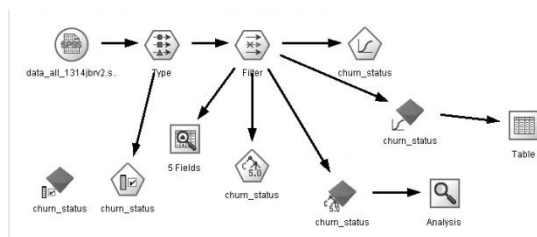
Pemodelan Prediksi Churn

Pada bagian ini pengolahan data akan dibuatkan pemodelan prediksi churn, dengan data yang digunakan adalah data pelanggan reguler Telkomvision/Transvision periode Maret 2013 sampai dengan Desember 2014, area Kota Bandung dan Kabupaten Bandung dan metode pembayaran secara bulanan. Banyaknya data yang digunakan adalah sebanyak 8.276 record.

a. Pemodelan Prediksi Churn

Variable prediktor yang digunakan pada rancangan pemodelan prediksi churn ini adalah : jumlah keluhan, waktu penanganan, tagihan, status *payment* dan status *churn*.

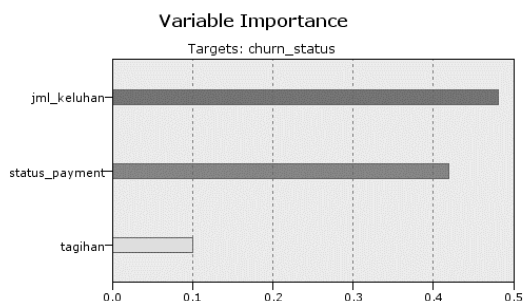
Rancangan pemodelan prediksi churn adalah sebagai berikut : (Gambar 3)



Gambar 3. Rancangan pemodelan prediksi churn

b. Analisis Pemodelan Prediksi Churn

Dari atribut-atribut yang prediktor dan target yang disusun, maka diperoleh grafik *variable importance* sebagai berikut : (Gambar 4)



Gambar 4. Variabel Importance Chart, dari masing-masing variable prediktor, dengan Target: Status Churn (*churn_status*)

Berikut nilai-nilai tabel *variable importance* untuk masing-masing variabel prediktornya.

Tabel 3. Nilai *Variable Importance* dari variabel prediktor

V1	V2	Nodes	Importance	V6
1	0	tagihan	0.1006 (0.1)	0.1
1	0	status_payment	0.4188 (0.42)	0.42
1	0	jml_keluhan	0.4806 (0.48)	0.48

Berdasarkan pemodelan yang dilakukan (Gambar 4), maka didapatkan analisis tingkat akurasi sebagai berikut:

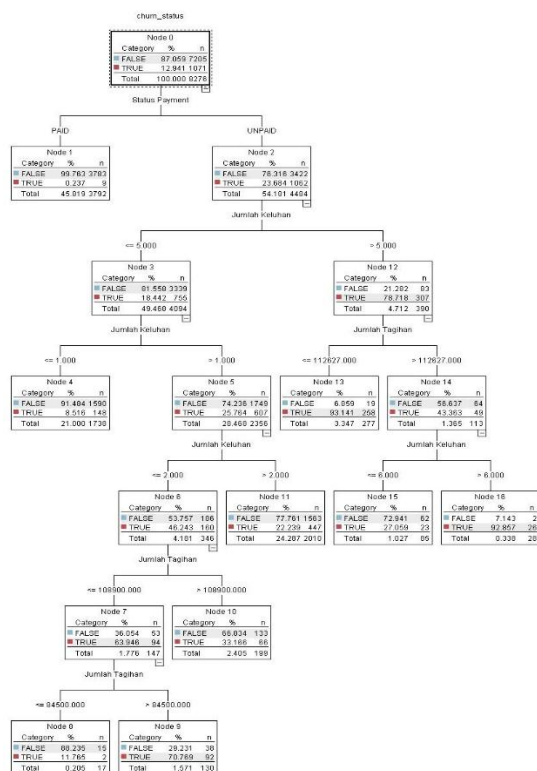
Tabel 4. Tabel akurasi prediksi churn

	Jumlah Pelanggan	Akurasi
Correct	7.522	90,89%
Wrong	754	9,11%
Total	8.276	

Nilai akurasi yang didapatkan sebesar 90,89%, menurut Hadden, nilai akurasi > 82% berarti pemodelan cukup baik (Hadden *et al*, 2006).

Pada Gambar 8 dengan total data sebanyak 8.276, pelanggan churn (TRUE) sebanyak 12.941% atau 1.071 pelanggan, sedangkan pelanggan yang tetap berlangganan sebanyak 87.059% atau 7.205 pelanggan. Selain itu, dari hasil penelitian juga terdapat pohon keputusan hasil pemodelan menggunakan *decision tree* / pohon keputusan yang dihasilkan terdiri dari 16 Node.

Membandingkan angka churn dari kedua status tersebut maka tingkat churn pada pelanggan yang tidak membayar (UNPAID) lebih tinggi (23.684%) dibandingkan tingkat churn pelanggan yang membayar (PAID). Pelanggan dengan jumlah keluhan lebih dari 5 kali mempunyai tingkat potensi churn lebih tinggi dibandingkan dengan pelanggan yang jumlah keluhannya kurang atau sama dengan 5 kali.



Gambar 5. Pohon keputusan untuk pemodelan Prediksi *Churn*

Segmentasi Pelanggan

Pada segmentasi pelanggan, data yang digunakan merupakan data pelanggan baru dari bulan Maret 2013 sampai dengan September 2014. Data yang disertakan dengan atribut durasi berlangganan, paket layanan, tagihan, jumlah keluhan, dan status *churn*. Jumlah data yang diolah sebanyak 5956 record, pelanggan FALSE (*not churn*). Pelanggan status *churn*-nya TRUE (*churn*) tidak diikutsertakan, karena sudah tidak berlangganan.

a. Pemodelan Segmentasi Pelanggan

Untuk menentukan jumlah kluster yang optimal maka digunakan teknik segmentasi secara hirarki yaitu *Ward's Agglomerative Hierarchical Clustering Method*. (Tabel 5)

Tabel 5. Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
1	5858	5860	.500	0	0	4641
2	5837	5843	1.000	0	0	1781
3	5757	5758	1.500	0	0	609
4	5727	5728	2.000	0	0	1380
5952	1	2084	18271613069273.800	5948	5940	5954
5953	9	23	26602051993555.000	5951	5944	5955
5954	1	2	36964255050607.500	5952	5950	5955
5955	1	9	80791342812869.000	5954	5953	0

Tabel 6. Urutan langkah Konsentrasi Koefisien Ward's Method

No. of clusters	Agglomeration last step	Coefficients this step	Change
2	80791342812869.000	36964255050607.500	43827087762261.500
3	36964255050607.500	26602051993555.000	10362203057052.500
4	26602051993555.000	18271613069273.800	8330438924281.220
5	18271613069273.800	13806373716218.800	4465239353055.050
6	13806373716218.800	10855072052928.900	2951301663289.900

Selanjutnya setelah jumlah kluster optimal didapatkan (3 kluster), maka dilakukan pemodelan clustering K-Means dengan jumlah kluster 3.

b. Analisis Segmentasi Pelanggan

Ditentukan jumlah kluster sebanyak 3 kluster (Gambar 9). maka didapatkan profil pelanggan yang dikelompokkan dalam 3 kluster, yaitu Kluster 1, dengan anggota sebanyak 164 pelanggan, mempunyai Durasi Berlangganan 265,46, Jumlah Keluhan 2,70 dan Jumlah Tagihan 612646,66. (Tabel 7 dan Tabel 8)

Tabel 7. Final Cluster Centers

	Cluster		
	1	2	3
Durasi Berlangganan	265,46	341,77	289,40
Jumlah Keluhan	2,70	2,01	3,07
Jumlah Tagihan	612646,66	147020,13	322487,44

Kluster 2, dengan anggota sebanyak 4755 pelanggan mempunyai Durasi Berlangganan 341,77, Jumlah Keluhan 2,01 dan Jumlah Tagihan 147020,13. Dan Kluster 3, dengan anggota sebanyak 1037 pelanggan mempunyai Durasi Berlangganan 289,40, Jumlah Keluhan 3,70 dan Jumlah Tagihan 322487,44.

Tabel 8. Jumlah anggota masing-masing kluster

Number of Cases in each Cluster

Cluster	1	164,000
	2	4755,000
Valid	3	1037,000
Missing		,000

Apabila membandingkan ke-3 kluster, maka kluster 1 dengan jumlah 164 pelanggan, pelanggan pada kluster 1 baru sebentar berlangganan namun sering mengeluh, dengan jumlah tunggaknya lebih besar dibandingkan ke-2 kluster lainnya. Berdasarkan jumlah tunggakan yang lebih besar dari 2 kluster lainnya

maka anggota kluster 1 mempunyai potensi churn yang lebih tinggi.

Kluster 2 mempunyai anggota sebanyak 4755 paling banyak dibandingkan 2 kluster lainnya. Anggota kluster 2 ini mempunyai loyalitas karena durasi berlangganannya lebih lama dibandingkan anggota kluster lainnya, namun tingkat tunggakannya lebih rendah walaupun jarang mengajukan keluhan.

Kluster 3 mempunyai anggota sebanyak 1037 dengan Durasi Berlangganan 289,40, Jumlah Keluhan 3,70 dan Jumlah Tagihan 322487,44. Anggotanya mempunyai tingkat keluhan yang tinggi, namun demikian pelanggannya berada pada tingkat loyalitas sedang.

Dengan demikian pelanggan pada kluster 2 dan 3 atau sebanyak 5792 pelanggan dapat direkomendasikan untuk mendapatkan penawaran program retensi.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan data churn, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Prediksi *churn* berdasarkan atribut-atribut Jumlah Keluhan, Tagihan, Rata-rata Waktu Penanganan keluhan, Status *Payment* dan Paket Layanan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90,89% (> 82%, Hadden *et al*, 2006), maka pemodelan tersebut cukup baik.
2. Pada pemodelan Prediksi *Churn* dihasilkan bahwa pelanggan yang tidak membayar (status *payment* UNPAID) mempunyai tingkat *churn* lebih tinggi dibandingkan dengan pelanggan yang membayar (status *payment* PAID).
3. Dari 5956 total pelanggan yang terbagi dalam 3 kluster, dapat direkomendasikan untuk mendapatkan penawaran program retensi sebanyak 5792 pelanggan, yang terbagi dalam 2 kluster yaitu kluster 2 dan kluster 3.
4. Jumlah kluster pada proses *clustering* dapat pula disesuaikan dengan tingkat kepentingan perusahaan. CRM dapat menentukan jumlah kluster dengan mempertimbangkan kategori-kategori pelanggan, baik itu durasi berlangganan, domisili, dan lain sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

- Agusta, Yudi, Phd. *K-Means – Penerapan, Permasalahan dan Metode Terkait*. Jurnal Sistem dan Informatika Vol. 3 (Pebruari 2007), 47-60
- Andayani, Sri., *Pembentukan Cluster dalam Knowledge Discovery in Database dengan Algoritma K-Means*, Jurdik Matematika FMIPA UNY Yogyakarta, 24 Nopember 2007
- Arifin, Muhammad, *BUSINESS INTELLIGENCE UNTUK PREDIKSI CUSTOMER CHURN TELEKOMUNIKASI*, Prosiding SNATIF Ke-1, ISBN: 978-602-1180-04-4, Tahun 2014
- Chapman, Pete, et al, 2000. CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide, SPSS Inc. CRISPMWP-1104,.
- Chen, Jason R., *Making Subsequence Time Series Clustering Meaningful*, Departement of Information Engineering, Australia, 2005.
- Iskan, Dahlan, 2013 <http://economy.okezone.com/read/2013/11/11/278/894939/dahlan-telkomvisi-sudah-bertahun-tahun-rugi>, diakses 10/06/2015 16:43:04
- Govindaraju, Rajesti, Tota Simatupang dan TMA Ari Samadhi, *PERANCANGAN SISTEM PREDIKSI CHURN PELANGGAN PT. TELEKOMUNIKASI SELULER DENGAN MEMANFAATKAN PROSES DATA MINING*, JURNAL INFORMATIKA VOL. 9, NO. 1, MEI 2008: 33 - 42
- Hadden, John., Ashutosh Tiwari, Rajkumar Roy, dan Dymtr Ruta, *Churn Prediction using Complaints Data*, PROCEEDINGS OF WORLD ACADEMY OF SCIENCE, ENGINEERING AND TECHNOLOGY VOLUME 13 MAY 2006 ISSN 1307-6884 (2006)
- Han, Jiawei dan Micheline Kamber, 2006. *Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition*, Morgan Kaufman, (www.cs.uiuc.edu/~hanj/)
- Larose, Daniel T, 2005. *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, John Willey & Sons. Inc.
- Lazarov, Vladislav dan Marius Capota, *Churn Prediction*, Technische Universität München, diunduh tanggal 4 Oktober 2014.
- Melani. Anugrahani, Faisal. Baharudin, dan Anna. Lumumba, *The challenges of Pay TV Business in Indonesia Market*, International Conference on Business Management and Environment (ICBME'2012), Bangkok (Thailand), Dec. 28-29, 2012
- Norusis, Marija, 2011. Chapter 16 Cluster Analysis. <URL : http://www.norusis.com/pdf/SPC_v13.pdf>
- Pramudiono, Iko, *Pengantar Data Mining : Menambang Permata Pengetahuan di Gunung Data*, 2003, Ilmukomputer.com diunduh tanggal 13 Oktober 2014
- Richter, Y. dan N. Slonim, "Predicting customer churn in mobile networks through analysis of social groups," Proceedings of the SIAM International Conference on Data Mining, pp. 732-741, 2010.
- Sage Publication. 2011. Chapter 23 Cluster Analysis. <URL:[http://www.uk.sagepub.com/books/website%20material/Chapter%2023%](http://www.uk.sagepub.com/books/website%20material/Chapter%2023%20)

- 20-%20Cluster%20 Analysis.pdf>
- Sucahyo, Yudho Giri, *Data Mining – Menggali Informasi yang Terpendam*, Ilmukomputer.com diunduh tanggal 14 Oktober 2014
- Sunjana. 2010. "Aplikasi Mining Data Mahasiswa dengan Metode Segmentasi Decision Tree". Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi. Yogyakarta.
- Susanty, Silvi Eka, Rully A. Hendrawan, S.Kom., M.Eng., dan Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom., Segmentasi Pelanggan Menggunakan Two Stage Clustering dan LRFM Model pada Divisi Marketing PT.XYZ untuk Mendukung Strategi Pengelolaan Pelanggan, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2012, diakses 06 Agustus 2015
- Syamala, Mayvita Putri & Yati Rohayati, *Analisis Prediksi Churn dan Segmentasi Pelanggan Speedy Retail Daerah Operasional Bandung Menggunakan Algoritma Decision Tree dan K-Means*. Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) 2013 Yogyakarta, 15 Juni 2013.
- Tama, Bayu Adhi, IMPLEMENTASI TEKNIK DATA MINING DI DALAM KONSEP CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT (CRM), KNS&I09-011, Konferensi Nasional Sistem dan Informatika 2009; Bali, November 14, 2009
- Teknomo, Kardi, Phd., *Tutorial on Decision Tree - What is Decision Tree?*, <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/DecisionTree/>, diakses 17 Oktober 2014
- Teknomo, Kardi, Phd., *Numerical Example of Kmeans Clustering*, <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/kMean/NumericalExample.htm>, diakses 17 Oktober 2014
- William, Graham, *MATH3346 Data Mining Cluster*, http://datamining.anu.edu.au/student/math3346_2005/050809-maths3346-clusters-2x2.pdf, diunduh tanggal 4 Oktober 2014
- Yulianton, Heribertus, Data Mining untuk Dunia Bisnis, Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK Volume XIII, No.1, Januari 2008 : 9-15, ISSN : 0854-9524, Semarang, 2008
- Kamus Besar Bahasa Indonesia, <http://kbbi.web.id/>, diakses tanggal 04/11/2015 20:17:05
- <http://www.tech-faq.com/c-band.shtml>, diakses tanggal 04/11/2015 20:17:06
- <http://www.2wijaya.com/Transponder.htm>, diakses tanggal 04/11/2015 20:17:06

