

MODEL KLASIFIKASI KELAYAKAN KREDIT KOPERASI KARYAWAN DENGAN ALGORITMA DECISION TREE

Putri Kurnia Handayani

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus
Gondangmanis, PO Box 53, Bae, Kudus 59352
Email: kurnia.putri86@gmail.com

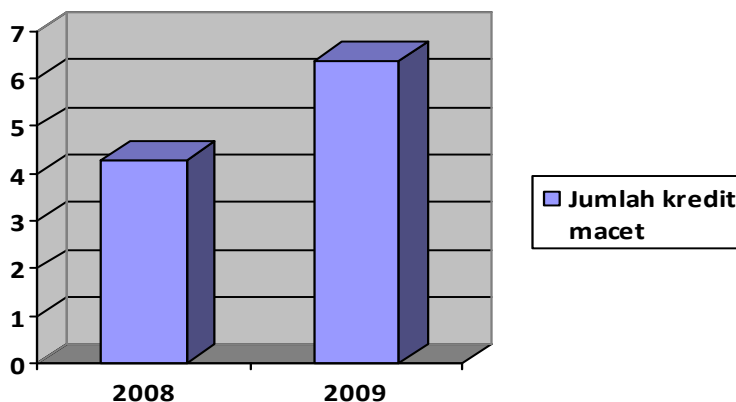
Abstrak

Koperasi adalah badan usaha yang beranggotakan orang-orang atau badan hukum koperasi yang melandaskan kegiatannya berdasarkan prinsip koperasi sekaligus sebagai gerakan ekonomi rakyat yang berdasarkan asas kekeluargaan. Prosedur pemberian kredit kepada anggota akan sangat berpengaruh terhadap tumbuh kembangnya usaha yang dijalankan oleh sebuah koperasi. Klasifikasi adalah jenis analisis data yang dapat membantu orang memprediksi label kelas dari sampel yang akan diklasifikasikan. Salah satu teknik klasifikasi adalah pohon keputusan (decision tree). Pohon (tree) adalah sebuah struktur data yang terdiri dari simpul (node) dan rusuk (edge). Penelitian ini adalah penelitian eksperimen. Desain eksperimen yang digunakan adalah Cross Standard Industry Process for Data Mining (CRISP-DM). Hasil penelitian menunjukkan akurasi dari algoritma Decision Tree sebesar 92,28% untuk memodelkan kelayakan kredit sebuah koperasi karyawan.

Kata kunci: *Klasifikasi, Decision Tree, Kelayakan Kredit*

1. PENDAHULUAN

Koperasi adalah badan usaha yang beranggotakan orang-orang atau badan hukum koperasi yang melandaskan kegiatannya berdasarkan prinsip koperasi sekaligus sebagai gerakan ekonomi rakyat yang berdasarkan asas kekeluargaan (Mahmoeddin, 2004). Untuk mampu berperan sebagai badan usaha yang tangguh dan mandiri, koperasi melalui usaha pemberian kreditnya harus mampu meningkatkan efektivitas sistem pemberian kredit dan berusaha sebaik mungkin mengurangi risiko kegagalan kredit. Prosedur pemberian kredit kepada anggota akan sangat berpengaruh terhadap tumbuh kembangnya usaha yang dijalankan oleh sebuah koperasi. Penelitian menunjukkan bahwa setiap 1% peningkatan dalam akurasi penilaian kredit dapat menyimpan jutaan dollar dalam portofolio kredit yang besar (West, 2000). Hal ini juga terjadi pada sebuah koperasi karyawan, seperti yang terlihat pada grafik di bawah ini (gambar 1).



Gambar 1 Grafik Debitur Tahun 2008 dan 2009

Sunjana (2010) dalam penelitiannya menjelaskan menambang data (*data mining*) nasabah sebuah perusahaan asuransi untuk mengetahui lancar tidaknya nasabah dalam pembayaran. Hasil penelitiannya menunjukkan dengan menggunakan algoritma C4.5 mampu mengelompokkan nasabah mana yang masuk kelas lancar dan masuk kelas tidak lancar. Pola yang terbentuk dapat membantu perusahaan untuk menerima atau menolak calon nasabah tersebut.

Zurada (2010) membandingkan tingkat kinerja klasifikasi delapan model, *LR*, *NN*, *RBFNN*, *SVM*, *CBR*, dan 3 model pohon keputusan (*DTS*). Model *Decision Tree* tidak hanya mengklasifikasikan lebih baik daripada model-model lain, tetapi pengetahuan mereka belajar dalam bentuk jika-maka aturan mudah untuk menafsirkan, masuk akal, dan mungkin bernilai bagi lembaga keuangan yang mungkin harus menjelaskan alasan untuk penolakan kredit.

Zurada dan Kunene (2011) dalam penelitiannya menyebutkan evaluasi risiko kredit adalah hal penting dalam lembaga keuangan. Penelitian yang dilakukan adalah mengkomparasikan akurasi dari metode kecerdasan tradisional dan komputasi. Penelitian ini menilai tingkat akurasi klasifikasi enam model pada lima dataset serbaguna dunia nyata yang diperoleh dari bidang keuangan yang berbeda. Mengatur data Quinlan 1 muncul untuk mengandung atribut terbaik untuk membangun model yang efektif untuk mengklasifikasikan pinjaman konsumen ke dalam kategori buruk dan baik

2. METODOLOGI

Penelitian ini adalah penelitian eksperimen. Desain eksperimen yang digunakan adalah *Cross Standard Industry Process for Data Mining (CRISP-DM)*. Tahapan eksperimen yang dilakukan adalah:

a. *Bussiness understanding*

Tahapan pertama yang dilakukan dalam penelitian ini ada survey lapangan, interview dengan pihak koperasi karyawan. Berdasarkan hasil *interview* ditemukan bahwa setiap tahun terjadi peningkatan jumlah nasabah yang berisiko mempunyai kredit macet.

b. *Data understanding*

Tahap berikutnya adalah pengumpulan data. Data yang telah dikumpulkan dalam penelitian ini data karyawan yang memiliki pinjaman di koperasi karyawan selama dua tahun, yaitu tahun 2008 dan 2009. Data pinjaman disertai dengan *history* angsuran setiap bulan. Data yang diolah untuk dijadikan *data training* dan *data testing* adalah data pinjaman tahun 2009 yang terdiri dari 583 nasabah.

c. *Data preparation*

Persiapan data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah mengolah data mentah menjadi data yang dapat diolah dengan data mining, yaitu klasifikasi. Data sampel asli yang digunakan adalah sebagian data nasabah koperasi karyawan pada tahun 2009 (tabel 1) dan plafon pinjaman yang ditawarkan (tabel 2).

Tabel 1 Data Nasabah Asli

Daftar Nama Anggota					
Per Januari 2010					
No Urut	No Koperasi	Masuk Anggota	Bagian	Golongan	Status Marital
1	1	10/6/1994	Clas Mild	A	Menikah
2	2	6/3/1996	Perwakilan	A	Menikah
3	3	5/3/2000	Kend Pusat	A	Menikah
4	4	9/1/1983	SKT Kaliwungu	A	Menikah
5	5	10/31/2002	Clas Mild	B	Menikah
6	6	5/26/2006	LPPJ	A	Lajang
7	7	9/1/1983	Tembakau	A	Menikah
8	8	1/8/1986	SKT Garung Ct	A	Menikah
9	9	9/1/1983	JB Baru	A	Menikah
10	10	9/1/1983	Tanjung kend	A	Menikah

Tabel 2 Plafon Pinjaman

Golongan	Masa Keanggotaan (Tahun)	Pinjaman Harian (Rupiah)	Pinjaman Borongan (Rupiah)	Jangka Angsuran (Minggu)
A	8 Lebih	2.500.000	2.000.000	115
B	> 6 s/d 8	2.000.000	1.600.000	100
C	> 4 s/d 6	1.700.000	1.350.000	85
D	> 2 s/d 4	1.500.000	1.250.000	75
E	> 1 s/d 2	1.250.000	1.000.000	60
F	4 Bln s/d 1	1.000.000	750	45

d. Modelling

Langkah berikutnya adalah mengklasifikasi dengan menggunakan model *Decision Tree*.

e. Evaluation

Tahap evaluasi merupakan tahap untuk mengevaluasi tingkat akurasi dari model *Decision Tree*. Pengukuran akurasi *Decision Tree* untuk klasifikasi kelayakan kredit koperasi karyawan menggunakan tools *Rapid Miner*.

f. Deployment

Tahap *deployment* adalah tahap membangun sistem. Penelitian ini hanya sampai pada tahap *evaluation*.

3. HASIL DAN EVALUASI

3.1 Hasil Klasifikasi

Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma *Decision Tree*. Langkah pertama yaitu menghitung nilai *gain (gini index)* dari masing-masing atribut. Penghitungan *gini index* menggunakan data sampel, yaitu 10 record dari total 584 record (tabel 3). Penggunaan data sampel bertujuan untuk memudahkan proses penghitungan nilai *gain* masing-masing atribut. Berikut hasil perhitungan algoritma *Decision Tree* untuk menentukan nilai *gini index* masing-masing atribut (tabel 4).

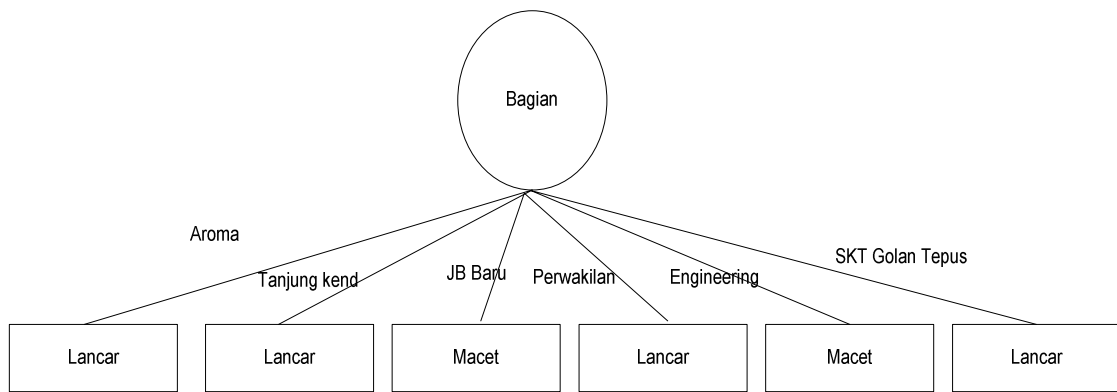
Tabel 3 Data Sampel Nasabah Koperasi

No Anggota	Bagian	Golongan	Masa Keanggotaan	Status Marital	Status Pinjaman
194	Aroma	B	A	Menikah	Lancar
195	Aroma	A	A	Menikah	Lancar
196	Tanjung kend	B	E	Menikah	Lancar
197	Tanjung kend	A	E	Menikah	Lancar
198	Tanjung kend	B	E	Menikah	Lancar
199	JB Baru	A	E	Menikah	Macet
200	Perwakilan	A	C	Menikah	Lancar
201	Engineering	A	E	Menikah	Macet
202	SKT Golan Tepus	B	E	Menikah	Lancar
203	Perwakilan	A	A	Menikah	Lancar

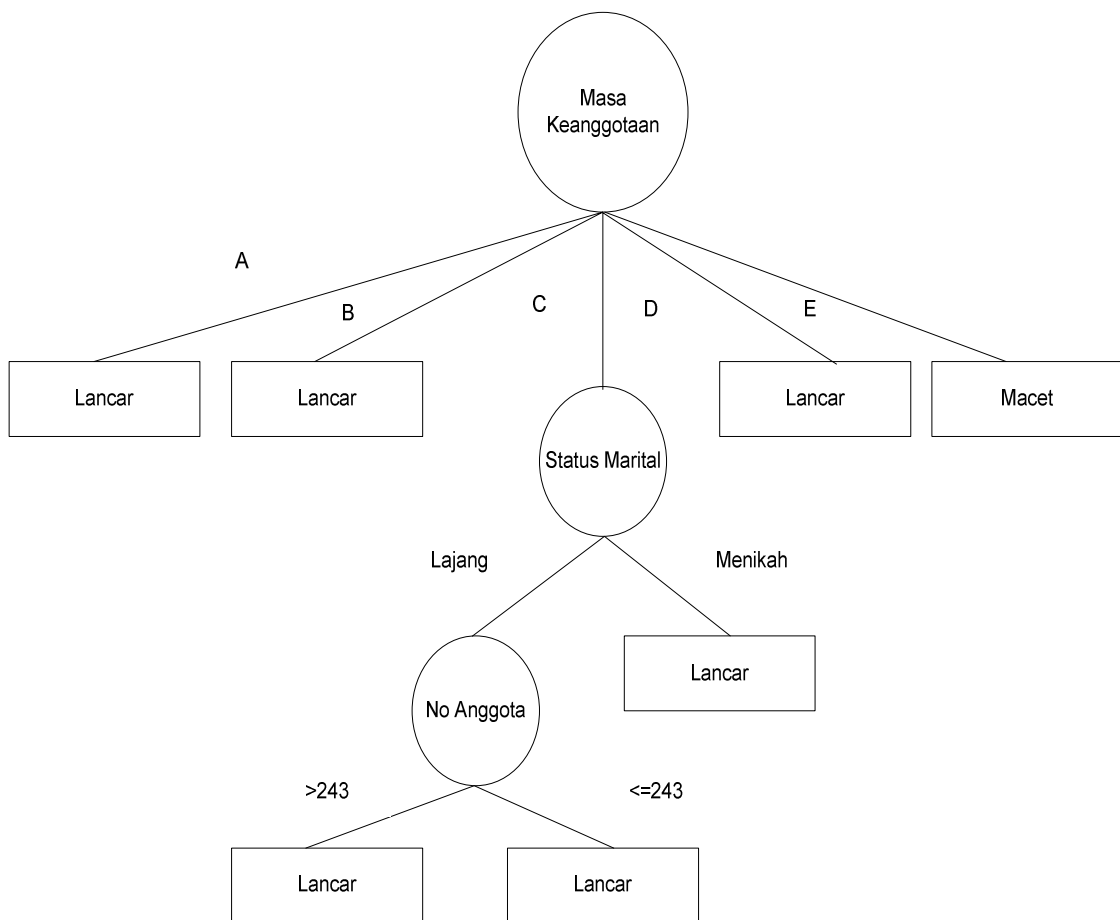
Tabel 4 Nilai *gini index* masing-masing atribut

Atribut	Kelas		Nilai Gini Index
	Lancar	Macet	
No Anggota			0.32
>243	8	2	
Gini index (>243)	0.32		
Bagian			0
Aroma	2	0	
Gini index (Aroma)	0		
Tanjung kend	3	0	
Gini index (Tanjung kend)	0		
JB Baru	0	1	
Gini index (JB Baru)	0		
Perwakilan	2	0	
Gini index (Perwakilan)	0		
Engineering	0	1	
Gini index (Engineering)	0		
SKT Golan Tepus	1	0	
Gini index (SKT Golan Tepus)	0		
Golongan			0.266666667
A	4	2	
Gini index (A)	0.444444444		
B	4	0	
Gini index (B)	0		
Masa Keanggotaan			0.266666667
A	3	0	
Gini index (A)	0		
C	1	0	
Gini index (C)	0		
E	4	2	
Gini index (E)	0.444444444		
Status Marital			0.32
Menikah	8	2	
Gini index (menikah)	0.32		

Penghitungan nilai *gain* (*gini index*) berakhir jika *value* pada atribut sudah berada pada kelas/label yang sama. *Value* pada atribut bagian (Aroma, Tanjung kend., JB Baru, Perwakilan, Engineering, SKT Golan Tepus) sudah berada pada kelas/label yang sama (gambar 2). Langkah yang sama dilakukan untuk data lengkap. Pemodelan klasifikasi dengan data lengkap menggunakan *tools Rapidminer* (gambar 3).



Gambar 2 Model Klasifikasi Data Sampel

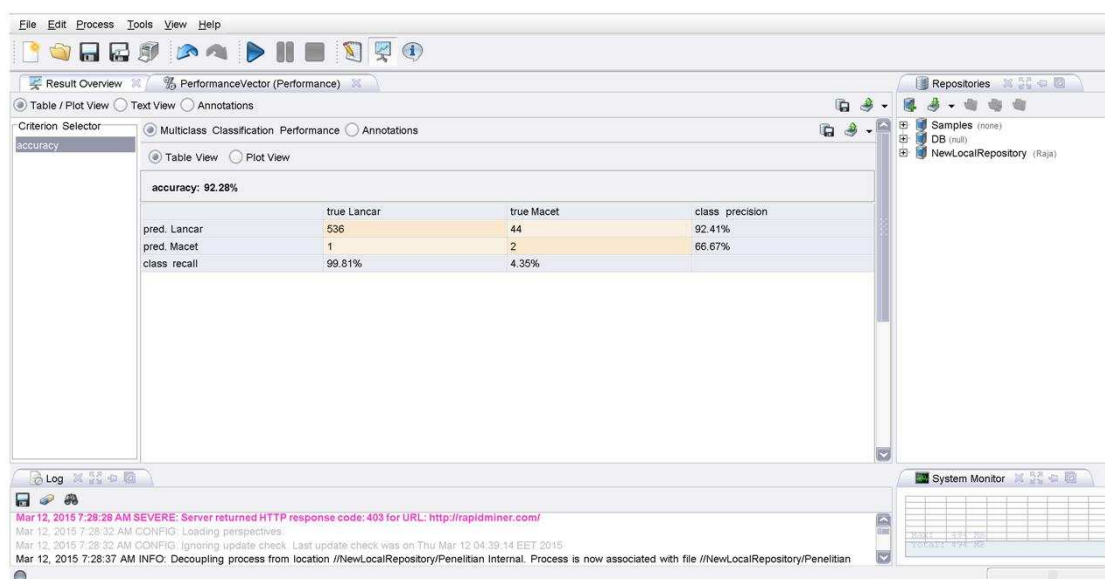


Gambar 3 Mode Klasifikasi Data Lengkap

3.2 Evaluasi

Proses evaluasi yang dilakukan dalam penelitian ini adalah mengukur tingkat akurasi dari algoritma *Decision Tree* dalam memodelkan data untuk kelayakan kredit koperasi karyawan. Penggunaan *tools Rapidminer* membantu proses perhitungan akurasi dari algoritma *Decision Tree* dan diketahui bahwa akurasi algoritma *Decision Tree* untuk klasifikasi kelayakan kredit koperasi karyawan adalah 92,28% (gambar 4).

RapidMiner: Penelitian Internal

Gambar 4 Hasil Akurasi dari *Decision Tree*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa *Decision Tree* akurat untuk klasifikasi kelayakan kredit koperasi karyawan. Tingkat akurasi *Decision Tree* untuk data dari sebuah koperasi karyawan sebesar 92,28%. Berdasarkan model klasifikasi yang telah diperoleh, penentuan kelayakan kredit koperasi karyawan adalah dengan memperhatikan atribut masa keanggotaan, status marital dan nomor anggota. Penggunaan atribut ini disini dapat berubah sesuai dengan perubahan data yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- Mahmoeddin, A. (2004). *Melacak Kredit Bermasalah*. Jakarta: Pustaka Sinar Harapan.
- Sunjana. Klasifikasi Data Nasabah Sebuah Asuransi Menggunakan Algoritma C4.5. In Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi; 2010; Yogyakarta. p. D31-D34.
- West, D. (2000, Sep-Oct). Neural Network Credit Scoring Models. *Vol 27, No. 11-12*, pp. 1131-1152.
- Zurada, J. (2010). Could Decision Trees Improve the Classification Accuracy and Interpretability of Loan Granting Decisions? *Hawaii International Conference on System Sciences*. Hawaii.
- Zurada, J., & Kunene, K. N. (2011). Comparisons of the Performance of Computational Intelligence Methodes for Loan Granting Decisions. *Hawaii International Conference on System Science*. Hawaii.