**PREDIKSI NASABAH POTENSIAL MENGGUNAKAN**

**METODE KLASIFIKASI POHON BINER**

**Ari Wibowo**

Program Studi Teknik Informatika Politeknik Negeri Batam

Jl. Parkway No 1, Batam Center, Batam Telp 0778-469856, Fax 0778-463620

E-mail : wibowo@polibatam.ac.id

Abstrak

Masalah prediksi dapat dilakukan dengan menggunakan metode klasifikasi dalam *data mining.* Model klasifikasi dibangun berdasarkan atribut yang sudah ada dan status polis nasabah yang sudah bergabung sebelumnya. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan prediksi terhadap calon nasabah potensial dengan menggunakan metode klasifikasi CART dan variasinya.

Metode klasifikasi yang dianalisa lebih lanjut adalah metode *decision tree*, yang mana di dalamnya terdapat beberapa variasi diantaranya adalah metode *Classification and Regresion Tree* (CART), *Bagging* CART, *dan Random Forrest.*

Berdasarkan hasil analisis pengujian didapatkan bahwa metode yang memberikan tingkat akurasi prediksi paling baik adalah metode *Bagging* CART. Dimana metode tersebut bisa melakukan prediksi dengan tingkat kebenaran/akurasi mencapai 90%, sementara metode yang lain hanya memiliki tingkat akurasi kurang dari 85%.

Kata kunci : klasifikasi, prediksi, akurasi.

1. **Pendahuluan**

**1.1 Latar Belakang**

Kemajuan teknologi informasi telah menyebabkan banyak orang dapat memperoleh data dengan mudah bahkan cenderung berlebihan. Data tersebut semakin lama semakin banyak dan terakumulasi, akibatnya pemanfaatan data yang terakumulasi tersebut menjadi tidak optimal. Sebagai contoh perusahaan *retail* yang akan memberikan brosur penawaran barang-barang yang dijual ke pelanggan sesuai basis data pelanggan yang mereka punya. Jika perusahaan *retail* tersebut mempunyai satu juta data pelanggan dan masing-masing pelanggan tersebut dikirimkan sebuah brosur penawaran dimana biaya pengiriman brosur tersebut adalah dua ribu rupiah, maka biaya yang akan dikeluarkan oleh perusahaan tersebut adalah dua juta rupiah per bulan. Dari penggunaan dana tersebut mungkin hanya sepertiganya atau bahkan 8% saja yang secara efektif membeli penawaran tersebut (YUD 2003).

Maka dari itu perlu prediksi yang efektif terhadap calon pembeli supaya tujuan bisa tercapai. Disamping prediksi untuk pembelian suatu produk, ada juga perusahaan yang membutuhkan prediksi untuk kelangsungan dari produk yang dibeli, sebagai contoh bagaimana perusahaan asuransi menjaga agar status polis pada nasabah tidak *lapse*, sehingga nasabah yang bersangkutan mendapatkan manfaat yang maksimal dari produk yang dibeli.

Berdasarkan uraian di atas diperlukan analisis nasabah yang potensial membeli produk tertentu dan melakukan pengiriman brosur sesuai dengan potensi pembelian dari pelanggan. *Data mining* adalah salah satu solusi untuk permasalahan di atas. *Data mining* merupakan serangkaian proses untuk menggali suatu informasi terpendam dari suatu kumpulan data, yaitu berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual. *Data* *mining* akan membentuk suatu pengetahuan dalam kelompok tertentu yang memiliki karakteristik masing-masing. Proses pembentukan pengetahuan ini biasa disebut dengan teknik *data mining.*

Terdapat beberapa teknik *data mining* yang telah dikembangkan, diantaranya klasifikasi, *clustering,* *association rule, neural network, decision tree,* dan lain-lain. Tapi bagaimana memilih teknik *data mining* yang tepat sehingga dihasilkan klasifikasi dan prediksi yang akurat? Karena dengan pemilihan metode yang tepat akan menghasilkan akurasi yang lebih baik, sehingga berguna dalam pengembangan, memperbaiki proses bisnis dan strategi dalam suatu perusahaan yang memanfaatkan teknologi *data mining*.

* 1. **Tinjauan Pustaka**

**Metode CART**

CART (*Classification and Regression Trees*) adalah salah satu metode atau algoritma dari salah satu teknik eksplorasi data *decision tree*. Metode ini dikembangkan oleh Leo Breiman, Jerome H. Friedman, Richard A. Olshen dan Charles J. Stone sekitar tahun 1980-an. CART merupakan metodologi statistik non-parametrik yang dikembangkan untuk topik analisis klasifikasi, baik untuk variabel respon kategorik maupun kontinu. CART menghasilkan suatu pohon klasifikasi jika variabel responnya kategorik, dan menghasilkan pohon regresi jika variabel responnya kontinu.

Langkah-langkah penerapan metode CART

1. Pembentukan pohon klasifikasi

Proses pembentukan pohon klasifikasi terdiri atas 3 tahapan yaitu:

a. Pemilihan Pemilah (*Classifier)*

Untuk membentuk pohon klasifikasi digunakan sampel data *Learning (L)* yang masih bersifat heterogen. Sampel tersebut akan dipilah berdasarkan aturan pemilahan. Pemilihan pemilah tergantung pada jenis *tree* atau lebih tepatnya tergantung pada jenis variabel responnya. Untuk mengukur tingkat keheterogenan suatu kelas dari suatu simpul tertentu dalam pohon klasifikasi dikenal dengan istilah *impurity measure i(t)*. Ukuran ini membantu menemukan fungsi pemilah yang optimal. Kualitas ukuran dari seberapa baik pemilah *s* dalam menyaring data menurut kelas merupakan ukuran penurunan keheterogenan dari suatu kelas.

****..........................................................(1)

Pemilah yang menghasilkan nilai Δ*i*(*s*,*t*) lebih tinggi merupakan pemilah yang lebih baik karena hal ini memungkinkan untuk mereduksi keheterogenan secara lebih signifikan. Karena *tR u tL ≤ t* maka nilai Δ*i*(*s*, *t*) merepresentasikan perubahan dari keheterogenan dalam simpul *t* yang semata-mata disebabkan oleh pemilah *s.* Jika simpul yang diperoleh merupakan kelas yang tidak homogen, prosedur yang sama diulangi sampai pohon klasifikasi menjadi suatu konfigurasi tertentu, dan memenuhi

****....................................................................(2)

b. Penentuan Simpul Terminal

Suatu simpul *t* akan menjadi simpul terminal atau tidak akan dipilah kembali apabila pada simpul *t* tidak terdapat penurunan keheterogenan secara berarti atau adanya batasan minimum *n* seperti hanya terdapat satu pengamatan pada tiap simpul anak. Menurut Breiman (1984), umumnya jumlah kasus minimum dalam suatu terminal akhir adalah 5, dan apabila hal itu terpenuhi maka pengembangan  *tree* dihentikan. Sementara itu, menurut Steinberg dan Colla (1995) jumlah kasus yang terdapat dalam simpul terminal yang homogen adalah kurang dari 10 kasus.

c. Penandaan Label Kelas

Penandaan label kelas pada simpul terminal dilakukan berdasarkan aturan jumlah terbanyak.

1. Pemangkasan pohon klasifikasi

Pemangkasan dilakukan dengan jalan memangkas bagian *tree* yang kurang penting sehingga didapatkan pohon optimal. Ukuran pemangkasan yang digunakan untuk memperoleh ukuran  *tree* yang layak adalah *cost complexity minimum* (Breiman *et. Al*., 1984). Sebagai ilustrasi, untuk sembarang *tree* *T* yang merupakan sub *tree* dari *tree* terbesar Tmaxukuran *cost complexity* yaitu.

****….......................................................................(3)

dimana

*R*(*T*) = *Resubtitusion Estimate* (Proporsi kesalahan pada sub  *tree*)

α = kompleksitas parameter (*complexity parameter)*

~|T|= ukuran banyaknya simpul terminal  *tree* *T*

*R*α(*T*) merupakan kombinasi linear biaya dan kompleksitas *tree* yang dibentuk dengan menambahkan *cost penalty* bagi kompleksitas terhadap biaya kesalahan klasifikasi *tree*. *Cost* *complexity prunning* menentukan suatu pohon bagian *T*(α) yang meminimumkan *R*α(*T*) pada seluruh pohon bagian. Atau untuk setiap nilai α, dicari pohon bagian max *T* yang meminimumkan *R*α(*T*) yaitu.

****…..................................................................(4)

Jika *R*(*T*) digunakan sebagai kriteria penentuan  *tree* optimal maka akan cenderung  *tree* terbesar adalah T1, sebab semakin besar  *tree*, maka semakin kecil nilai *R*(*T*) nya.

3. Penentuan Pohon Klasifikasi Optimal

Pohon klasifikasi yang berukuran besar akan memberikan nilai penduga pengganti paling kecil, sehingga *tree* ini cenderung dipilih untuk menduga nilai respon. Tetapi ukuran *tree* yang besar akan menyebabkan nilai kompleksitas yang tinggi karena struktur data yang digambarkan cenderung kompleks, sehingga perlu dipilih pohon optimal yang berukuran sederhana tetapi memberikan nilai penduga pengganti cukup kecil.

Metode Bagging CART

Metode Bagging merupakan penyempurnaan metode CART yaitu menggabungkan banyak nilai dugaan menjadi satu nilai dugaan. Dengan demikian proses pembuatan dugaan secara *bagging* menggunakan *tree* adalah sebagai berikut:

1. Pembuatan  *tree*

a.tahapan *bootstrap*-tarik pengamatan acak berukuran n dari gugus data training

b. susun  *tree* terbaik berdasarkan data tersebut

c. ulangi langkah a-b sebanyak *k* kali sehingga diperoleh *k* buah  *tree* acak

2.Lakukan pendugaan gabungan berdasarkan *k* buah *tree* tersebut (misal menggunakan *majority vote* untuk kasus klasifikasi, atau rata-rata untuk kasus regresi)

Penggunaan *bagging* ini sangat membantu terutama mengatasi sifat ketidakstabilan *tree* klasifikasi dan regresi tunggal seperti yang telah disinggung sebelumnya. Hastie et al. (2008) menyatakan bahwa proses *bagging* dapat mengurangi galat baku dugaan yang dihasilkan oleh  *tree* tunggal. Hal ini dapat jelas terlihat karena dengan melakukan rata-rata misalnya maka ragam dugaan akan mengecil sedangkan tingkat bias dugaan tidak terpengaruh. Selain itu Breiman (1996) mencatat bahwa pada banyak gugus data yang dicoba, *bagging* mampu mengurangi tingkat kesalahan klasifikasi pada kasus klasifikasi. Hal ini tentu tidak berlaku secara keseluruhan. Berk (2008) mencatat beberapa kasus yang mungkin menyebabkan dugaan *bagging* memiliki ragam dugaan yang lebih besar atau juga bias yang lebih besar pula. Ini terjadi antara lain pada kasus dengan kategori peubah respon yang sangat tidak seimbang.

Metode Random Forest

Metode *Random Forest*berupaya untuk memperbaiki proses pendugaanyang dilakukan menggunakan metode *bagging*.Perbedaan utama dari kedua metode ini terletakpada penambahan tahapan *random sub-setting*sebelum di setiap kali pembentukan *tree*. Tahapanpenyusunan dan pendugaan menggunakan RFadalah:

1. Tahap I

a.Tahapan *bootstrap* : tarik contoh acak dengan permulihan berukuran n

dari gugus data training

b.Tahapan *random sub-setting* : susun  *tree* berdasarkan data tersebut, namun pada setiap proses pemisahan pilih secara acak *m < d* peubah penjelas, dan lakukan pemisahan terbaik.

c.Ulangi langkah a-b sebanyak *k* kali sehingga diperoleh *k* buah  *tree* acak

2.Lakukan pendugaan gabungan berdasarkan *k* buah  *tree* tersebut (misal menggunakan *majority vote* untuk kasus klasifikasi, atau rata-rata untuk kasus regresi)

Proses penggabungan nilai dugaan dari banyak  *tree* yang dihasilkan serupa dengan yang dilakukan pada metode *bagging*. Perhatikan bahwa pada setiap kali pembentukan *tree*, kandidat peubah penjelas yang digunakan untuk melakukan pemisahan bukanlah seluruh peubah yang terlibat namun hanya sebagian saja hasil pemilihan secara acak. Bisa dibayangkan bahwa proses ini menghasilkan kumpulan *tree* tunggal dengan ukuran dan bentuk yang berbeda-beda. Hasil yang diharapkan adalah kumpulan *tree* tunggal memiliki korelasi yang kecil antar *tree-*nya. Korelasi kecil ini mengakibatkan ragam dugaan hasil RF menjadi kecil (Hastie *et al*, 2008) dan lebih kecil dibandingkan ragam dugaan hasil *bagging* (Zu, 2008). Lebih jauh Zu (2008) menjelaskan bahwa dalam Breiman (2001) telah dibuktikan batasan besarnya kesalahan prediksi oleh *Random Forest* adalah

....................................................................................(5)

dengan r adalah rata-rata korelasi antar pasangan dugaan dari dua  *tree* tunggal dan *s* adalah adalah rata-rata ukuran kekuatan (*strength*) akurasi  *tree* tunggal. Nilai s yang semakin besar menunjukkan bahwa akurasi prediksinya semakin baik. Definisi formal mengenai *s* dapat dilihat di Breiman (2001). Pertidaksamaan tersebut mengarahkan bahwa jika ingin memiliki RF yang memuaskan maka haruslah diperoleh banyak *tree* tunggal dengan r yang kecil dan *s* yang besar.

1. **Pembahasan**
   1. **Data dan Metode**

Pada model ini ada dua belas atribut yang dipakai dimana sebelas diantaranya sebagai *predictor* dan satu atribut sebagai *target*. Pada atribut yang menjadi *target* ada tiga kelas yang menjadi tujuan/*respon*/*target* dari hasil klasifikasi yang terdapat pada atribut *status*, yaitu *inforce, lapse,* dan *surrender*. Atribut-atribut yang menyertai data calon nasabah dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Karakteristik Data Nasabah

| **No** | **Nama Atribut** | **Jenis** | **Value** |
| --- | --- | --- | --- |
| 1 | *kelamin* | Kategorik | P, L |
| 2 | *phone* | Kategorik | *Yes, No* |
| 3 | *kelas pekerjaan* | Kategorik | 1,2,3,4 |
| 4 | *status kawin* | Kategorik | M, S |
| 5 | *income* | Kategorik |  |
| 6 | *rawat inap* | Kategorik | pernah, tdk pernah |
| 7 | *payment* | Kategorik | *card, autodebet, cash* |
| 8 | *p.mode* | Kategorik | bulanan, kwartalan, semesteran, tahunan |
| 9 | *merokok* | Kategorik | Y, N |
| 10 | *tahun lahir* | Numeric |  |
| 11 | *kode agen* | Kategorik |  |
| 12 | *status* | Kategorik | *inforce, lapse, surrender* |

Tabel nasabah berisi data nasabah antara tahun 2005-2010, dengan jumlah data 1287 record. Ada beberapa proses *preprocesing* agar data siap diolah oleh model, yaitu *data cleaning* dan *data transformasi.* Untuk *data cleaning* dilakukan secara manual, yaitu adanya pembersihan tanda spasi yang tidak perlu pada *row* status. Pada proses *data transformasi* dilakukan secara otomatis dan *manual*.

Untuk menghitung akurasi, data asli dipartisi menjadi dua bagian yaitu *data training* dan *data testing*. Model klasifikasi kemudian dibangun berdasarkan *data training*, kemudian hasilnya dievaluasi dengan menggunakan *data testing*. Akurasi dari masing-masing metode klasifikasi dapat diestimasi berdasarkan akurasi yang diperoleh dari *data testing*. Akurasi dapat dihitung berdasarkan persentase *error* yang terjadi.

*Error=(prediksi salah/total prediksi)*x100% ………………………………..(6)

Akurasi dihitung berdasarkan rumus:

*Akurasi*=100%-*error …......................................................*(7)

Proporsi antara *data training* dan *data testing* tidak mengikat, tetapi agar variansi dalam model tidak terlalu besar maka dapat ditentukan bahwa proporsi *data training* lebih besar daripada *data testing*. Penentuan data yang masuk ke dalam *data training* dan *data testing* diusahakan dari kelompok yang berbeda sehingga diharapkan data yang masuk adalah data yang saling bebas.

* 1. **Hasil dan Pembahasan**

Pada sub bab ini dipaparkan pengujian untuk semua atribut yang dimasukkan sekaligus pada semua metode klasifikasi. Semua atribut diinput ke dalam model, kemudian dihitung tingkat akurasinya, selanjutnya dilakukan analisa terhadap hasil pengujian. Ada 11 atribut yang diuji yaitu atribut *income, kelamin, kelas pekerjaan, kode agen, merokok, p\_mode, payment, phone, rawat inap, status kawin, dan tahun lahir*. Perhitungan akurasi dihitung berdasarkan rata-rata dari masing-masing kelas dan ketepatan prediksi untuk semua kelas.

Tujuan Pengujian

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui metode apa yang memberikan tingkat akurasi yang paling tinggi. Semua atribut dijadikan input pada masing-masing metode kemudian dihitung tingkat akurasinya. Berdasarkan hasil akurasi yang didapat akan ditentukan metode apa yang memberikan tingkat akurasi paling baik. Hasil akurasi yang didapat akan digunakan untuk proses analisa selanjutnya.

Hasil Pengujian

Setelah dilakukan pengujian didapatkan hasil pengujian untuk semua atribut pada setiap metode yang diuji coba, hasil untuk masing-masing metode dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

**Tabel 2 Hasil Prediksi**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Kelas | CART (%) | Bagging CART (%) | Random Forest (%) |
| Inforce | 86.52 | 93.26 | 78.65 |
| Lapse | 67.65 | 85.29 | 47.06 |
| Surrender | 100 | 71.43 | 100 |
| Rata-rata | 82.31 | 90.00 | 71.53 |

Analisa Hasil Pengujian

Berdasarkan data yang didapat dari hasil pengujian maka dilakukan analisis seperti dibawah ini.

* Berdasarkan tingkat akurasi yang dihasilkan metode *Bagging* CART memberikan tingkat akurasi yang paling baik, sedangkan metode *Random Forest* memberikan tingkat akurasi yang paling rendah.
* Pohon klasifikasi yang dihasilkan oleh algoritma *Bagging* CART merupakan pohon klasifikasi yang sangat kompleks karena  *tree* ini dibentuk oleh semua variabel *predictor*. Proses pengklasifikasian data baru dengan pohon klasifikasi *Bagging* CART dijalankan secara paralel pada semua pohon klasifikasi tersebut sehingga akan diperoleh berbagai versi hasil prediksi, dimana hasil prediksi akhir dari pohon klasifikasi ini merupakan hasil *voting* dari berbagai versi prediksi kelas yang paling banyak muncul.
* Pada *Random Forest* setiap kali pembentukan  *tree*, kandidat *predictor* yang digunakan untuk melakukan pemisahan bukanlah seluruh peubah yang terlibat namun hanya sebagian saja hasil pemilihan secara acak. Bisa dibayangkan bahwa proses ini menghasilkan kumpulan  *tree* tunggal dengan ukuran dan bentuk yang berbeda-beda. Sehingga ada kemungkinan menghasilkan akurasi lebih rendah bila dibandingkan dengan metode CART maupun *Bagging* CART.

Tabel 3 Perbandingan Prediksi Salah dan Benar

| Case ID | CART | Random Forest | Boosting | Bagging CART |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 12 | X | X | X | V |
| 113 | X | X | X | V |
| 183 | X | X | X | V |
| 374 | X | X | X | V |
| 517 | X | X | X | V |
| 621 | X | X | X | V |
| 747 | X | X | X | V |
| 757 | X | X | X | V |
| 880 | X | X | X | V |
| 1125 | X | X | X | V |
| 1127 | X | X | X | V |
| 1254 | X | X | X | V |
| 1285 | X | X | X | V |

Keterangan

X : diprediksi salah

V : diprediksi benar

1. **Kesimpulan**

Setelah menyelesaikan penelitian ini, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan seperti di bawah ini.

1. Berdasarkan tingkat akurasi yang dihasilkan metode *Bagging* CART memberikan tingkat akurasi yang paling baik bila dibandingkan dengan metode CART, dan *Random Forest*, sedangkan metode *Random Forest* memberikan tingkat akurasi yang paling rendah. Hal ini disebabkan karena pada metode *Bagging* CART ada pembangkitan *learning* sampel yang akan mereduksi variansi atribut *predictor*, sehingga ketika dikombinasikan hasilnya lebih baik bila dibandingkan dengan *predictor* tunggal yang dibangun untuk menyelesaikan masalah yang sama.
2. Berdasarkan hasil pengujian bisa disimpulkan bahwa nasabah potensial ditentukan oleh atribut *phone, payment*, dan *status kawin*, yaitu jika pembayaran dilakukan melakukan debet rekening/kartu kredit maka nasabah tersebut akan bertahan lama, sehingga status polis akan terus *inforce*.
3. **Daftar Pustaka**
4. Han, Jiawei., Kamber, Micheline (2000), *Data Mining Concepts and Technigues*, Morgan Kaufman Publishers
5. Piatetsky, Gregory (2006), *Data Mining and Knowledge Discovery in Business Databases*.
6. Breiman, L., Friedman, J., Olsen, R.A., dan Stone, C. (1984), *Classification and regression trees*, Wadsworth, Belmont, California.
7. Breiman, L (1996a). *Bagging Predictors, Machine Learning,* Vol. 24. 123-140
8. Bühlman, P. dan Yu, B. (2002), *Analyzing Bagging*, *The Annals of Statistics*, Vol. 30 no. 4, hal 927-961.
9. Sibaroni, Yuliant (2008) “*Analisis dan Penerapan Metode Klasifikasi untuk Pembangunan Perangkat Lunak Penerimaan Mahasiswa Baru Jalur Non-Tulis”* ITB, Bandung*.*
10. Wijanarko Bambang dan Sumarmi (2009) “Bagging CART pada Klasifikasi Anak Putus Sekolah” ITS, Surabaya.
11. Sri, Veronika (2007) “*Pengembangan Skalabilitas Algoritma Klasifikasi C4.5 dengan Pendekatan Konsep Operator Relasi*” ITB, Bandung.