

**Perbandingan Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dan Jaringan Saraf Tiruan
(Studi Kasus: Pt Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera Tahun 2018)**

*Comparison Of Naïve Bayes And Artificial Neural Networks Classification Methods
(Case Study : Pt Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera In 2018)*

Hesti Ardyanti¹, Rito Goejantoro², dan Fidia Deny Tisna Amijaya³

^{1,2}Laboratorium Statistika Komputasi, Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Mulawarman

³Laboratorium Matematika Komputasi, Program Matematika, FMIPA, Universitas Mulawarman

Email: non.hesti@gmail.com

Abstract

Classification is a technique to form a model of data that is already known to its classification group. The model that was formed will be used to classify new object. Naïve Bayes is a classification technique for predicting future probability based on past experiences with a strong assumption of independence. Artificial neural network is one of the data mining analysis tools that can be used to create data on classification. Model selection in artificial neural networks requires various factors such as the selection of optimal number of hidden neuron. This research has a goal to compare the level of classification accuracy between the Naïve Bayes method and artificial neural network on payment status of the insurance premium. The data used is insurance costumer's data of PT AJB Bumiputera Samarinda in 2018. The result of the comparison of accuracy calculation from the two analyzes indicate that artificial neural network has a higher level of accuracy than naïve Bayes method. Classification accuracy result of Naïve Bayes is 82,76% and artificial neural network is 86,21%.

Keywords: *classification, naïve Bayes, artificial neural network, insurance*

Pendahuluan

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai obyek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. Terdapat dua pekerjaan utama yang dilakukan dalam klasifikasi yaitu pembangunan model sebagai model asli untuk disimpan sebagai memori dan penggunaan model tersebut untuk melakukan pengenalan atau klasifikasi atau prediksi pada suatu obyek data lain agar diketahui di kelas mana obyek data tersebut dalam model yang sudah disimpannya (Prasetyo, 2012).

Pembangunan model selama proses pelatihan diperlukan adanya suatu algoritma untuk membangun model yang disebut sebagai algoritma pelatihan (*learning algorithm*). Berdasarkan cara pelatihan, algoritma klasifikasi dibagi menjadi dua macam yaitu *eager learner* dan *lazy learner*. Algoritma yang termasuk dalam kategori *eager learner* didesain untuk melakukan pelatihan atau pembelajaran pada data *training* untuk dapat memetakan dengan benar setiap vektor masukan ke label kelas keluarannya sehingga di akhir proses pelatihan, model sudah dapat melakukan pemetaan semua data *training* ke label kelas keluarannya. Setelah proses pelatihan selesai, maka model disimpan sebagai memori. Algoritma-algoritma klasifikasi yang masuk dalam kategori *eager learner* adalah *Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, *Bayesian* (Prasetyo, 2012).

Naïve Bayes merupakan sebuah metode klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes yaitu memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya. *Naïve Bayes* merupakan sebuah probabilitas sederhana yang menghitung sekumpulan peluang dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Algoritma dengan menggunakan teorema Bayes mengasumsikan semua variabel saling bebas atau tidak saling ketergantungan (Bustami, 2013).

Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan sistem pemrosesan informasi yang mempunyai penampilan karakteristik menyerupai jaringan saraf biologi (Fausett, 1994). JST adalah salah satu alternatif pemecahan masalah dan banyak diminati oleh para peneliti pada saat ini. Hal ini adalah karena keluwesan yang dimiliki oleh JST, baik dalam perancangan maupun penggunaannya. *Backpropagation* merupakan salah satu dari metode pelatihan pada jaringan saraf, dimana ciri dari metode ini adalah meminimalkan *error* pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan (Puspita dan Eunike, 2007).

Metode klasifikasi dapat digunakan dalam beberapa bidang. Salah satu bidang yang dapat dikerjakan dengan menggunakan metode klasifikasi yaitu bidang asuransi. Asuransi adalah suatu perjanjian dimana seseorang penanggung mengikat diri kepada seorang tertanggung dengan menerima suatu premi untuk memberikan penggantian kepadanya karena suatu kerugian,

kerusakan atau kehilangan keuntungan yang diharapkan yang mungkin akan diteritinya karena suatu peristiwa yang tak tertentu. Dalam mengambil keputusan dan tindakan, perusahaan asuransi harus mempertimbangkan pengambilan keputusan dalam pemilihan nasabah. Pemilihan nasabah akan berdampak pada kelancaran administrasi perusahaan seperti nasabah yang menunggak pembayaran sehingga membuat pendapatan perusahaan semakin menurun dan tidak stabil. Di Indonesia terdapat beberapa jenis asuransi, salah satunya adalah asuransi jiwa.

Teori/Metodologi

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai obyek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia.

1. Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik sederhana yang berdasar pada teorema Bayes dengan asumsi independensi yang kuat (Prasetyo, 2014). Naïve Bayes terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data yang besar (Kusrini dan Luthfi, 2009). Definisi lain mengatakan naïve Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilistik dan statistik yang memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman sebelumnya (Bustami, 2013).

Pada klasifikasi Naïve Bayes, proses pembelajaran lebih ditekankan pada mengestimasi probabilitas. Keuntungan dari pendekatan ini yaitu pengklasifikasian akan mendapatkan nilai error yang lebih kecil ketika data set berjumlah besar (Berry dan Browne, 2006). Selain itu menurut Han dan Kamber (2006) klasifikasi naïve Bayes terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam basis data dengan jumlah yang besar.

Persamaan dari teorema Bayes pada umumnya adalah sebagai berikut:

$$P(A | B) = \frac{P(A) \times P(B | A)}{P(B)} \tag{1}$$

Pengklasifikasian dengan metode naïve Bayes dilakukan dengan tiga langkah sebagai berikut :

1. Menghitung probabilitas awal (*prior*) setiap kelompok

$$P(Y_i) = \frac{n_i}{N} \tag{2}$$

2. Menghitung probabilitas setiap variabel bebas pada setiap kelompok

$$P(X_i | Y) = \frac{P(X_i \cap Y)}{P(Y)} \tag{3}$$

3. Menghitung perkalian probabilitas *prior* dan probabilitas setiap variabel bebas pada setiap kelompok (*posterior*).

$$\begin{aligned} P(Y | X_1, \dots, X_n) &= P(Y)P(X_1 | Y)P(X_2 | Y) \\ &\quad P(X_3 | Y) \dots P(X_n | Y) \\ &= P(Y) \prod_{i=1}^n P(X_i | Y) \end{aligned} \tag{4}$$

2. Jaringan Saraf Tiruan

Menurut Hermawan (2006), jaringan saraf tiruan (JST) didefinisikan sebagai suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia. Jaringan saraf biologis merupakan kumpulan dari *neuron*. *Neuron* mempunyai tugas mengolah informasi.

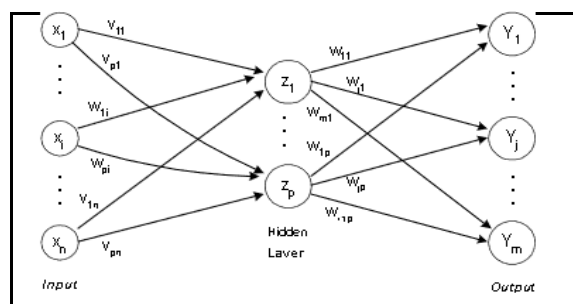
JST tercipta sebagai suatu generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (*human cognition*) yang didasarkan atas asumsi sebagai berikut:

1. Pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut *neuron*.
2. Isyarat mengalir di antara sel saraf/*neuron* melalui suatu sambungan penghubung.
3. Setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang bersesuaian. Bobot ini akan digunakan untuk menggandakan/mengalihkan isyarat yang dikirim melaluinya.
4. Setiap sel saraf akan menerapkan fungsi aktivasi terhadap isyarat hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan isyarat keluarannya.

(Puspitaningrum, 2006).

Sebuah jaringan saraf tiruan terdiri dari sejumlah elemen pemrosesan yaitu lapisan (*layer*) dan *neuron*. Setiap *neuron* terhubung ke *neuron* lain melalui *link* penghubung dengan bobot tertentu. Jenis *layer* dapat dibedakan menjadi:

1. *Input layer*, terdiri dari unit-unit *neuron* yang berperan sebagai *input* proses pengolahan data pada jaringan saraf.
2. *Hidden layer*, terdiri dari unit-unit *neuron* yang dianalogikan sebagai lapisan tersembunyi dan berperan sebagai lapisan yang meneruskan respon dari *input*.
3. *Output layer*, terdiri dari unit-unit *neuron* yang berperan memberikan solusi dari data *input*.



Gambar 1. Jaringan Saraf Tiruan *Multilayer*

Terdapat beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan saraf tiruan antara lain (Puspitaningrum, 2006):

a. Fungsi *threshold* (Batas ambang)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq a \\ 0 & \text{jika } x < a \end{cases} \quad (5)$$

b. Fungsi sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

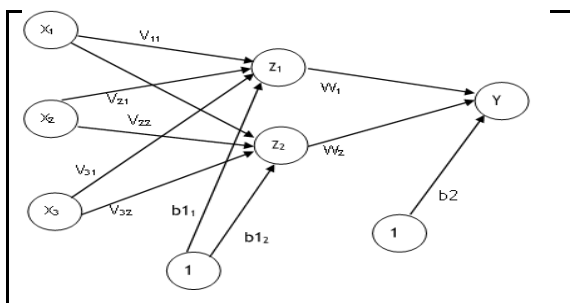
c. Fungsi Identitas

$$f(x) = x \quad (7)$$

Algoritma pembelajaran jaringan saraf tiruan *Backpropagation* pertama kali dirumuskan oleh Werbos dan dipopulerkan oleh Rumelhart dan Mc. Clelland. Jaringan saraf *Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran terbimbing yang mempunyai banyak lapisan. *Backpropagation* menggunakan *error output* untuk menggunakan nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahapan perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu

Secara umum, mekanisme pelatihan algoritma *backpropagation* diberikan sebagai berikut: mula-mula jaringan diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan yang kemudian bergerak maju menuju unit-unit lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke unit-unit lapisan keluaran. Selanjutnya, lapisan keluaran akan memberikan tanggapan yang disebut sebagai *output* (keluaran jaringan). Jika *output* yang dikeluarkan tidak sesuai dengan target yang diharapkan maka *output* akan menyebar mundur (*backward*) menuju lapisan tersembunyi dan lapisan masukan.

Algoritma pelatihan *backpropagation* terdiri dari dua tahapan, yaitu propagasi maju (*feed forward*) untuk menentukan *output* (keluaran jaringan) serta propagasi mundur (*back propagation*) untuk menentukan perubahan bobot sehingga galat minimum didapatkan. Secara umum arsitektur jaringan saraf tiruan propagasi balik dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Berikut adalah algoritma pelatihan *Backpropagation* dengan asumsi yang digunakan adalah fungsi aktivasi *sigmoid biner* pada semua *layer*.

Langkah 0. Inisialisasi nilai bobot

Langkah 1. Selama kondisi berhenti masih tidak terpenuhi, lakukan langkah 2 sampai 9.

Langkah 2. Untuk setiap pasangan pelatihan kerjakan langkah 3 sampai 8.

Proses *feedforward*

Langkah 3. Masing-masing unit *input* ($x_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal *input* x_i dan menyebarkan sinyal itu keseluruhan unit pada lapisan tersembunyi.

Langkah 4. Menjumlahkan bobot sinyal *input* pada setiap unit di *hidden layer* ($z_j, j = 1, 2, \dots, p$)

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^5 x_i v_{ij} \quad (8)$$

Menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner untuk menghitung sinyal *hidden layer*

$$z_j = f_1(z_in) \quad (9)$$

Sinyal *output* dikirim ke semua unit lapisan atasnya.

Langkah 5. Menjumlahkan bobot sinyal *input* pada setiap *unit output* ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$)

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^5 z_j w_{jk} \quad (10)$$

Menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*

$$y_k = f(y_in) \quad (11)$$

Proses *backpropagation*

Langkah 6. Setiap unit *output* $y_k, k = 1, 2, \dots, m$ menerima suatu pola target yang bersesuaian dengan pola pelatihan *input*, hitung *error*-nya (δ)

$$\delta_k = (T_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (12)$$

Menghitung suku koreksi bobot yang akan digunakan untuk meng *update* w_{jk}

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (13)$$

Menghitung suku koreksi bobot yang akan digunakan untuk meng *update* w_{0k}

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (14)$$

Langkah 7. Menghitung *error* sinyal *output* ($z_j, j = 1, 2, \dots, p$)

$$\delta_net_j = \delta w_{jk} \quad (15)$$

Menghitung *error* $z_j, j = 1, 2, \dots, p$

$$\delta_j = \delta_net_j \times z_j (1 - z_j) \quad (16)$$

Menghitung suku koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (16)$$

Menghitung suku koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{0j}

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (17)$$

Proses menentukan bobot dan bias baru

Langkah 8. Setiap unit *output* menentukan bias dan bobot baru.

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (18)$$

Setiap unit *hidden layer* menentukan bias dan bobot baru

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij} + \Delta v_{ij} \quad (19)$$

Langkah 9. Kondisi pelatihan berhenti apabila jumlah iterasi telah terpenuhi.

3. Pengukuran Tingkat Akurasi

Menurut Prasetyo (2014), sebuah sistem yang melakukan klasifikasi diharapkan dapat melakukan klasifikasi semua set data dengan benar. Akan tetapi, tidak dipungkiri bahwa kinerja suatu sistem tidak bisa bekerja 100% benar. Oleh karena itu, sebuah sistem klasifikasi juga harus diukur kinerjanya. Umumnya, cara mengukur kinerja klasifikasi menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 1. Pengukuran Akurasi

| Kelas Asli (i) | Kelas prediksi (j) | |
|----------------|--------------------|-----------|
| | Kelas = 1 | Kelas = 0 |
| Kelas = 1 | f_{11} | f_{10} |
| Kelas = 0 | f_{01} | f_{00} |

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{jumlah obyek yang benar klasifikasi}}{\text{jumlah prediksi yang dilakukan}} \times 100\% \\ &= \frac{f_{11} + f_{00}}{f_{11} + f_{10} + f_{01} + f_{00}} \quad (20) \end{aligned}$$

4. Asuransi

Asuransi berasal dari kata *assurance* atau *insurance*, yang berarti jaminan atau pertanggungan. Hidup penuh dengan ketidakpastian dan jaminan selalu berusaha memperkecil atau meminimumkan ketidakpastian tersebut (Sembiring, 1986).

Di Indonesia terdapat beberapa jenis asuransi, salah satunya adalah asuransi jiwa. Asuransi jiwa adalah sebuah janji dari perusahaan asuransi (pihak penanggung) kepada nasabahnya (tertanggung) bahwa apabila nasabah mengalami resiko kematian dalam hidupnya, perusahaan asuransi akan memberikan santunan dengan

jumlah tertentu kepada ahli waris dari nasabah tersebut.

Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari PT Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera Tahun 2018. Adapun variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu enam variabel bertipe kategorik: Pembayaran premi (Y) memiliki dua kategori yaitu tidak lancar dan lancar. Jenis kelamin (X_1) memiliki dua kategori yaitu laki-laki dan perempuan. Jenis Pekerjaan (X_2) memiliki tujuh kategori yaitu IRT, petani, pegawai swasta, pegawai BUMN, PNS, wiraswasta, dokter. Umur (X_3) memiliki tiga kategori yaitu 19-25 tahun, 26-45 tahun, 46-65 tahun. Masa asuransi (X_4) memiliki empat kategori yaitu 1-5 tahun, 6-10 tahun, 11-15 tahun, 16-20 tahun. Cara pembayaran (X_5) memiliki lima kategori yaitu bulanan, triwulan, semester, tahunan, tunggal.

Adapun data yang digunakan untuk perhitungan klasifikasi adalah menggunakan data *training* 80% sebanyak 116 data, sedangkan data *testing* 20% sebanyak 29 data.

2. Naïve Bayes

Adapun tahapan-tahapan klasifikasi metode *naïve* Bayes dalam pengklasifikasian status pembayaran premi data nasabah asuransi sebagai berikut :

1. Menghitung probabilitas awal (prior) setiap kelompok

Tahapan klasifikasi metode *naïve* Bayes yang pertama yaitu menghitung probabilitas awal (*prior*) pada kedua kelompok menggunakan data *training*.

a. Kelompok pertama (nasabah asuransi dengan status pembayaran premi lancar)

$$P(Y_1) = \frac{43}{116} = 0,371$$

b. Kelompok kedua (nasabah asuransi dengan status pembayaran premi tidak lancar)

$$P(Y_2) = \frac{73}{116} = 0,629$$

2. Menghitung probabilitas setiap variabel bebas pada setiap kelompok

Tahapan klasifikasi metode *naïve* Bayes yang kedua yaitu menghitung nilai probabilitas setiap variabel bebas pada kedua kelompok.

a. Jenis Kelamin

Nilai probabilitas variabel jenis kelamin pada setiap kelompoknya dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Probabilitas jenis kelamin pada setiap kelompoknya

| Jenis Kelamin | Kelompok | | Probabilitas | |
|---------------|----------|----|--------------|-------|
| | L | TL | L | TL |
| Laki-Laki | 18 | 34 | 0,419 | 0,466 |
| Perempuan | 25 | 39 | 0,581 | 0,534 |

b. Pekerjaan

Nilai probabilitas variabel pekerjaan pada setiap kelompoknya dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Probabilitas pekerjaan pada setiap kelompoknya

| Pekerjaan | Kelompok | | Probabilitas | |
|----------------|----------|----|--------------|-------|
| | L | TL | L | TL |
| Dokter | 2 | 1 | 0,047 | 0,014 |
| IRT | 12 | 17 | 0,279 | 0,233 |
| Pegawai BUMN | 2 | 0 | 0,047 | 0,000 |
| Pegawai Swasta | 15 | 22 | 0,349 | 0,301 |
| Petani | 0 | 2 | 0,000 | 0,027 |
| PNS | 10 | 22 | 0,233 | 0,301 |
| Wiraswasta | 2 | 9 | 0,047 | 0,123 |

c. Umur

Nilai probabilitas variabel umur pada setiap kelompoknya dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Probabilitas umur pada setiap kelompoknya

| Umur | Kelompok | | Probabilitas | |
|-------------|----------|----|--------------|-------|
| | L | TL | L | TL |
| 19-25 Tahun | 5 | 4 | 0,116 | 0,055 |
| 26-45 Tahun | 24 | 38 | 0,558 | 0,521 |
| 46-65 Tahun | 14 | 31 | 0,326 | 0,425 |

d. Masa Asuransi

Nilai probabilitas variabel masa asuransi pada setiap kelompoknya dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Probabilitas masa asuransi pada setiap kelompoknya

| Masa Asuransi | Kelompok | | Probabilitas | |
|---------------|----------|----|--------------|-------|
| | L | TL | L | TL |
| 1-5 Tahun | 30 | 42 | 0,698 | 0,575 |
| 6-10 Tahun | 7 | 21 | 0,163 | 0,288 |
| 11-15 Tahun | 5 | 6 | 0,116 | 0,082 |
| 16-20 Tahun | 1 | 4 | 0,023 | 0,055 |

e. Cara Pembayaran

Nilai probabilitas variabel masa cara pembayaran pada setiap kelompoknya dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Probabilitas cara pembayaran pada setiap kelompoknya

| Cara Pembayaran | Kelompok | | Probabilitas | |
|-----------------|----------|----|--------------|-------|
| | L | TL | L | TL |
| Bulanan | 0 | 6 | 0,000 | 0,082 |
| Triwulan | 20 | 63 | 0,465 | 0,863 |
| Semester | 1 | 3 | 0,023 | 0,041 |
| Tunggal | 22 | 0 | 0,512 | 0,000 |
| Tahunan | 0 | 1 | 0,000 | 0,014 |

3. Menghitung perkalian probabilitas prior dan probabilitas setiap variabel bebas pada setiap kelompok (posterior)

Tahap ketiga adalah menghitung perkalian probabilitas *prior* dan probabilitas setiap variabel bebas pada setiap kelompok. Perhitungan perkalian probabilitas *prior* dan probabilitas setiap variabel bebas pada setiap kelompok dilakukan pada data *testing*. Pada data *testing* pertama diketahui nasabah asuransi berjenis kelamin (X_1) perempuan dengan pekerjaan (X_2) sebagai ibu rumah tangga, usia (X_3) sekitar 46-65 tahun, dengan masa pembayaran premi (X_4) sekitar 1-5 tahun dan dengan cara pembayaran premi (X_5) tunggal.

a. Kelompok pertama (nasabah asuransi dengan status pembayaran premi lancar)

$$\begin{aligned}
 P(Y_1 | X_1, X_2, X_3, X_4, X_5) &= P(Y_1) \times P(X_1 | Y) \times P(X_2 | Y) \\
 &\times P(X_3 | Y) \times P(X_4 | Y) \times P(X_5 | Y) \\
 &= P(Y_1) \times P(X_1 = \text{perempuan} | Y) \times P(X_2 = \text{IRT} | Y) \\
 &\times P(X_3 = 46 - 65 \text{ tahun} | Y) \times P(X_4 = 1 - 5 \text{ tahun} | Y) \\
 &\times P(X_5 = \text{tunggal} | Y) \\
 &= 0,371 \times 0,581 \times 0,279 \times 0,326 \\
 &\times 0,698 \times 0,512 \\
 &= 0,006996
 \end{aligned}$$

b. Kelompok pertama (nasabah asuransi dengan status pembayaran premi lancar)

$$\begin{aligned}
 P(Y_2 | X_1, X_2, X_3, X_4, X_5) &= P(Y_2) \times P(X_1 | Y) \times P(X_2 | Y) \\
 &\times P(X_3 | Y) \times P(X_4 | Y) \times P(X_5 | Y) \\
 &= P(Y_2) \times P(X_1 = \text{perempuan} | Y) \times P(X_2 = \text{IRT} | Y) \\
 &\times P(X_3 = 46 - 65 \text{ tahun} | Y) \times P(X_4 = 1 - 5 \text{ tahun} | Y) \\
 &\times P(X_5 = \text{tunggal} | Y) \\
 &= 0,629 \times 0,534 \times 0,233 \times 0,425 \\
 &\times 0,575 \times 0 \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan perkalian probabilitas awal dan probabilitas setiap variabel bebas (*posterior*) pada kedua kelompok dapat diketahui bahwa kelompok yang memiliki *posterior* terbesar adalah nasabah asuransi dengan

kelompok status pembayaran premi lancar sebesar 0,006996 dibandingkan dengan *posterior* nasabah asuransi dengan kelompok tidak lancar sebesar 0, sehingga dapat disimpulkan data *testing* pertama yaitu nasabah dengan nilai variabel jenis kelamin perempuan, pekerjaan ibu rumah tangga, umur sekitar 46-65 tahun, masa pembayaran asuransi 1-5 tahun dan cara pembayaran asuransi adalah pembayaran tunggal diklasifikasikan masuk ke dalam kelompok pertama yaitu nasabah asuransi dengan status pembayaran premi lancar.

3. Jaringan Saraf Tiruan

Pada tahap ini model yang digunakan untuk percobaan adalah jaringan saraf tiruan menggunakan *package (neuralnet)* pada Bahasa pemrograman R. JST dibentuk memberikan kemampuan jaringan mengenai pola. Pemodelan JST terdiri atas 1 lapisan *input*, 1 lapisan *hidden* dan 1 lapisan *output*. Pemodelan JST menggunakan pembelajaran *backpropagation*. Karakteristik dan spesifik yang digunakan pada arsitektur jaringan saraf tiruan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Karakteristik dan Spesifik

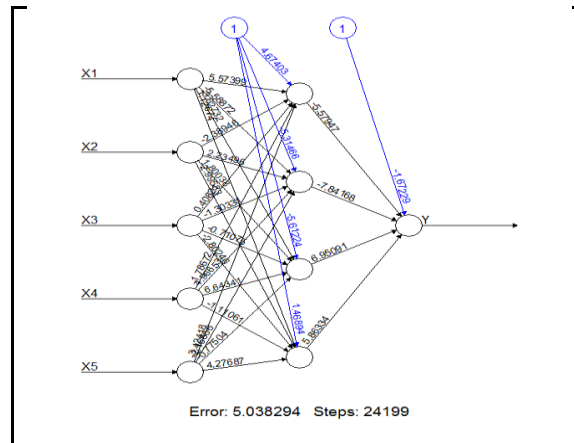
| Karakteristik | Spesifikasi |
|-----------------|-----------------------|
| Arsitektur | 1 <i>hidden layer</i> |
| Neuron input | 5 neuron |
| Neuron output | 1 target data |
| Hidden neuron | 1,2,3,4,5 |
| Learning rate | 0,01 |
| Fungsi aktivasi | Sigmoid biner |

Proses jaringan saraf tiruan dilakukan pada data latih terlebih dahulu untuk mendapatkan model, lalu data uji dimasukkan pada model JST yang telah terbentuk untuk mengevaluasi kinerja model JST. Penelitian ini hanya difokuskan pada perbedaan *hidden neuron*. Jumlah *hidden neuron* yang digunakan adalah 1,2,3,4,5. Penentuan banyaknya neuron pada lapisan *hidden* adalah secara subyektif melalui proses *trial and error* atau proses coba-coba. Hal ini dikarekan tidak ada aturan yang baku dalam penentuan jumlah neuron pada lapisan *hidden*. Pengimplementasian system jaringan saraf tiruan ini menggunakan *Rstudio* dengan Bahasa pemrograman R versi 3.5.1. Algoritma pelatihan yang digunakan adalah *backpropagation*. Hasil uji model JST untuk kelompok arsitektur *hidden neuron* dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil Model dengan JST

| Hidden Neuron | Error |
|---------------------------------|----------|
| 80% data latih dan 20% data uji | |
| JST-1 | 8,041475 |
| JST-2 | 5,193896 |
| JST-3 | 5,325686 |
| JST-4 | 5,038294 |
| JST-5 | 5,203209 |

Hasil uji model pada Tabel 8 menunjukkan bahwa arsitektur dengan *hidden neuron* 4 adalah arsitektur yang mempunyai kinerja lebih baik karena menghasilkan nilai *error* sebesar 5,038294. Arsitektur jst dengan *hidden neuron* 4 dapat dilihat di Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Jaringan *Backpropagation* dengan 4 *hidden neuron*

4. Pengukuran Tingkat Akurasi Klasifikasi

Pengukuran tingkat akurasi dilakukan dengan 29 data *testing*. Pada proses klasifikasi menggunakan *naive Bayes* dan jaringan saraf tiruan, jumlah obyek yang tepat dan salah klasifikasi untuk masing-masing kelompok dapat dilihat pada Tabel 9 dan Tabel 10. Tanda (*) pada angka-angka menyatakan jumlah obyek kelompok tertentu yang salah diklasifikasikan dengan menggunakan metode *naive Bayes* dan jaringan saraf tiruan.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Metode *Naive Bayes*

| Klasifikasi Awal Status Pembayaran Premi | Prediksi Klasifikasi metode <i>naive Bayes</i> | | Total |
|--|--|--------------|-------|
| | Lancar | Tidak Lancar | |
| Lancar | 3 | 5* | 8 |
| Tidak Lancar | 0* | 21 | 21 |
| Total | 3 | 26 | 29 |

Tabel 10. Hasil Klasifikasi Metode Jaringan Saraf Tiruan

| Klasifikasi Awal Status Pembayaran Premi | Prediksi Klasifikasi metode jaringan saraf tiruan <i>backpropagation</i> | | Total |
|--|--|--------------|-------|
| | Lancar | Tidak Lancar | |
| Lancar | 5 | 1* | 6 |
| Tidak Lancar | 3* | 20 | 23 |
| Total | 8 | 21 | 29 |

Tabel 11. Hasil Pengukuran Tingkat Akurasi

| Metode | Akurasi |
|---|---------|
| <i>Naïve Bayes</i> | 82,76% |
| Jaringan saraf tiruan <i>Backpropagation</i> | 86,21% |

Pada Tabel 11 dapat diketahui bahwa pada metode *naïve Bayes* menunjukkan akurasi dalam memprediksi klasifikasi sebesar 82,76% dan pada metode jaringan saraf tiruan menunjukkan akurasi dalam memprediksi klasifikasi sebesar 86,21%. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi klasifikasi pengklasifikasian metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* lebih baik dibandingkan dengan metode *naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan data PT Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera Samarinda Tahun 2018.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengklasifikasian status pembayaran premi pada nasabah asuransi PT AJB Bumiputera Tahun 2018 menggunakan metode *naïve Bayes* diperoleh hasil yaitu dari 8 nasabah memiliki status pembayaran premi lancar terdapat 3 nasabah tepat diklasifikasikan memiliki status pembayaran lancar dan sisanya 5 nasabah tidak tepat klasifikasi. Terdapat 21 nasabah tepat diklasifikasikan memiliki status pembayaran tidak lancar.
2. Pengklasifikasian status pembayaran premi pada nasabah asuransi PT AJB Bumiputera Tahun 2018 menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* diperoleh hasil yaitu dari 6 nasabah memiliki status pembayaran premi lancar terdapat 5 nasabah tepat diklasifikasikan memiliki status pembayaran lancar dan sisanya 1 nasabah tidak tepat klasifikasi. Terdapat 20 nasabah tepat diklasifikasikan memiliki status pembayaran tidak lancar dan sisanya 3 nasabah tidak tepat klasifikasi status pembayaran tidak lancar dan sisanya 1 nasabah tidak tepat klasifikasi.
3. Hasil pengukuran tingkat akurasi klasifikasi menggunakan APER menyatakan bahwa pada metode *naïve Bayes* menunjukkan akurasi dalam memprediksi klasifikasi sebesar 82,76% dan pada metode jaringan saraf tiruan menunjukkan akurasi dalam memprediksi klasifikasi sebesar 86,21%. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi klasifikasi pengklasifikasian metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* lebih baik dibandingkan dengan metode *naïve Bayes* dalam

mengklasifikasikan data PT Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera Samarinda Tahun 2018.

Daftar Pustaka

- Berry, I. H. and Browne, M. (2006). *Lecture Notes in Data Mining*. Hackensack: World Scientific Pub Co Inc
- Bustami. (2013). Penerapan Algoritma *Naïve Bayes* Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi *TECHSI : Jurnal Penelitian Teknik Informatika*, 3(2), 129-132
- Fausset L. (1994). *Fundamental of Neural Network*. New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Han, J., dan Kamber, M. (2006). *Data Mining Concepts and Techniques*. San Diego: Morgan Kaufmann Publisher
- Hermawan, A. (2006). *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi.
- Kusrini dan Luthfi, E. T. (2009). *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi Offset
- Prasetyo, Eko. (2012). *Data Mining: Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- Prasetyo, Eko. (2014). *Data Mining: Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- Puspita, A. dan Euike. (2007). Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Backpropagation* untuk Memprediksi Bibir Sumbing. Seminar Nasional Teknologi
- Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Sembiring, R. K. (1986). *Buku Materi Pokok Asuransi I Modul 1-5*. Jakarta: Universitas Terbuka.

