**Penerapan Metode *Machine Learning* (*Naive Bayes)***

**Untuk Memprediksi Keberhasilan Panggilan**

***Telemarketing* Dalam Menjual Produk Bank**

**Ahmad Fauzi1,** **Fanny Fatma Wati 2 , Indah Sulistyowati 3**

Sistem Informasi Akuntansi

Universitas Bina Sarana Informatika

Jakarta, Indonesia

e-mail: 1Ahmad.fzx@bsi.ac.id, 2 fanny.ffw.bsi.ac.id, 3indahsulistyowati1409@gmail.com

**Abstrak**: Persaingan antar bank dapat dilihat dari berbagai upaya bank dalam mencari nasabah dengan berbagai kegiatan pemasaran agar mendapat nasabah sebanyak-banyaknya. Dahulu para pelaku usaha menawarkan barang atau jasa kepada konsumen dengan cara bertatap muka langsung, sekarang dengan memanfaatkan teknologi yang ada dan canggih bisa menggunakan alat komunikasi jarak jauh seperti telepon dan fax, serta media elektronik lainnya. Untuk mempermudah mengelola data nasabah maka dibuthkan sebuah pengkalsifikasian data. Algoritma *Machine Learning* dapat digunakan dalam memprediksi atau mengklasifikasikan sebuah data. Salah satu algoritma dalam *Machine Learning* adalah metode *Naive Bayes. Naive Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Pada penelitian ini akan memprediksi sebuah keberhasilan panggilan *Telemarketing* dalam menjula produk Bank kepada para nasabah. Data yang digunakan di ambil dari UCI pada tahun 2012 meliputi 4521 *Dataset* instansi dan 17 atributkemudian dara tersebut akan dibagi menjadi dua bagian yaitu sebagai data *training* sejumlah 3165 dan data *testing* sejumlah 1356.

**Kata Kunci**: *Telemarketing, Machine Learning, Naive Bayes*

**Abstract:** *Inter-bank competition can be seen from various banks ' efforts in finding customers with various marketing activities in order to get as many customers as possible. In the first, businesses offer goods or services to consumers in a direct-to-face way, now utilizing existing and sophisticated technology to use remote communication tools such as telephone and fax, as well as electronic media Other. To make it easier to manage customer data then it is created a data-calcification. Machine Learning algorithms can be used in predicting or classifying a data. One of the algorithms in Machine Learning is the Naive Bayes method. Naive Bayes is a simple, probabilistic classifications that calculates a set of probabilities by summing up the frequency and value combinations of the given dataset. In this study will predict a successful Telemarketing call in the Bank's product to the customers. The data used in the UCI in the year 2012 included 4521 of the agency Dataset and 17 of the then-then-virgin attributes would be divided into two parts, i.e. 3165 training data and 1356 data testing.*

***Keywords***: *Telemarketing, Machine Learning, Naive Bayes*

**PENDAHULUAN**

Bank merupakan peranan yang sangat penting dalam menggerakan roda perekonomian nasional. Sebagaimana umumnya negara berkembang, sumber pembiayaan dunia usaha di Indonesia masih didominasi oleh penyaluran deposito perbankan yang diharapkan dapat mendorong pertumbuhan ekonomi (Marcos & Hidayah, 2014).

Sulitnya mengetahui keputusan calon nasabah, *telemarketing* untuk melakukan deposito pada bank, menyebabkan bank selalu menghadapi ancaman krisis keuangan. Oleh karena itu bank ditekan untuk meningkatkan persyaratan modal dengan menawarkan deposito jangka panjang pada masyarakat.

Untuk mengetahui keberhasilan *telemarketing* dalam menjual produk bank, dapat dilakukan dengan penerapan dan pemanfaatan teknik *Machine Learning.* Teknik *Machine Learning* merupakan suatu proses pendukung pengambilan keputusan dimana kita mencari pola informasi dalam data(Marcos & Hidayah, 2014).

Salah satu algoritma dalam *Machine Learning* adalah metode *Naive Bayes. Naive Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Keuntungan penggunaan *Naive Bayes* yaitu bahwa metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (*Training Data*) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian (Saleh, 2015).

Dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dapat mengatasi masalah dalam mengambil keputusan klien mana yang akan dihubungi terlebih dahulu dan berminat deposito. Berdasarkan pemaparan latar belakang permasalahan, penulis memutuskan menggunakan dataset dengan judul *Bank Marketing Data Set* yang diungguh di *Portuguese banking institution Machine Learning Repository.* Maka dalam penelitian ini, data yang didapatkan akan diolah menggunakan teknik klasifikasi *data mining* algoritma *Naive Bayes.*

**LANDASAN TEORI**

**Bank**

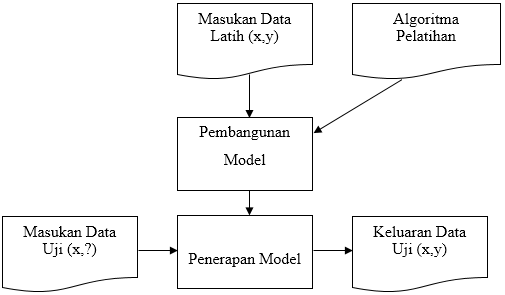
Bank adalah bank umum sebagaimana dimaksud dalam Undang-Undang No 10 Tahun 1998 Pasal 1 ayat 2 Bank adalah badan usaha yang menghimpun dana dari masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkan kepada masyarakat dalam kredit atau bentuk-bentyk lainnya dalam rangka meningkatkan taraf hidup rakyat. Bank dikenal sebagai lembaga keuangan yang kegiatannya utamanya menerima simpanan giro, tabungan dan deposito. Kemudian bank juga dikenal sebagai tempat untuk menukar uang, memindahkan uang atau menerima segala bentuk pembayaran listrik, telepon, air, pajak, uang kuliah dan pembayaran lainnya(Memahami Bisnis Bank Syariah & Indonesia, 2014).

***Telemarketing***

*Telemarketing* adalah penggunaan telepon untuk menjual produk secara langsung kepada konsumen dan pelanggan bisnis.*Telemarketing* adalah penggunaan telepon dan pusat panggilan untuk menarik prospek, menjual produk kepada pelanggan, dan memberikan layanan kepada pelanggan (Monareh, Dh, & Nuralam, 2018).

**Klasifikasi**

Menurut Muflikhah et al (2018:9) “Klasifikasi merupakan peranan dalam data yang menggunakan metode pendekatan prediktif, jika terdapat semumpulan *record* (*training set*) dimana setiap *record* terdiri dari sekumpulan atribut dan satu atribut merupakan kelas, digunakan untuk menentukan model dari atribut kelas sebagai suatu fungsi nilai dari atribut lain”.



**Gambar 1. Proses Pekerjaan Klasifikasi**

Sumber: (Prasetyo, 2014)

Model yang sudah dibangun pada saat pelatihan kemudian dapat digunakan untuk memprediksi label kelas dari data baru yang belum diketahui label kelasnya.

***Backward Elimination***

Menurut Han, J. Kember dalam Hermawanti (2015:44)”*Backward Elimination* menghilangkan atribut-atribut yang tidak relevan. Sedangkan menurut Noori, dkk, dalam Hermawanti (2015:44) *Backward Elimination* didasarkan pada model regresi linear. Langkah-langkah *Backward Elimination* adalah:

1. Mulai semua variabel pada model F-statistik parsial dihitung setiap variabel pada model
2. Menentukan variabel dengan F-statistik parsial terkecil dan menguji Fmin.
3. Jika Fmin tidak signifikan, dalam kasus ini, variabel dihilangkan dari model.
4. Pada sisi lain, variabel dengan F-statistik terkecil adalah variabel indicator. Bagaimanapun, p-value diasosiasikan dengan Fmin tidak cukup membenarkan model yang tidak inklusi(non-inclusion) menurut kriteria (lebih dari bit). Maka dari itu, prosedur menghasilkan dan melaporkan model sebagai berikut:

Y=β0 + β(single epithelial cell size) + β2(normal nucleoli) + β3(marginal adhesion) + ε

1. Menghitung F-test parsial

**Algoritma *Naive Bayes***

Menurut Wengkang (2018:44) “*Naïve Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai *Teorema Bayes*”. Sedangkan menurut Saleh (2015:208) “*Naïve Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasian *probabilistic* sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan”.

*Naïve bayes* dapat digunakan untuk berbagai macam keperluan antara lain untuk klasifikasi dokumen, deteksi spam atau filtering spam, dan masalah klasifikasi lainnya (Pratiwi, 2016). *The naïve bayes classifier* bekerja sangat baik dbanding dengan *model classifier* lainnya. Hal ini dibuktikan oleh Xhemali, Hinde dan Stone dalam jurnalnya “Naïve bayes vs. *Decision Trees vs. Neural Network in the Classification of Training Web Pages*” mengatakan bahwa “*Naïve bayes classifier* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model *classifier* lainnya” (Wengkang, 2018).

Untuk sebuah klasifikasi Bayes sederhana yang lebih dikenal sebagai Naïve Bayesian Classifier dapat diasumsikan bahwa efek dari suatu nilai atribut sebuah kelas yang diberikan adalah bebas dari atribut-atribut lain. (Fauzi, 2019)

**Data Mining**

Data mining atau penambangan data dapat didefinisikan sebagai proses seleksi, eksplorasi, dan pemodelan dari sejumlah besar data untuk menemukan pola atau kecenderungan yang biasanya tidak disadari keberadaannya. Data mining dapat dikatakan sebagai proses mengekstrak pengetahuan dari sejumlah besar data yang tersedia. Pengetahuan yang dihasilkan dari proses data mining harus baru, mudah dimengerti, dan bermanfaat. Dalam data mining, data disimpan secara elektronik dan diproses secara otomatis oleh komputer menggunakan teknik dan perhitungan tertentu (Pramadhani & Setiadi, 2014).

**METODE PENELITIAN**

Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah mengambil *dataset* yang diperoleh dari *Portuguese banking institution Machine Learning Repository* dengan judul *Bank Markerting Data Set. Dataset* disediakan oleh Sergio Moro, Paulo Cortez, dan Paulo Rita dari Institusi Bank Portugis, dan data tersebut disumbangkan untuk *UCI Repository* pada tahun 2012. *Dataset* meliputi 4521 instansi dan 17 atribut*.*

Sampel yang digunakan untuk pengujian terhadap model yang dihasilkan atau dapat dikatakan sebagai data *testing*, sedangkan data *training* berfungsi sebagai bahan pelatihan suatu model. *Bank marketing dataset* memiliki total *record* 4521, kemudian dara tersebut akan dibagi menjadi dua bagian yaitu sebagai data *training* sejumlah 3165 dan data *testing* sejumlah 1356.

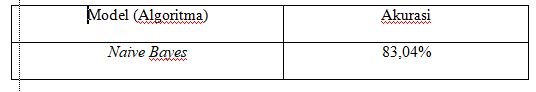
**PEMBAHASAN**

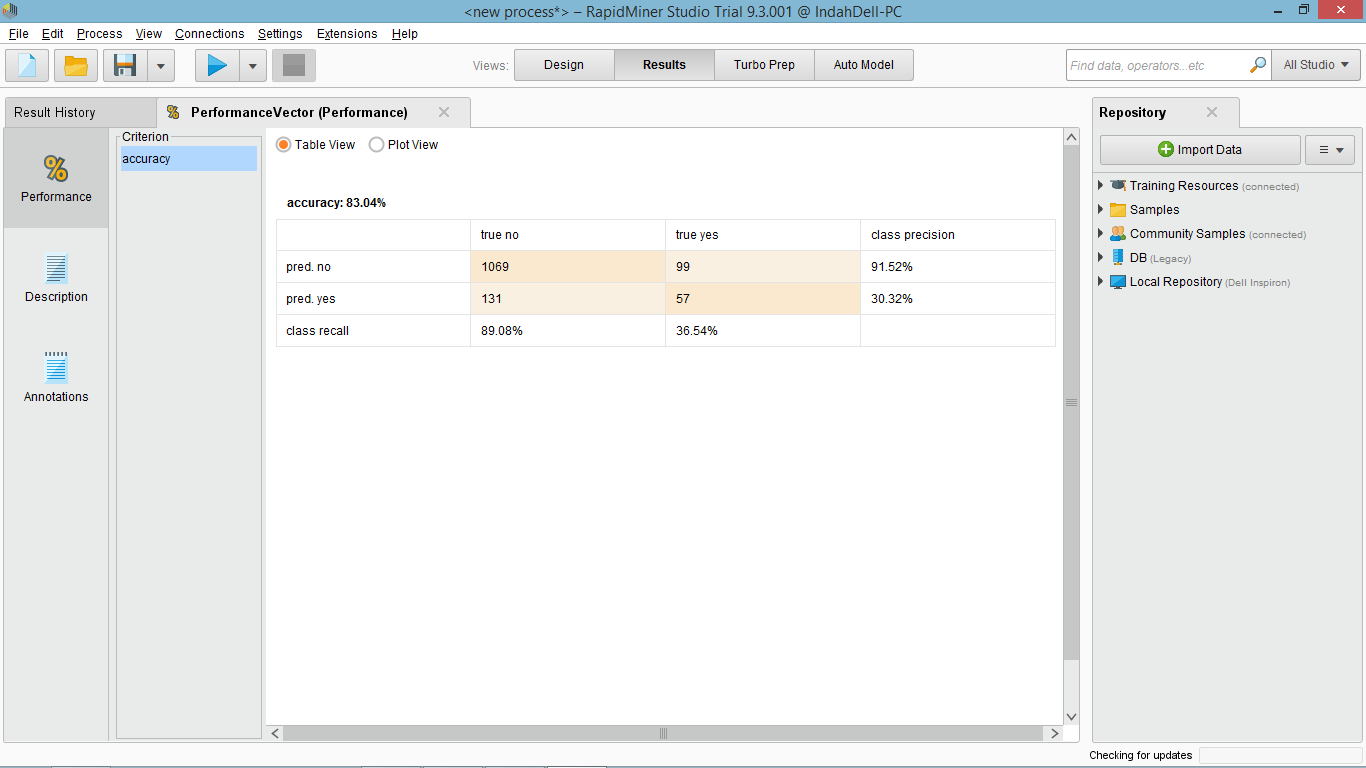
1. **Hasil Penelitian**.
2. **Hasil Eksperimen menggunakan algoritma *Naive Bayes***

Pada tahap ini adalah proses eksperimen tahap pertama yaitu pengujian model *Naive Bayes* menggunakan *Software Rapidminer. Validation*. Setalah dilakukan uji model maka diperoleh hasil seperti berikut:

**Tabel 1.**

**Hasil Akurasi Model Algoritma *Naive Bayes***





**Gambar 2.**

**Hasil *Confusion Matrix Naive Bayes***

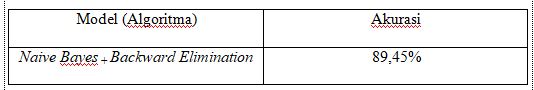
Eksperimen ini menggunakan data sebanyak 4521 *record*. Berdasarkan *confusion matrix* terlihat bahwa 1069 *record* diprediksi *no* sebagai kelompok data *no* dan sebanyak 99 *record* diprediksi *no* sebagai kelompok data *yes*. Selanjutnya terlihat bahwa 131 *record* diprediksi *yes* sebagai kelompok data *no*dan sebanyak 57 *record* di diprediksi *yes* sebagai kelompok data *yes*.

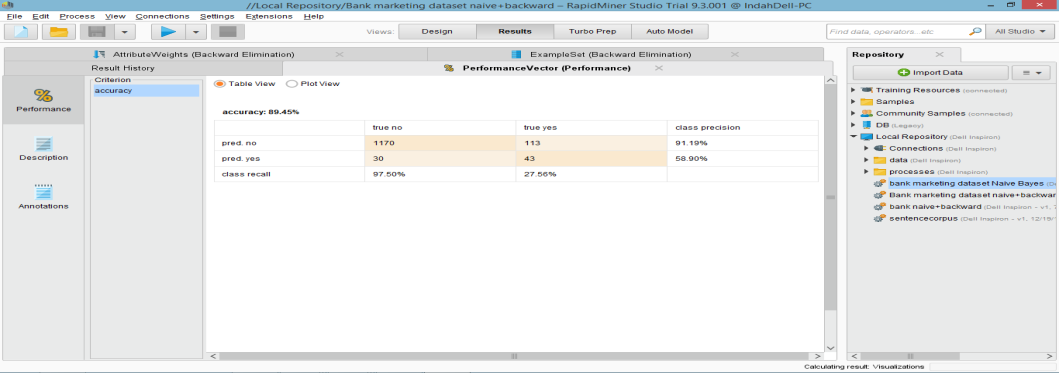
**2. Hasil Eksperimen menggunakan algoritma *Naive Bayes*dengan *Backward Elimination***

Pada tahap ini adalah proses eksperimen tahap kedua yaitu pengujian model *Naive Bayes* dengan *Backward Elimination* menggunakan *Software Rapidminer. Bank marketing dataset* dibagi menjadi beberapa ukuran pembagian data training dan data testing. Dataset yang telah disiapkan untuk implementasi proses uji model kemudian diuji pada algoritma *Naive Bayes*dengan *Backward Elimination* menggunakan metode *Split Validation*. Setalah dilakukan uji model maka diperoleh hasil seperti berikut:

**Tabel 2.**

**Hasil Akurasi Model Algoritma *Naive Bayes* dengan *Backward Elimination***





**Gambar 3.**

**Hasil *Confusion Matrix Naive Bayes* dengan *Backward Elimination***

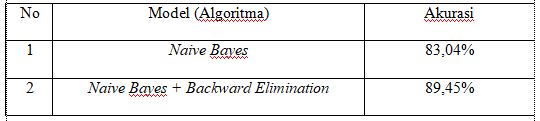
Eksperimen ini menggunakan data sebanyak 4521 *record*. Berdasarkan *confusion matrix* terlihat bahwa 1170 *record* diprediksi *no* sebagai kelompok data *no* dan sebanyak 113 *record* diprediksi *no* sebagai kelompok data *yes*. Selanjutnya terlihat bahwa 30 *record* diprediksi *yes* sebagai kelompok data *yes* dan sebanyak 43 *record* di diprediksi *yes* sebagai kelompok data no.

**3. Perbandingan Algoritma *Naive Bayes* dengan Algoritma *Naive Bayes* Menggunakan *Backward Elimination***

Berdasarkan ekperimen yang sudah dilakukan optimasi *Backward Elimination* mampu meningkatkan akurasi hingga 89,45% dari model *Naive Bayes* tanpa seleksi fitur yaitu 83,04%. Algoritma *Naive Bayes* menggunakan seleksi fitur *Backward Elimination* mampu meningkatkan akurasi sebesar 6,41% dari hasil yang diperoleh tanpa menggunakan seleksi *Backward Elimination*.

**Tabel 3.**

**Perbandingan *Naive Bayes* dengan *Naive Bayes*+*Backward Elimination***

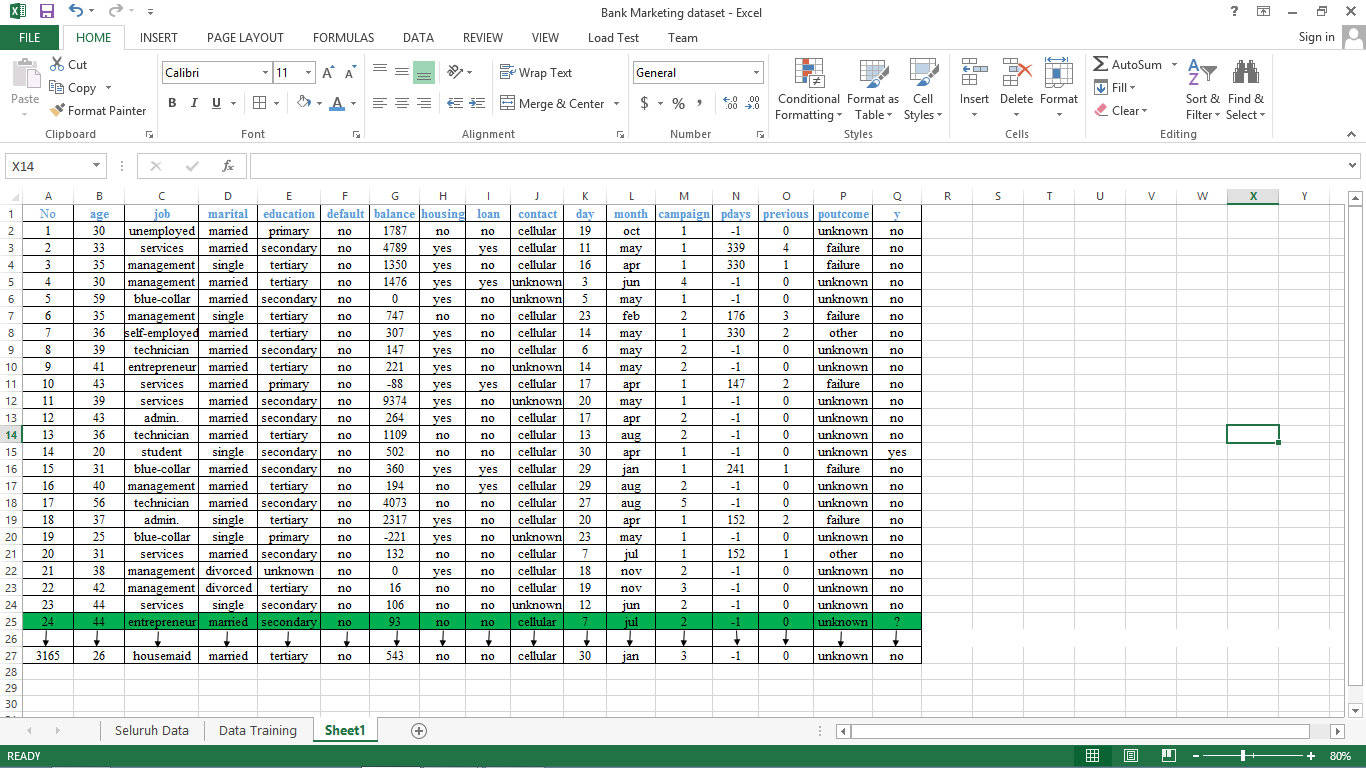


**4. Perhitungan Algoritma *Naive Bayes***

Pada penelitian ini kriteria atau atribut yang digunakan dalam memprediksi keberhasilan panggilan *telemarketing* dalam menjual produk bankmeliputi age, job, marital, education, default, balance, housing, loan, contact, day, month, campaign, pdays, previous, poutcome, dan y. Nilai Kriteria ini akan diimplementasikan menggunakan algoritma *Naive Bayes.*

1. Perhitungan Manual Data *Training*

Pada perhitungan prediksi keberhasilan panggilan *telemarketing* dalam menjual produk bank data yang digunakan 4521 *record* data yang dibagi menjadi 70% data training dan 30% data testing. Sehingga untuk data training yang digunakan 3165 data dan data testing 1356. Berdasarkan pembagian data training apabila diberikan inputan baru menggunakan algoritma *Naive Bayes* maka langkah-langkahnya sebagai berikut:



**Gambar 4. Tampilan Data *Training***

b. Data *Input*

Tabel 4.Data *Testing*

|  |  |
| --- | --- |
| Age | 44 |
| Job | Entrepreneur |
| Marital | Married |
| Education | Secondary |
| Default | No |
| Balance | 93 |
| Housing | No |
| Loan | No |
| Contact | Cellular |
| Day | 7 |
| Month | Jul |
| Campaign | 2 |
| Pdays | -1 |
| Previous | 0 |
| Poutcome | unknown |
| Y | ??? |

Pada data klasifikasi tersebut dengan P(Ci) merupakan *class* target, kemudian akan ditentukan *class* atribut yang digunakan dengan ketentuan:

*C1* = (Yes)

*C2* = (No)

*X1* = (Age=”44”)

*X2 =* (Job=”Entrepreneur”)

*X3* = (Marital=”Married’)

*X4* = (Education=”Secondary”)

*X5* = (Default=”No”)

*X6 =* (Balance=”93”)

*X7* = (Housing=”No”)

*X8 =* (Loan=”No”)

*X9* = (Contact=”Cellular”)

*X10* = (Day=”7”)

*X11* = (Month=”Jul”)

*X12*= (Campaign=”2”)

*X13*= (Pdays=”-1”)

*X14*= (Previous=”0”)

*X15*= (Previous=”0”)

c. Mengitung jumlah probabilitas prior untuk *class*/label pertama

1. *P*(C1) = P(Yes)== 0.11563981
2. *P*(C2) = P(No)= = 0.88436019

d. Menghitung probabilitas bersyarat untuk setiap kelas P(X|Ci), i=Yes, No dan untuk setiap atribut pada sampel data masukan.

1. P(X1|C1) = P(Age=”44”|”Yes”) = = 0.021857923
2. P(X1|C2) = P(Age=”44”|”No”) = = 0.022865309
3. P(X2|C1) = P(Job=”Entrepreneur”|”Yes”) = = 0.030054645
4. P(X2|C2) = P(Job=”Entrepreneur”|”No”) = = 0.040014291
5. P(X3|C1) = P(Marital=”Married”|”Yes”) = = 0.527322404
6. P(X3|C2) = P(Marital=”Married”|”No”) = = 0.630582351
7. P(X4|C1) = P(Education=”Secondary”|”Yes”) = = 0.475409836
8. P(X4|C2) = P(Education=”Secondary”|”No”) = = 0.510182208
9. P(X5|C1) = P(Default=”No”|”Yes”) = = 0.986338798
10. P(X5|C2) = P(Default=”No”|”No”) = = 0.98356555
11. P(X6|C1) = P(Balance=”93”|”Yes”) = = 0
12. P(X6|C2) = P(Balance=”93”|”No”) = = 0.001429082
13. P(X7|C1) = P(Housing=”No”|”Yes”) = = 0.573770492
14. P(X7|C2) = P(Housing=”No”|”No”) = = 0.41693462
15. P(X8|C1) = P(Loan=”No”|”Yes”) = = 0.912568306
16. P(X8|C2) = P(Loan=”No”|”No”) = = 0.835655591
17. P(X9|C1) = P(Contact=”Cellular”|”Yes”) = = 0.81147541
18. P(X9|C2) = P(Contact=”Cellular”|”No”) = = 0.630939621
19. P(X10|C1) = P(Day=”7”|”Yes”) = = 0.019125683
20. P(X10|C2) = P(Day=”7”|”No”) = = 0.44301536
21. P(X11|C1) = P(Month=”Jul”|”Yes”) = = 0.120218579
22. P(X11|C2) = P(Month=”Jul”|”No”) = = 0.166130761
23. P(X12|C1) = P(Campaign=”2”|”Yes”) == 0.275956284
24. P(X12|C2) = P(Campaign=”2”|”No”) == 0.036084316
25. P(X13|C1) = P(Pdays=”-1”|”Yes”) = = 0.653005464
26. P(X13|C2) = P(Pdays=”-1”|”No”) == 0.846016434
27. P(X14|C1) = P(Previous=”0”|”Yes”) = = 0.653005464
28. P(X14|C2) = P(Previous=”0”|”No”) = = 0.846016434
29. P(X15|C1) = P(Poutcome=”Unknown”|”Yes”) = = 0.653005464
30. P(X15|C2) = P(Poutcome=”Unknown”|”No”) = = 0.846016434

c.Kalikan probabilitas P(X|)P() untuk setiap kelas dan

1. P(X|”Yes”) P(“Yes”)

=P(Age=”44”|”Yes”)\*P(Job=”Entrepreneur”|”Yes”)\*P(Marital=”Married”|”Yes”)\*P(Education=”Secondary”|”Yes”)\*P(Default=”No”|”Yes”)\*P(Balance=”93”|”Yes”)\*P(Housing=”No”|”Yes”)\*P(Loan=”No”|”Yes”)\*P(Contact=”Cellular”|”Yes”)\*P(Day=”7”|”Yes”)\*P(Month=”Jul”|”Yes”)\*P(Campaign=”2”|”Yes”)\*P(Pdays=”-1”|”Yes”)\*P(Previous=”0”|”Yes”)\* P(Poutcome=”Unknown”|”Yes”)

=0.021857923\*0.030054645\*0.527322404\*0.475409836\*0.986338798\*0\*0.573770492\*0.912568306\*0.81147541\*0.019125683\*0.120218579\*0.275956284\*0.653005464\*0.653005464\*0.653005464 = 0

1. P(X|”No”) P(“No”)

=P(Age=”44”|”No”)\*P(Job=”Entrepreneur”|”No”)\*P(Marital=”Married”|”No”)\*P(Education=”Secondary”|”No”)\*P(Default=”No”|”No”)\*P(Balance=”93”|”No”)\*P(Housing=”No”|”No”)\*P(Loan=”No”|”No”)\*P(Contact=”Cellular”|”No”)\*P(Day=”7”|”No”)\*P(Month=”Jul”|”No”)\*P(Campaign=”2”|”No”)\*P(Pdays=”-1”|”No”)\*P(Previous=”0”|”No”)\* P(Poutcome=”Unknown”|”No”)

=0.022865309\*0.040014291\*0.630582351\*0.510182208\*0.983565559\*0.001429082\*0.41693462\*0.835655591\*0.630939621\*0.44301536\*0.166130761\*0.036084316\*0.846016434\*0.846016434\*0.846016434= 1.4626E-11

Bandingkan hasil probabilitas posterior *class Yes dan No* P(X|C1)P(C1)

Dari hasil perhitungan *class* diatas yang mempunyai nilai probabilitas tertinggi yaitu *class* (P|No) sehingga dapat disimpulkan bahwa kategori prediksi keberhasilan *telemarketing* dalam menjual produk bank tersebut termasuk *class* “NO”. Perbandingan ketiga *class* dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 5.

Hasil Iterasi

|  |  |
| --- | --- |
| CLASS | HASIL |
| YES | 0 |
| NO | 1.4626E-11 |

**KESIMPULAN DAN SARAN**

**Kesimpulan**

1. Algoritma *naïve bayes* dengan seleksi fitur *backward elimination* dapat memprediksi keberhasilan *telemarketing* dalam menjual produk bank.
2. Algoritma *Naive Bayes* dan seleksi fitur *Backward Elimination* mampu meningkatkan nilai akurasi dalam memprediksi keberhasilan *telemarketing* dalam menjual produk bank dengan baik, dibuktikan dengan nilai akurasi yang dihasilkan *naive bayes* sebesar 83,04 %, kemudian setelah diterapkan dengan seleksi fitur *backward elimination* meningkat sebesa 6,41% menjadi 89,45%.

**Saran**

Pada penelitian ini hanya berfokus pada algoritma *Naïve Bayes* dan seleksi fitur *Backward Elimination*, maka untuk penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan metode klasifikasi data mining yang lain seperti *Decision Tree*, K-NN, dan SVM, serta seleksi fitur lainnya seperti *Forward Selection*, *Optimize Weight* (PSO) dan GA (*Genetic Algorithm*).

**DAFTAR PUSTAKA**

Hermawanti, L. (2015). Mendiagnosis, Untuk Kanker, Penyakit, *11*, 42–45.

Indonesia, I. B. (2014). *Memahami Bisnis Bank Syariah*. Gramedia Pustaka Utama. Retrieved from https://books.google.co.id/books?id=jqFLDwAAQBAJ&dq=memahami+bisnis+bank+syariah&hl=id&source=gbs\_navlinks\_s

Monareh, J. A., Dh, A. F., & Nuralam, I. P. (2018). PENGARUH TELEMARKETING TERHADAP KEPUTUSAN PEMBELIAN ( Survei Online pada Pelanggan Produk Multiguna Astra Credit Companies Priority di PT Astra Sedaya Finance ). *Jurnal Administrasi Bisnis*, *58*(2).

Moro, S., Cortez, P., & Rita, P. (2014). A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing. *Decision Support Systems*, *62*, 22–31. https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.03.001

Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. (Nikodemus WK, Ed.) (1st ed.). Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.

Pratiwi, H. (2016). *Buku Ajar Sistem Pendukung Keputusan*. Retrieved from https://books.google.co.id/books?id=8HB5DwAAQBAJ&dq=buku+ajar+sistem+pendukung+keputusan&hl=id&sa=X&ved=0ahUKEwjBjer02dbjAhUyhuYKHXEWBwIQ6AEILTAB

Saleh, A. (2015). Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. *Citec Journal*, *2*(3), 207–217.

Fauzi, A. (2019). *Sentimen Analisis Berinternet Pada Media Sosial dengan Menggunakan Algoritma Bayes.* Jurnal Informatika.

https://doi.org/10.24076/CITEC.2015V2I3.49 (Fauzi, 2019)