APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DI MODIFIKASI

Disusun sebagai salah satu syarat menyelesaikan Program Studi Strata I pada Jurusan Informatika Fakultas Komunikasi dan Informatika

Oleh:

KHOFA PRAYOGO

L200150088

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SURAKARTA

2019

HALAMAN PERSETUJUAN

APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DI MODIFIKASI

PUBLIKASI ILMIAH

oleh:

KHOFA PRAYOGO

L200150088

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji oleh:

Dosen Pembimbing

Yogiek Indra Kurniawan, S.T., M.T.

NIK. 100.1617

HALAMAN PENGESAHAN

APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DI MODIFIKASI

OLEH

KHOFA PRAYOGO

L200150088

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
Fakultas Komunikasi Dan Informatika
Universitas Muhammadiyah Surakarta
Pada hari Senin, 21 Januari 2019
dan dinyatakan telah memenuhi syarat

Dewan Penguji:

1. Yogiek Indra Kurniawan, S.T., M.T. (.....)

(Ketua Dewan Penguji)

2 Fatah Yasin Al-irsyadi S.T,.M.T (.....)

(Anggota I Dewan Penguji)

3 Devi Afriyantari Puspa Putri S.KOM.,M.SC (.....)

(Anggota II Dewan Penguji)

Dekan
Fakultas Komunikasi dan Informatika

Nurgiyatna S.T.,M.Sc.,PhD
881

Ketua
Program Studi Informatika

Heru Supriyono S.T,.M.Sc.,PhD
970

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam publikasi ilmiah ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila kelak terbukti ada ketidakbenaran dalam pernyataan saya di atas, maka akan saya pertanggungjawabkan sepenuhnya.

Surakarta, 21 Januari 2019

Penulis

KHOFA PRAYOGO

L200150088

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SURAKARTA
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
Jl. A Yani Tromol Pos 1 Pabelan Kartasura Telp. (0271)717417, 719483 Fax (0271) 714448
Surakarta 57102 Indonesia. Web: http://informatika.ums.ac.id. Email: informatika@ums.ac.id

SURAT KETERANGAN LULUS PLAGIASI

No Surat 34/A.4-II.3/INF-FKI/I/2019

Assalamu'alaikum Wr. Wb

Biro Skripsi Program Studi Informatika menerangkan bahwa :

Nama	:	Khofa Prayogo
NIM	:	L200150088
Judul	:	APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DI MODIFIKASI
Program Studi	:	Informatika
Status	:	**Lulus**

Adalah benar-benar sudah lulus pengecekan plagiasi dari Naskah Publikasi Skripsi, dengan menggunakan aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini dibuat agar dipergunakan sebagaimana mestinya.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb

Surakarta, 30 Januari 2019
Biro Skripsi Informatika

Ihsan Cahyo Utomo, S.Kom., M.Kom.

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SURAKARTA
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
Jl. A Yani Tromol Pos 1 Pabelan Kartasura Telp. (0271)717417, 719483 Fax (0271) 714448
Surakarta 57102 Indonesia. Web: http://informatika.ums.ac.id. Email: informatika@ums.ac.id

https://ev.turnitin.com/app/carta/en_us/?lang=en_us&u=1057530080&o=1070313463&s=1

feedback studio | APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DIMOD -- /0 7 of 29

APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DI MODIFIKASI

Khofi Prayogo, Yogiek Indra Kusuawan

Khofiprayogo26@gmail.com,Yogiek@ums.ac.id

Abstrak

Deposito hingga sekarang merupakan suatu produk simpanan dengan minat paling banyak, prosesnya mudah dan praktis dan deposito bisa dikatakan sebagai tabungan, kebanyakan orang memilih deposito karena suku bunganya lebih besar dibandingkan dengan tabungan pada umumnya, tetapi walaupun deposito memberikan rikan bunga yang besar, deposito juga dapat lemah terhadap inflasi, jadi seringgi apapun nilai bunga yang diberikan tidak ada artinya, penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi dalam bentuk aplikasi prediksi langganan deposito berjangka dengan metode *naïve bayes* yang telah di modifikasi, modifikasi dilakukan dengan mengubah operasi perkalian menjadi penjumlahan, modifikasi *laplace smoothing* pada *naïve bayes* juga di terapkan, dimana perbedaanya adalah dengan menambahkan angka 1 di pembilang yang di terapkan pada *naïve bayes*, dengan harapan dapat membantu dalam menentukan apakah melanjutkan berlangganan deposito berjangka atau tidak, hasil dari aplikasi ini dapat memprediksi langganan deposito berjangka dengan nilai akurasi tertinggi pada 78,66%, nilai *precision* tertinggi pada 91,34%, nilai *recall* tertinggi pada 85,43%.

Kata Kunci: *Aplikasi, Deposito, Laplace smoothing, Naïve Bayes, Prediksi.*

Match Overview

15%

1	eprints.ums.ac.id (Internet Source)	4%
2	media.neliti.com (Internet Source)	1%
3	Submitted to Universita... (Student Paper)	1%
4	Submitted to Universita... (Student Paper)	1%
5	doaj.org (Internet Source)	1%
6	Submitted to Central Q... (Student Paper)	1%
7	link.springer.com (Internet Source)	1%
8	cse.k.u-tokyo.ac.jp (Internet Source)	1%

Page: 7 of 21 Word Count: 3813 Text-only Report High Resolution On

APLIKASI PREDIKSI LANGGANAN DEPOSITO BERJANGKA DENGAN METODE NAÏVE BAYES YANG DI MODIFIKASI

Abstrak

Deposito hingga sekarang merupakan suatu produk simpanan dengan minat paling banyak, prosesnya mudah dan praktis dan deposito bisa dikatakan sebagai tabungan, kebanyakan orang memilih deposito karena suku bunganya lebih besar dibandingkan dengan tabungan pada umumnya, tetapi walaupun deposito memberikan suku bunga yang besar, deposito juga dapat lemah terhadap inflasi, jadi setinggi apapun nilai bunga yang diberikan tidak ada artinya, penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi dalam bentuk aplikasi prediksi langganan deposito berjangka dengan metode *naïve bayes* yang telah di modifikasi, modifikasi dilakukan dengan mengubah operasi perkalian menjadi pemjumlahan, modifikasi *laplace smoothing* pada *naïve bayes* juga di terapkan, dimana perbedaanya adalah dengan menambahkan angka 1 di pembilang yang di terapkan pada *naïve bayes*, dengan harapan dapat membantu dalam menentukan apakah melanjutkan berlangganan deposito berjangka atau tidak, hasil dari aplikasi ini dapat memprediksi langganan deposito berjangka dengan nilai akurasi tertinggi pada 78,66%, nilai *precision* tertinggi pada 91,34%, nilai *recall* tertinggi pada 85,43%.

Kata Kunci: *Aplikasi, Deposito, Laplace smoothing, Naïve Bayes, Prediksi.*

Abstract

Deposito up to now is a deposito product with the most interest, processing is easy and practical and the deposit can be said as savings, many people choose deposits because interest rates are bigger compared to savings in general, but even though deposits provide large interest rates, deposits weak against inflation, so much as the value of the interest given no meaning, this research aims to provide a solutions in the form of applications prediction of time deposit subscriptions with modified naïve bayes method, modification by converting multiplication operations into addition, laplace smoothing on naïve bayes modification is also applied, where the difference is to add the number 1 in the numerator which is applied to naïve bayes, in the hope of helping in determining whether to continue to subscribe to time deposits or not, the results of this application can predict time deposits with the highest accuracy at 78.66%, the highest precision value at 91.34%, the highest recall value at 85.43%.

Keywords: *Application, Deposit, Laplace smoothing, Naïve Bayes, Prediction.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi telah banyak di gunakan untuk membantu mempermudah pekerjaan, salah satunya adalah menerapkan teknologi dalam perbankan dimana seseorang dapat menghasilkan data yang berlimpah mengenai pemasaran perbankan (Hartatik, 2017), pemanfaatan teknologi dalam perbankan dalam data pinjaman dan data deposit berjangka waktu dapat menghasilkan keputusan sesuai dengan target yang di tentukan dan dapat menentukan keberhasilan pemasaran telemarket *bank* (Dewi, 2016), data mining dapat dimanfaatkan untuk melakukan pengambilan keputusan guna memprediksi tingkat keberhasilan telemarket bank dalam menentukan langganan deposito berjangka, pengolahan data pemasaran perbankan perlu dilakukan untuk mengetahui informasi berupa pengetahuan baru yang dapat membantu pihak perbankan untuk menentukan hasil dari kampanye pemasaran perbankan (Moro, 2015).

Pada penelitian ini berfokus pada pemanfaatan data mining untuk memprediksi keberhasilan telemarket bank untuk mencari calon nasabah yang berpotensi langganan deposito berjangka atau tidak, banyak metode yang dapat di lakukan untuk memprediksi keberhasilan telemarket bank dan perlu pertimbangan yang matang, sehingga jika informasi tidak lengkap atau hanya sebatas data perkiraan, maka dalam memprediksi menyebabkan kemungkinan yang tidak pasti, kemungkinan yang tidak pasti dapat menimbulkan resiko dalam membuat keputusan, jika hanya dengan dilakukan secara manual tentunya menelan waktu dan tenaga, kesalahan dalam mencari calon nasabah yang berpotensi langganan deposito berjangka yang berdampak pada macetnya deposito.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Kurniawan tentang perbandingan algoritma naïve bayes dan C.45 dalam klasifikasi data minning membangun 2 buah sistem yaitu dengan metode *naïve bayes* dan C.45, pada sistemnya dilakukan dengan menghitung *precision, recall,* dan akurasi, untuk setiap kasusnya dilakukan dengan membandingkan data training dan data testing yang ada, dari hasil perbandingan tersebut dapat mengambil keputusan yang terbaik (Kurniawan, 2018), permasalahan di naive bayes terjadi pada optimasi *naïve bayes* dengan pemilihan fitur dan pembobotan rasio dimana dalam pemberian bobot rasio dengan *naïve bayes* dari penghitungan probabilitasnya, dimana fitur yang tidak masuk dalam kelas yang di uji banyak muncul kesalahan, penggunaaan *naïve bayes* juga mempunyai kelemahan, kelemahannya adalah ada probabilitas yang tidak bisa mengukur besarnya tingkat akurasi dalam memprediksi (Socrates, 2016).

Dalam penggunaan *naïve bayes* dengan mengkaslifikasikan data terdapat masalah yang muncul yaitu kemungkinan adanya nilai nol pada hasil probabilitas yang dampaknya menyebabkan metode ini gagal dalam mengklasifikasikan data, adanya nol pada probabilitas yang di akibatkan terbatasnya data yang ada untuk data *training* (Socrates, 2016).

Untuk mengatasi permasalahan dalam menghitung *naive bayes* jika ada peluang yang nilainya nol, dilakukan perbaikan nilai nol pada peluang dengan menggunakan metode *laplace smoothing* yaitu cara untuk menangani peluang yang nilainya nol dengan menambahkan angka satu sehingga peluang tidak bernilai nol, dengan modifikasi *laplace smoothing* pada *naïve bayes* perbedaanya adalah dengan melakukan penjumlahan dan penambahan angka satu pada penghitungannya (Cherian, 2017), modifikasi teorema *naïve bayes* juga di lakukan dengan menambahkan angka 1 di pembilang dan mengubah operasi perkalian menjadi penjumlahan, penelitian ini menemukan fitur minim yang cukup untuk dapat mewakili datasetnya dan memberikan hasil yang dirasa cukup baik (Palaniappan, 2017).

Berdasarkan daftar pustaka dan permasalahan di atas, dalam penelitian ini membuat aplikasi dengan metode *naïve bayes classifier* yang sudah di modifikasi dengan mengubah operasi perkalian menjadi pemjumlahan, modifikasi *laplace smoothing* pada *naïve bayes* juga di lakukan, dimana perbedaanya adalah dengan menambahkan angka 1 di pembilang yang di terapkan pada *naïve bayes*, harapannya dapat membantu untuk meningkatkan ketepatan dalam keberhasilan *telemarketing bank*.

2. METODOLOGI

Pada bagian metodologi ini dijelaskan secara bertahap apa yang perlu dikerjakan dalam meneliti. Tahapan dalam penelitian ini ditunjukkan dalam gambar 1:

Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

Dalam tahap identifikasi masalah merupakan tahap awal dari metologi penelitian yang di buat, pada tahap ini tujuannya adalah mencari rumusan masalah dalam penelitian dan untuk memprediksi langganan deposito berjangka. Berdasarkan pada masalah yang ada, maka dibutuhkan sebuah aplikasi untuk memprediksi langganan deposito berjangka.

2.2 Pengumpulan Dokumen

Pada tahap pengumpulan dokumen merupakan tahap yang bertujuan untuk mengklasifikasikan langganan deposito berjangka. Dokumen yang diambil dari *UCI Machine Learning Repository* untuk implementasi *system* dan klasifikasi di lakukan dengan menggunakan algoritma *naïve bayes.*

2.2.1 Seleksi Fitur

Setelah pengumpulan dokumen dilakukan seleksi fitur melalui *tools* weka dengan metode *gain ratio attribute reval*, tujuan dari seleksi fitur ini adalah untuk mengurangi *variable* X yang tidak terlalu berpengaruh terhadap tingkat akurasi dalam memprediksi *variable* Y agar tingkat akurasi data lebih baik, dengan menggunakan *tools* weka menghasilkan 7 variabel X dari total 14 variabel X yang ditunjukkan pada gambar 2.

```
=== Attribute Selection on all input data ===

Search Method:
        Attribute ranking.

Attribute Evaluator (supervised, Class (nominal): 8 y):
        Gain Ratio feature evaluator

Ranked attributes:
 0.02606    7 previous
 0.01499    3 balance
 0.00948    5 month
 0.00726    4 loan
 0.00346    1 job
 0.00185    2 education
 0          6 campaign

Selected attributes: 7,3,5,4,1,2,6 : 7
```

Gambar 2. Variabel X Hasil *Feature selection*

Dari hasil seleksi fitur di atas di dapatkan hasil *gain ratio* yaitu pemilihan atribut yang di pakai untuk menyeleksi *test attribute* pada tiap *node*, urutan 1 yang paling berpengaruh yaitu variabel X7 *previous* yang nilainya 0,02606, atribut ini nilainya paling tinggi dan dapat juga di jadikan sebagai *test atribut*, diurutan ke 2 ada variable X3 yaitu *balance* yang nilainya 0,01499, diurutan ke 3 ada *variable* X5 yaitu *month* yang nilainya 0,00948, di urutan ke 4 ada *variable* X4 yaitu *loan* yang nilainya 0,00726, di urutan ke 5

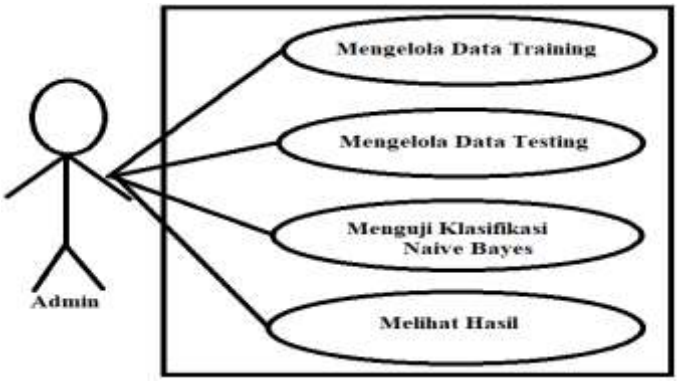
ada *variable* X1 yaitu *job* yang nilainya 0,00346, di urutan ke 6 ada variable X2 yaitu *education* yang nilainya 0,00156, di urutan terakhir ada *variable* X6 yaitu *campaign* yang nilainya 0, selanjutnya dijelaskan isi *variable* yang diperlukan. Berikut penjelasan *variable* yang di perlukan dari data yang diambil dalam kampanye pemasaran *table* 1.

Table 1. Penjelasan *variable* yang diperlukan

Variabel	**Atribut**	**Tipe**	**Keterangan**
X1	*Job*	*Polinomial*	*{Unemployed, services, management, blue-collar, self-employed, technician, enterpreuner, admin, student, retired}*
X2	*Education*	*Polinomial*	*{primary, uknown, secondary, tertiary}*
X3	*Balance*	*Polinomial*	*a. less (< 0)* *b. enough (1-500)* *c. middle (500-2500)* *d. rich(2500-9000)*
X4	*Loan*	*Binomial*	*{1,2}*
X5	*Month*	*Polinomial*	*{ jan-june, june-dec }*
X6	*Campaign*	*Polinomial*	*{ not=1-10, rarely=11-20, often=21-30, always= 31-40 }*
X7	*Previous*	*Polinomial*	*{ low = 0-5, half = 6-10, high = 11-20 }*
Y	*Hasil*	*Label*	*{ Yes, No }*

2.3 Desain

Berikut desainnya dengan gambaran *use case* yang diperlukan dalam aplikasi prediksi langganan deposit berjangka pada gambar 3



Gambar 3. Use Case Diagram

Keterangan:

a. Mengelola data *training*: di tahap ini admin dapat mengelola data *training* dengan menambah, mengubah, dan menghapus data tersebut, dalam pengolahan data admin mengsisi data lewat *form* yang telah di sediakan.
b. Mengelola data *testing*: di tahap ini admin dapat mengelola data *testing* dengan menambah, mengubah, dan menghapus data tersebut, dalam pengolahan data admin mengsisi data *testing* lewat *form* yang telah di sediakan.
c. Menguji klasifikasi *naïve bayes* admin dapat menguji data tersebut dengan hasil klasifikasi.
d. Melihat hasil: admin dapat melihat hasil setelah menguji klasifikasi *naïve bayes*.

2.4 Implementasi

Implementasi *system* dengan memakai php, untuk penyimpanan datanya memakai basis data *mysql*, untuk implementasinya menggunakan algoritma klasifikasi *naïve bayes*, mengklasifikasikan algoritma *naive bayes* merupakan cara pengklasifikasikan statistik, pengklasifikasian *naïve bayes* di dasarkan oleh teorinya *naïve bayes* yang dicetuskan *Thomas Bayes* pada abad ke XVII (Han, 2011). Berikut teorema bayes dipersamaan (1).

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \tag{1}$$

Keterangan:

X adalah data yang classnya tidak diketahui secara pasti, H adalah rangkuman suatu data memiliki suatu class yang lebih rinci P(H|X) adalah tingkat akurasi peluang X, X salah satu data yang classnya di dapat pada saat melakukan percobaan dengan mengamati secara cermat clas X yang dimasukkan ke dalam kelas C, kemudian P(X|H) peluang tingkat akurasi X yang di dasarkan pada peluang akurasi tingkat H, P(X) merupakan peluang akurasi sebelum X, P(H) merupakan peluang akurasi awal hipotesis H (Han, 2011). Dari hasil seleksi fitur yang telah dilakukan, selanjtunya menghitung klasifikasi dengan 5 data yang diambil secara acak dari data *training* dengan 1 data *testing* yang di tampilkan dalam Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Data *Training*

Job	***Education***	***Balance***	***Loan***	***Month***	***Campaign***	***Previous***	***Y***
self-employed	*secondary*	*rich*	*yes*	*jul*	*not*	*low*	*no*
management	*tertiary*	*enough*	*yes*	*feb*	*not*	*low*	*yes*
management	*tertiary*	*rich*	*no*	*jul*	*not*	*low*	*yes*
technician	*secondary*	*enough*	*no*	*feb*	*not*	*low*	*no*
management	*tertiary*	*less*	*no*	*feb*	*not*	*low*	*yes*

Tabel 3. Data *Testing*

Job	***Education***	***Balance***	***Loan***	***Month***	***Campaign***	***Previous***	***Y***
management	*tertiary*	*rich*	*no*	*jul*	*not*	*low*	*?*

Berikut perhitungan klasifikasi untuk menentukan langganan deposito berjangka pada data *testing*:

1. Menghitung probabilitas *variable* Y:
   P(Y = Yes) = 3/5 = 0,6
   P(Y = No) = 2/5 = 0,4

2. Menghitung peluang probabilitas *variable* X terhadap Y:
   P(X1 = *management* | Y = *yes*) = 3/3
   P(X1 = *management* | Y = *no*) = 0/2

   P(X2 = *tertiary* | Y = *yes*) = 3/3
   P(X2 = *tertiary* | Y = *no*) = 0/2

   P(X3 = *rich* | Y = *yes*) = 1/3
   P(X3 = *rich* | Y = *no*) = 1/2

   P(X4 = *no* | Y = *yes*) = 2/3
   P(X4 = *no* | Y = *no*) = 1/2

   P(X5 = *jul* | Y = *yes*) = 1/3
   P(X5 = *jul* | Y = *no*) = 1/2

   P(X6 = *not* | Y = *yes*) = 3/3
   P(X6 = *not* | Y = *no*) = 2/2

   P(X7 = *low*| Y = *yes*) = 3/3
   P(X7 = *low*| Y = *no*) = 2/2

3. Membandingkan hasil probabilitas tiap kelas

P(X1 = *management*, X2 = *tertiary*, X3 = *rich*, X4 = *no*, X5 = *jul*, X6= *not*, X7 = *low* | Y = *yes*)

=3/3 x 3/3 x 1/3 x 2/3 x 1/3 x 3/3 x 3/3 = 108/2187 = 0,074

P(X1 = *management*, X2 = *tertiary*, X3 = *rich*, X4 = *no*, X5 = *jul*, X6= *not*, X7 = *low* | Y = *no*)

=0/2 x 0/2 x 1/2 x 1/2 x 1/2 x 2/2 x 2/2 = 0

Dari perhitungan di atas sudah di ketahui bahwa bahwa hasil dari perhitungan probabilitas terbesar adalah P(Y = *yes*) dan dapat di simpulkan *variable* Y yang ada pada data *testing* adalah *yes*.

2.4.1 Usulan Modifikasi *Laplace Smoothing* Pada *Naïve Bayes*

Pada modifikasi *naïve bayes* ini menggunakan *laplace smoothing* yang di terapkan pada *naïve bayes*, tujuannya untuk menangani peluang yang nilainya nol dengan menambahkan angka 1 di pembilang pada probabilitas sehingga peluang tidak bernilai nol (Cherian, 2017).

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad menjadi\ P(H|X) = \frac{1+(P(X|H).P(H))}{P(X)} \qquad (2)$$

2.4.2 Usulan Modifikasi *Naïve Bayes*

Pada modifikasi yang ke dua ini tujuannya untuk menghilangkan nilai probabilitas yang 0 pada *naive bayes* dengan cara mengubah operasi perkalian menjadi penjumlahan.

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad menjadi\ P(H|X) = \frac{P(X|H)+P(H)}{P(X)} \qquad (3)$$

Berikut hasil klasifikasi menggunakan contoh di atas dengan membandingkan hasil probabilitas tiap kelas:

P(X1 = *management*, X2 = *tertiary*, X3 = *rich*, X4 = *no*, X5 = *jul*, X6= *not*, X7 = *low* | Y = *yes*) = 3/3 + 3/3 + 1/3 + 2/3 + 1/3 + 3/3 + 3/3= 16/21 = 0,76

P(X1 = *management*, X2 = *tertiary*, X3 = *rich*, X4 = *no*, X5 = *jul*, X6= *not*, X7 = *low* | Y = *no*) = 0/2 + 0/2 + 1/2 + 1/2 + 1/2 + 2/2 + 2/2 = 7/14 = 0,5

Dari probabilitas perhitungan modifikasi naïve bayes di atas diketahui probabilitas tertinggi ada pada P(Y=*yes*), sehingga kelas dari data *testing* adalah *yes*

2.5 Pengujian

Pada tahap akhir penelitian akan di lakukan 3 pengujian yaitu yang pertama pengujian *precision, recall, accuracy,* yang kedua ada pengujian *blackbox* untuk menguji hasil dari aplikasi yang sudah dibuat, ketiga ada pengujian algoritma yang tujuannya untuk mengecek aplikasi apakah sudah menerapkan algoritma *naïve bayes* dengan benar.

2.5.2 Pengujian *Precision, Recall, Accuracy*

Tujuan dari tahap pengujian *precision, recall* dan *accuracy* adalah untuk menentukan presentase dari evaluasi klasifikasi dengan cara membandingkan jumlah dokumen yang saling berkaitan dan di kenali dengan jumlah semua data bisanya disebut juga *Recall,* yang menggunakan rumus: (Palaniappan, 2017)

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

Selanjutnya dilakukan *precision* yang membandingkan semua data yang berkaitan dengan semua data yang dikenali, *precision* memiliki rumus: (Palaniappan, 2017)

$$\boldsymbol{Precision} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

Setelah dilakukan pengujian *precision, recall* yang terakhir ada pengujian *accuracy* yang menghitung akurasi dari jumlah keseluruhan prediksi yang dinilai benar, *accuracy* memilik rumus: (Palaniappan, 2017)

$$\boldsymbol{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \tag{6}$$

2.5.3 Pengujian *Blackbox*

Pengujian *blackbox* merupakan pengujian yang dilakukan untuk menilai hasil dari input dan output yang di inginkan, hasil pengujian *blackbox* akan menguji fungsi dari fitur-fitur yang terdapat pada aplikasi, pengujian *blackbox* ini juga menguji hasil dari aplikasi yang dibuat, dari pengujian blackbox ini jika berhasil harusnya output dari aplikasi sama dengan output yang di harapkan.

2.5.4 Pengujian Algoritma

Pengujian algoritma merupakan pengujian yang dilakukan untuk mengecek apakah aplikasi yang dibuat sudah menerapkan algoritma dengan benar, pengujian di lakukan dengan menghitung manual untuk menentukan hasil dan prediksi algoritma *naïve bayes* pada data *testing* jika hasil dari perhitungan manual sama dengan aplikasi yang di buat, maka aplikasi berhasil menerapkan algoritma *naïve bayes*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi

Implementasi dari aplikasi ini menghasilkan aplikasi untuk memprediksi langganan deposito berjangka dengan metode *naïve bayes* yang di modifikasi. Dalam aplikasi ini hanya terdapat 1 aktor yaitu admin.

a. Admin

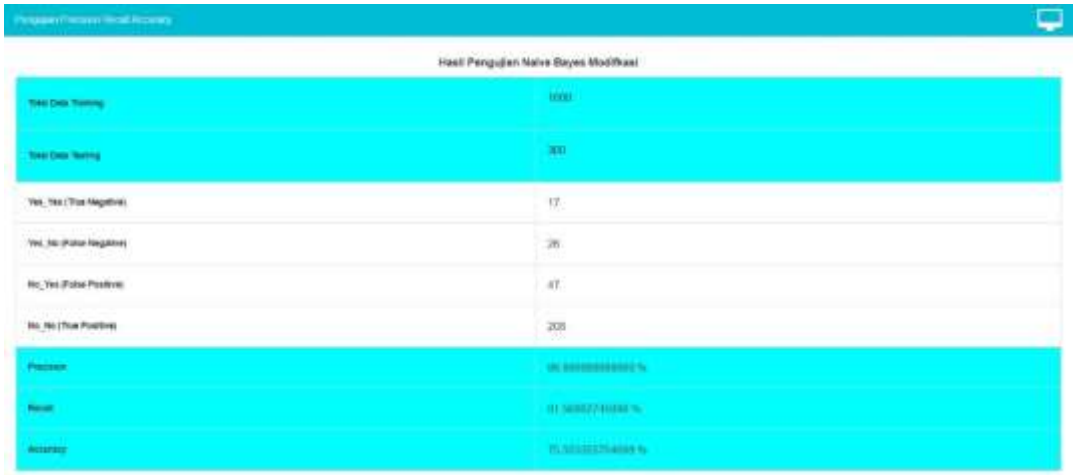
Admin bertugas mengelola data dalam aplikasi, admin langsung masuk ke halaman utama dengan menu yang memudahakan admin dalam mengelola data, menu yang ada dalam halaman utama admin yaitu data training (data training yang dapat di kelola admin yaitu memasukan data, edit data, hapus data, hapus semua data, dan *import* dari *file* excel), data *testing* (dapat di kelola admin yaitu memasukan data, edit data, hapus data, dan *import* dari file excel), *naïve bayes* (semua data testing yang akan diprediksi menggunakan metode *naïve bayes*), modifikasi *naïve bayes* (berisi semua data testing yang akan di prediksi menggunakan metode *naïve bayes* yang di modifikasi), *laplace smoothing* (berisi semua data testing yang akan di prediksi menggunakan *laplace smoothing* yang di terapkan pada rumus *naïve bayes*).

Pada menu *naïve bayes* terdapat tombol prediksi *naïve bayes* modifikasi yang di gunakan untuk menampilkan prediksi data *testing* dengan metode *naïve bayes* di modifikasi, ketika tombol prediksi di klik maka akan menampilkan hasil dari prediksi *naïve bayes* yang di tandai dengan warna biru.

Pada menu *naïve bayes* terdapat tombol lihat perhitungan untuk melihat hasil dari perhitungan prediksi *naïve bayes* modifikasi, tampilan lihat perhitungan *naïve bayes* modifikasi di jelaskan pada gambar 5.

Gambar 5. Lihat Perhitungan

Pada menu *naïve bayes* terdapat tombol lakukan pengujian untuk menguji *precision*, *recall*, dan *accuracy* dalam prediksi *naïve bayes*, tampilan pengujian *precision* ,*recall* dan *accuracy naïve bayes* di jelaskan pada gambar 6.



Gambar 6. Lakukan Pengujian

3.2 Pengujian

Pada tahap pengujian dilakukan dengan 3 cara, yaitu dengan pengujian *blackbox*, pengujian algoritma *naïve Bayes*, dan pengujian tingkat *precision*, *recall*, dan *accuracy*.

3.2.1 Pengujian *Blackbox*

Pengujian *blackbox* dilakukan untuk menguji menu yang ada didalam aplikasi apakah berjalan sesuai dengan fungsinya. Pengujian *blackbox* dijelaskan dalam tabel pengujian *blackbox*.

Tabel 4. Pengujian *Blackbox*.

Modul	***Scenario***	**Hasil yang diharapkan**	**Hasil Aplikasi**
Input data	Memasukan data dan data terisi	Data masuk ke *database*	*Valid*
Import data excel	Memasukkan data dari excel ke dalam *database*	Data masuk ke *database*	*Valid*
Mengubah data	Melakukan perubahan data pada *database*	Data berhasil di ubah dan masuk ke *database*	*Valid*
Menghapus data	Melakukan penghapusan data pada *database*	Data berhasil di hapus dari *database*	*Valid*
Prediksi data	Melakukan prediksi pada semua data *testing*	Semua data berhasil di prediksi	*Valid*

3.2.2 Pengujian Algoritma *Naïve Bayes*

Pengujian algoritma *naïve bayes* dilakukan dengan menggunakan 5 data *training* dan 1 data *testing*, pengujian dengan menghitung manual dan menghitung dengan aplikasi yang sudah dibuat, hasil perhitungan manual dibandingkan dengan perhitungan aplikasi dan memiliki hasil yang sama maka aplikasi yang dibangun berhasil menerapkan algoritma *naïve bayes*.

3.2.3 Pengujian *Precision, Recall,* Dan *Accuracy*

Pada tahap ini, penulis membagi data keseluruhan yang berjumlah 1200 menjadi data *training* dan data *testing* secara berurutan. Hal ini bertujuan untuk menganalisa nilai *precision, recall* dan *accuracy* pada perhitungan algoritma *naïve bayes* pada aplikasi. Penjelasan pengujian *precision, recall* dan *accuracy* dapat dilihat dalam *table* 5, *table* 6, dan *table* 7.

Table 5. Pengujian *Accuracy*

Data *Training*	Data *Testing*	*Naïve Bayes*	*Laplace Smoothing*	Modifikasi *Naïve Bayes*
350	300	68,24 %	68,66 %	70,66 %
500	300	70,80 %	71 %	75,33 %
600	300	71,81 %	72 %	75,66 %
1000	300	72,14 %	72,33 %	76 %
1200	300	72,66 %	72,66	78,66 %

Table 6. Pengujian *Precision*

Data *Training*	Data *Testing*	*Naïve Bayes*	*Laplace Smoothing*	Modifikasi *Naïve Bayes*
350	300	87,61 %	87,73 %	85,47 %
500	300	88,83 %	88,83 %	88,13 %
600	300	88,99 %	88,99 %	87,86 %
1000	300	89,40 %	89,40 %	87,91 %
1200	300	91,34 %	91,34	88.93 %

Table 7. Pengujian *Recall*

Data *Training*	Data *Testing*	*Naïve Bayes*	*Laplace Smoothing*	Modifikasi *Naïve Bayes*
350	300	73,01 %	73,22 %	78,74 %
500	300	75,19 %	75,19 %	81,88 %
600	300	76,37 %	76,37 %	82,67 %
1000	300	76,37 %	76,37 %	83,07 %
1200	300	74,80 %	74,80	85,43

3.3 Analisa Hasil

Aplikasi prediksi langganan deposito berjangka yang di buat menggunakan metode *naïve bayes* yang di modifkasi ini dapat melakukan prediksi data yang sudah di masukkan sebelumnya.

Pada pengujina *blackbox* menunjukkan semuanya berjalan dengan benar dan memiliki hasil yang sama dengan perhitungan manual, sedangkan pengujian *accuracy* pada *naïve bayes* menunjukkan semakin banyaknya data *training* maka semakin tinggi tingkat akurasinya.

Pengujian *accuracy* pada *naïve bayes* yang di modifikasi menunjukkan tingkat akurasi data dalam memprediksi meningkat, pengujian *accuracy* pada *laplace smoothing* menunjukkan tingkat akurasi data meningkat di bandingkan dengan *naïve bayes*.

4. PENUTUP

Hasil dari penelitian ini merupakan sebuah aplikasi prediksi langganan deposito berjangka yang di buat menggunakan metode *naïve bayes* yang di modifkasi dengan hasil sebagai berikut:

a. Pengujian *blackbox* menunjukkan bahwa aplikasi berjalan sesuai yang di harapkan.
b. Pengujian *accuracy* dan *precision* pada *naïve bayes* menunjukkan bahwa semakin banyak data maka tingkat akurasi semakin tinggi, pengujian *accuracy laplace smoothing* menunjukkan nilai *accuracy* meningkat dibandingkan dengan *naïve bayes*, dan pengujian *accuracy* pada *naïve bayes* di modifkasi juga menunjukkan peningkatan *accuracy* dibandingkan dengan *naïve bayes*.
c. Pengujian *precision* pada *laplace smoothing* dengan jumlah data *training* yang terus bertambah menunjukkan nilai *precision* yang terus meningkat, sedangkan *precision* pada modifikasi *naïve bayes* tidak stabil.
d. Pengujian *recall* pada *naïve bayes* juga terjadi peningkatan, tetapi pada akhir pengujian terjadi penurunan karena seluruh data dapat diklasifikasikan, dan pengujian *recall* pada *laplace* dan modifikasi *naïve bayes* menunjukkan nilai *recall* yang meningkat seiring dengan bertambahnya data *training*.
e. Nilai *accuracy* tertinggi pada aplikasi ini ada pada angka 78.66% yang terdapat pada modifikasi *naïve bayes*, sedangkan nilai precision tertinggi ada pada angka 91.34% yang terdapat pada *naïve bayes* dan *laplace*

smoothing, nilai *recall* tertinggi ada pada angka 85.43%, yang terdapat pada modifikasi *naïve bayes*.

Saran untuk mengembangkan aplikasi prediksi ini dengan memodifikasi metode *naïve bayes* yang lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

Cherian, V., & Bindu, M. S. (2017). Heart Disease Prediction Using Naïve Bayes Algorithm and Laplace Smoothing Technique. *International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)*, *5*(2).

Dewi, S. (2016). Komparasi 5 Metode Algoritma Klasifikasi Data Mining pada Prediksi Keberhasilan Pemasaran Produk Layanan Perbankan. *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, *13*(1), 60-65.

Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.

Hartatik, S. S., Si, M., & Wardhani, P. K. (2017). Implementasi metode naïve bayes dalam perancangan system penunjang keputusan peningkatan pola hidup sehat berbasis android.

Kami, T., Penulisan, P., & Kami, H. klasifikasi dan analisis sentimen data sms center bupati pamekasan menggunakan naïve bayes dengan mad smoothing.

Kurniawan, Y. I. (2018). Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan C. 45 dalam Klasifikasi Data Mining. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, *5*(4), 455-464.

Moro, S., Cortez, P., & Rita, P. (2014). A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing. *Decision Support Systems*, *62*, 22-31.

Palaniappan, S., Mustapha, A., Foozy, C. F. M., & Atan, R. (2017). Customer Profiling using Classification Approach for Bank Telemarketing. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, *1*(4-2), 214-217.

Socrates, I. G. A., Akbar, A. L., Akbar, M. S., Arifin, A. Z., & Herumurti, D. (2016). Optimasi Naive Bayes Dengan Pemilihan Fitur Dan Pembobotan Gain Ratio. *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 22-30.