Data Mining untuk Klasifikasi Penderita Kanker Payudara Berdasarkan Data dari University Medical Center Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Ibnu Ramadhan, Kurniawati

Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Darwan Ali, Kalimantan Tengah, Indonesia

E-mail : ¹ibn.rmdn19@gmail.com, ²kurniawati.vivo@gmail.com

Submitted 20-12-2019; Accepted 21-01-2020; Published 15-02-2020

Abstrak

Data penderita kanker payudara dari University Medical Center merupakan data tentang pasien yang mengidap kanker payudara berdasarkan ciri-ciri tertentu. Data ini memiliki informasi yang berlimpah sehingga dapat dilakukan data mining dengan tujuan menggali informasi lebih dalam yang tentu saja bisa bermanfaat ke depannya. Class data sendiri terbagi menjadi 2 kelompok yaitu class kambuh dan tidak kambuh. Teknik yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Klasifikasi dengan menggunakan algoritma Naive Bayes. Naive Bayes adalah teknik prediksi dengan basis probabilistik sederhana yang berdasar pada implementasi aturan bayes dengan asumsi independensi yang kuat pada fitur. Tools yang digunakan untuk menemukan nilai akurasi adalah RapidMiner 9.3. Atribut data terdiri dari Class, Age, Menopause, Tumor-Size, Inv-Nodes, Node-Caps, Deg-Malig, Breast, Breast-Quad dan Irradiant. Dari segi metode, penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining). Penelitian ini digunakan sebagai informasi dalam pengambilan keputusan untuk menentukan kebijakan yang diambil dalam menangani pasien penderita kanker payudara.

Kata Kunci: Class, Age, Menopause, Tumor-Size, Inv-Nodes, Node-Caps, Deg-Malig, Breast, Breast-Quad, Irradiant, Naive Bayes, Klasifikasi, Kanker Payudara.

Abstract

The breast cancer sufferers data from the University Medical Center is data about patients suffering from breast cancer based on certain characteristics. This data has abundant information so that data mining can be done with the aim of digging deeper information which of course can be useful in the future. The data class itself is divided into 2 groups: recurrence and non-relapse classes. The technique used in this study is classification using the Naive Bayes algorithm. Naive Bayes is a simple probabilistic prediction technique based on the implementation of Bayes rules with a strong assumption of independence on features. The tool used to find accuracy values is RapidMiner 9.3. Data attributes consist of Class, Age, Menopause, Tumor-Size, Inv-Nodes, Node-Caps, Deg-Malig, Breast, Breast-Quad and Irradiant. In terms of methods, this study uses the CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) method. This research is used as information in making decisions to determine policies taken in dealing with patients with breast cancer.

Keywords: Class, Age, Menopause, Tumor-Size, Inv-Nodes, Node-Caps, Deg-Malig, Breast, Breast-Quad, Irradiant, Naive Bayes, Classification, Breast Cancer.

1. PENDAHULUAN

Teknologi informasi terus mengalami kemajuan dari zaman ke zaman. Teknologi informasi sendiri sudah memberikan berbagai informasi serta data yang bermanfaat bagi kehidupan masyarakat pada umumnya. Informasi yang dihasilkan sudah mencakup seluruh bidang kehidupan manusia mulai dari ekonomi, politik, sejarah, sosial, kesehatan dan sebagainya. Teknologi juga memberikan peran dalam kemajuan berbagai institusi, salah satunya instansi kesehatan. Data yang dihasilkan di bidang kesehatan bisa berupa data mengenai penyakit yang dianggap mematikan seperti kanker, yang tentu saja data ini dapat dimanfaatkan untuk menggali informasi lebih dalam terkait kanker itu sendiri, baik untuk pengobatan ataupun pencegahan terhadap pasien yang belum dan atau sudah mengalami penyakit kanker.

Dikutip dari situs resmi CNN pada tahun 2018, jumlah penderita kanker di seluruh dunia terus meningkat secara signifikan. Laporan terbaru yang dirilis oleh *International Agency for Research on Cancer, WHO* (Organisasi Kesehatan Dunia), mengestimasi terdapat 18,1 juta kasus kanker baru dan 9,6 juta kematian yang terjadi pada tahun 2018. Serangan kanker yang masif ini diprediksi oleh *WHO* akan menjadi penyebab kematian nomor satu di dunia pada akhir abad ini. Hasil analisa ini didapat setelah peneliti mereka menganalisis data dari 185 negara di dunia dengan fokus pada 36 jenis kanker. Beberapa jenis kanker yang disebutkan seperti kanker paru, kolorektal, lambung, hati dan payudara.

Semua informasi yang disebutkan di atas dapat dimanfaatkan untuk mengetahui pola baru dari sebuah data dengan cara melakukan pengolahan atau penggalian data. Pola baru ini dapat digunakan untuk tujuan yang bermanfaat misalnya pengklasifikasian data penderita penyakit kanker berdasarkan kambuh atau tidak kambuhnya penyakit tersebut. Pengetahuan ini dapat membantu pihak medis dalam hal penanganan pasien untuk meminimalisir jumlah penderita kanker yang mengalami kambuh penyakit tersebut.

Berdasarkan hasil paparan dari *WHO* serta data yang diperoleh dari *University Medical Center* berupa *dataset* pengidap kanker payudara dengan jumlah *record* data sebanyak 186 data, penulis akan melakukan penelitian secara ilmiah menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma *Naive Bayes* guna mengetahui nilai perbandingan antara kambuh atau tidak kambuhnya penyakit tersebut. Hasil klasifikasi ini sendiri nantinya dapat dimanfaatkan untuk penanganan pasien guna mengurangi jumlah pasien yang sering mengalami kambuh penyakit kanker.

Penelitian ini akan melakukan pengklasifikasian berdasarkan data yang didapat dari University Medical Center dengan atribut data : *Class, Age, Menopause, Tumor-Size, Inv-Nodes, Node-Caps, Deg-Malig, Breast, Breast-Quad dan Irradiant*.

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

- Mengklasifikasi data pengidap kanker payudara berdasarkan data yang diperoleh dari *University Medical Center*.
- Mendapatkan akurasi yang tepat dalam melakukan klasifikasi mengenai data pengidap kanker payudara yang diperoleh dari *University Medical Center* dengan menggunakan metode *Naive Bayes*.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining merupakan proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar[1].

2.2 Pengelompokan Data Mining

Menurut Larose, *data mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu[2]:

- Deskripsi
Terkadang peneliti dan analisis secara sederhana ingin mencoba mencari cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data.
- Estimasi
Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah numerik dari pada ke arah kategori.
- Prediksi
Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada di masa mendatang.
- Klasifikasi
Dalam klasifikasi, terdapat target variabel kategori.
- Pengklusteran
Pengklusteran merupakan suatu metode untuk mencari dan mengelompokkan data yang memiliki kemiripan karakteristik (*similarity*) antara satu data dengan data yang lain. *Clustering* merupakan salah satu metode *data mining* yang bersifat tanpa arahan (*unsupervised*).
- Asosiasi
Tugas asosiasi dalam *data mining* adalah menemukan atribut yang muncul dalam suatu waktu.

2.3 Metode Data Mining

Menurut Larose, data mining mempunyai 6 fase CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*)[3]. Adapun 6 fase tersebut diantaranya sebagai berikut :

- Fase Pemahaman Bisnis (*Business Understanding Phase*)
- Fase Pemahaman Data (*Data Understanding Phase*)
- Fase Pengolahan Data (*Data Preparation Phase*)
- Fase Pemodelan (*Modeling Phase*)
- Fase Evaluasi (*Evaluation Phase*)
- Fase Penyebaran (*Deployment Phase*)

2.4 Algoritma Naive Bayes

Naive Bayes adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. *Naive Bayes* didasarkan pada teorema Bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network*. *Naive Bayes* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam *database* dengan data yang besar[4].

Formula umum *Naive Bayes* sendiri yaitu sebagai berikut[3] :

$$P (H | X) = P (X | H) \chi P (H) / P (H) \quad (1)$$

2.5 RapidMiner

RapidMiner adalah sebuah lingkungan *machine learning data mining*, *text mining* dan *predictive analytics*[5].

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Pemahaman Bisnis

Merupakan tahap paling awal dari CRISP-DM untuk memahami tujuan awal dari sebuah penelitian.

a. Menentukan Tujuan Bisnis (Tujuan Data Mining)

Tujuan penelitian berdasarkan pengolahan data yang didapat dari *University Medical Center* yaitu untuk meminimalisir jumlah penderita kanker payudara yang sering mengalami kambuh penyakit. Tujuan pengolahan data sendiri dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan untuk menentukan penanganan seperti apa yang akan diberikan kepada pasien yang sering mengalami kambuh penyakit.

b. Melakukan Penilaian Situasi

Tahap ini merupakan tahap untuk memahami tujuan penelitian serta menerjemahkannya ke dalam tujuan *data mining*.

c. Menentukan Strategi Awal *Data Mining*

Demi menerapkan tujuan dilakukannya *data mining*, maka strategi awal yang dilakukan yaitu mencari *dataset* penderita penyakit kanker melalui website resmi yang sudah disediakan.

3.2 Pemahaman Data

Data awal merupakan dataset pasien pengidap kanker payudara yang didapat dari *University Medical Center* berbentuk file dengan format .csv. Isi data sendiri berjumlah 286 *record*.

a. Pengumpulan Data Awal

Dataset pada penelitian ini merupakan sekumpulan data yang didapat dari *University Medical Center* dengan kelas data dibagi menjadi 2 kelompok yaitu kambuh dan tidak kambuh.

b. Mendeskripsikan Data

Dataset ini terdiri dari beberapa atribut diantaranya *Class*, *Age*, *Menopause*, *Tumor-Size*, *Inv-Nodes*, *Node-Caps*, *Deg-Malig*, *Breast*, *Breast-Quad* dan *Irradiant*.

c. Evaluasi Kualitas Data

Hasil evaluasi *dataset* ini yaitu banyak data yang tidak memiliki nilai (*missing value*) sehingga perlu dilakukan *preprocessing data*.

d. Pemilihan Atribut

Atribut data yang akan digunakan adalah keseluruhan atribut yang sudah dijelaskan sebelumnya.

3.3 Persiapan Data

Tahap ini merupakan serangkaian kegiatan untuk membangun *dataset* yang akan digunakan ke dalam alat pemodelan. Data mentah akan di cek ulang sebelum data tersebut dapat diimplementasikan ke dalam *tools RapidMiner*.

a. Seleksi Data

Melakukan seleksi data dengan melihat apakah ada data rusak atau tidak sehingga dari jumlah awal data yaitu 286 *record data* berubah menjadi 186 *record data*.

b. Pengolahan Data Mentah

Tahap ini merupakan tahap untuk memastikan bahwa data yang akan digunakan telah layak untuk dilakukan proses pengolahan.

d. Transformasi Data

Data dengan jenis numerikal diubah menjadi polynominal atau binominal. Hal ini dikarenakan teknik klasifikasi tidak dapat menerima data dengan tipe numerikal. Berikut ini contoh dataset yang sudah diubah jenis atau tipe datanya :

	is2Class polynominal	Age polynominal	Menopause polynominal	Tumor size polynominal	Inv-nodes polynominal	Node-caps polynominal	C
1	no-recurrence-ev...	30-39	premeno	30-34	0-2	no	
2	no-recurrence-ev...	40-49	premeno	20-24	0-2	no	
3	no-recurrence-ev...	40-49	premeno	20-24	0-2	no	
4	no-recurrence-ev...	60-69	ge40	15-19	0-2	no	
5	no-recurrence-ev...	40-49	premeno	0-4	0-2	no	
6	no-recurrence-ev...	60-69	ge40	15-19	0-2	no	
7	no-recurrence-ev...	50-59	premeno	25-29	0-2	no	
8	no-recurrence-ev...	60-69	ge40	20-24	0-2	no	
9	no-recurrence-ev...	40-49	premeno	50-54	0-2	no	
10	no-recurrence-ev...	40-49	premeno	20-24	0-2	no	
11	no-recurrence-ev...	40-49	premeno	0-4	0-2	no	

Gambar 1. Transformasi data

3.4 Pemodelan

Pemodelan merupakan tahapan di mana peneliti melibatkan langsung teknik *data mining* yaitu dengan melakukan pemilihan teknik serta menentukan algoritma apa yang akan digunakan dalam pengolahan *dataset* ini nantinya.

a. Pemilihan Teknik Pemodelan

Tools yang akan digunakan adalah *RapidMiner 9.3* dengan teknik yang dipilih yaitu klasifikasi. Atribut data berupa integer diubah terlebih dahulu menjadi binominal atau polynominal tergantung isi datanya seperti apa. Sementara itu metode yang digunakan yaitu *Naive Bayes* dengan cara menghitung $P(C_i)$ untuk setiap atribut data. Dalam kasus dataset pada penelitian ini, atribut class terdiri dari 2 kelompok, yaitu “kambuh” dan “tidak kambuh”. Atribut inilah yang menjadi patokan dalam perhitungan nantinya.

Kemudian tahap selanjutnya menghitung $P(X|C_i)$, $i=1,2$ untuk setiap kelas atau atribut. Setelah itu bandingkan, jika $P(X|C_1) > P(X|C_2)$ maka kesimpulannya C_1 adalah kelas “kambuh”. Jika sebaliknya maka kesimpulannya C_2 adalah kelas “tidak kambuh”.

b. Perhitungan *Data Mining*

Berikut ini merupakan perhitungan manual *Naive Bayes* menggunakan *dataset* pasien pengidap kanker payudara yang diperoleh dari *University Medical Center*. Data sudah di *preprocessing* sehingga menghasilkan data dengan jumlah 186 *records*.

Class	Age	Menopause	Tumor-size	Inv-nodes	Node-caps	Deg-malign	Breast	Breast-quad	Irradiant
no-recurr	30-39	premeno	30-34	0-2	no		3 left	left_low	no
no-recurr	40-49	premeno	20-24	0-2	no		2 right	right_up	no
no-recurr	40-49	premeno	20-24	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	60-69	ge40	15-19	0-2	no		2 right	left_up	no
no-recurr	40-49	premeno	0-4	0-2	no		2 right	right_low	no
no-recurr	60-69	ge40	15-19	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	50-59	premeno	25-29	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	60-69	ge40	20-24	0-2	no		1 left	left_low	no
no-recurr	40-49	premeno	50-54	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	40-49	premeno	20-24	0-2	no		2 right	left_up	no
no-recurr	40-49	premeno	0-4	0-2	no		3 left	central	no
no-recurr	50-59	ge40	25-29	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	50-59	ge40	25-29	0-2	no		3 left	right_up	no
no-recurr	40-49	premeno	30-34	0-2	no		3 left	left_up	no
no-recurr	60-69	lt40	30-34	0-2	no		1 left	left_low	no
no-recurr	40-49	premeno	15-19	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	50-59	premeno	30-34	0-2	no		3 left	left_low	no
no-recurr	60-69	ge40	30-34	0-2	no		3 left	left_low	no
no-recurr	50-59	ge40	30-34	0-2	no		1 right	right_up	no
no-recurr	50-59	ge40	40-44	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	60-69	ge40	15-19	0-2	no		2 left	left_low	no
no-recurr	30-39	premeno	25-29	0-2	no		2 right	left_low	no

Gambar 2. Data yang sudah melalui tahapan *preprocessing*

Menghitung jumlah kelas berdasarkan klasifikasi yang terbentuk (*prior probability*) :

1. C1 (Class = "Kambuh") = $47/186 = 0,253$
2. C2 (Class = "Tidak Kambuh") = $139/186 = 0,747$

c. Menghitung Jumlah Kasus yang Sama pada Setiap Atribut dari *Class* (Kambuh/Tidak Kambuh) Berdasarkan *Data Testing*

[illegible]

Gambar 3. Contoh kasus

1. $P(\text{Age} = \text{"50-59"} | \text{Class} = \text{"Kambuh"}) = 11/47 = 0,243$
 2. $P(\text{Age} = \text{"50-59"} | \text{Class} = \text{"Tidak Kambuh"}) = 51/139 = 0,367$
- (Hitung probabilitas dari keseluruhan atribut data seperti contoh di atas).

d. Kalikan Semua Hasil Variabel

Klasifikasi studi kasus semua variabel :

Age = **50-59**, Menopause = **ge40**, T-S = **30-34**, I-N = **0-2**, Nod-C = **yes**, D-M = **3**, Breast = **left**, Breast-quad = **left-low**, Irr = **yes**.

- Untuk semua atribut Class = "Kambuh"
 $P(X | \text{Class} = \text{"Kambuh"})$
 $= 0,234 \times 0,319 \times 0,234 \times 0,915 \times 0,149 \times 0,447 \times 0,489 \times 0,383 \times 0,234$
 $= 0,0000467$
- Untuk semua atribut Class = "Tidak Kambuh"
 $P(X | \text{Class} = \text{"Tidak Kambuh"})$
 $= 0,367 \times 0,489 \times 0,187 \times 0,978 \times 0,058 \times 0,223 \times 0,532 \times 0,367 \times 0,122$
 $= 0,0000101$
- Perkalian prior probability dengan semua atribut Class = "Kambuh"
 $P(C_i) | \text{Class} = \text{"Kambuh"} \times P(X | \text{Class} = \text{"Kambuh"})$
 $= 0,253 \times 0,0000467$
 $= 0,000012$
- Perkalian prior probability dengan semua atribut Class = "Tidak Kambuh"
 $P(C_i) | \text{Class} = \text{"Tidak Kambuh"} \times P(X | \text{Class} = \text{"Tidak Kambuh"})$
 $= 0,747 \times 0,0000101$
 $= 0,000008$
- Bandingkan Hasil Kelas
 $P(C_i) | \text{Class} = \text{"Kambuh"} \times P(X | \text{Class} = \text{"Kambuh"}) > P(C_i) | \text{Class} = \text{"Tidak Kambuh"} \times P(X | \text{Class} = \text{"Tidak Kambuh"})$

Kesimpulan :
Class = "Kambuh"

(Perhitungan antara perkalian Class "Kambuh" dengan Class "Tidak Kambuh" menunjukkan bahwa nilai Class = "Kambuh" lebih besar dibandingkan nilai Class = "Tidak Kambuh").

- Implementasi Menggunakan *RapidMiner*
Berikut ini merupakan proses pengolahan *dataset* menggunakan *RapidMiner* dengan metode *Naive Bayes*.

Gambar 4. Pemodelan menggunakan *RapidMiner*

- Pemodelan merupakan tahap dalam membuat model berdasarkan sistem nyata (realitas)
- RapidMiner* adalah *tools* yang berfungsi untuk *machine learning*, *text mining* serta *predictive analytics*.
- Dataset* awalnya berjumlah 286 *records data*, setelah dilakukan *preprocessing data* jumlah *records* berkurang menjadi 186. Peneliti menggunakan *RapidMiner* untuk membantu proses perhitungan.
- Split Validation* untuk membantu menghasilkan tingkat keakurasian berdasarkan *dataset* yang sudah dilakukan klasifikasi sebelumnya

Gambar 5. *Split Validation* pada *RapidMiner*

Tujuan utama dilakukannya penelitian ini adalah untuk mengetahui nilai akurasi dari pemodelan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dengan *tools* yang digunakan yaitu *RapidMiner*. Pola data baru yang dihasilkan digunakan untuk proses klasifikasi pasien pengidap kanker payudara.

Dalam kolom *training* terdapat algoritma yang digunakan yaitu *Naive Bayes*. Sedangkan dalam kolom *testing*, terdapat operator *Apply Model* yang berfungsi untuk menjalankan model *Naive Bayes* serta *Performance* yang berfungsi untuk mengukur performa dari model *Naive Bayes* yang digunakan tersebut.

g. Hasil Pengujian dan Percobaan

Gambar 6. Contoh *result history* pada *RapidMiner*

Pada percobaan pengolahan dataset dengan algoritma *Naive Bayes* dibantu *tools RapidMiner*, diperoleh waktu eksekusi proses yaitu 0 detik. Hal ini membuktikan bahwa perhitungan menggunakan *Naive Bayes* berjalan sangat cepat. Kelebihan *Naive Bayes* salah satunya yaitu waktu komputasi yang lebih singkat jika dibandingkan algoritma lain seperti *neural network* yang membutuhkan waktu lebih lama.

accuracy: 71.43%

	true no-recurrence-events	true recurrence-events	class prediction
pred. no-recurrence-events	38	12	76.00%
pred. recurrence-events	4	2	33.33%
class recall	90.48%	14.29%	

Gambar 7. Nilai akurasi menggunakan *Naive Bayes*

Hasil akurasi perhitungan menggunakan algoritma *Naive Bayes* menunjukkan persentase nilai sebesar 71,43%. Artinya mencari nilai akurasi menggunakan algoritma ini cukup baik berdasarkan tingkat akurasinya yang mencapai 70% lebih. Hanya saja tetap harus mempertimbangkan hal-hal lain dalam proses perhitungan nilai akurasi seperti kompleksitas dan jumlah datasetnya.

Gambar 8. *Simple Distribution*

Model distribusi untuk label atribut Class adalah sebagai berikut :

1. Class "Tidak Kambuh" : 9 distributions
2. Class "Kambuh" : 9 distributions

Percobaan pada penelitian ini menggunakan Rapidminer 9.3. Algoritma yang digunakan adalah *Naive Bayes*. Validasinya menggunakan *x-validation* dan untuk testing menggunakan *Apply Model* untuk menjalankan algoritma atau model *Naive Bayes* serta *Performance* untuk mengukur performa dari model *Naive Bayes* tersebut.

3.5 Evaluasi

Evaluasi merupakan fase di mana peneliti melakukan kontrol terhadap pemodelan yang sudah dilakukan agar mendapatkan hasil yang sesuai dengan sasaran yang ingin dicapai pada tahap pemahaman bisnis. Fase ini merupakan fase lanjutan yang lebih mendalam terhadap tujuan *data mining*.

a. Evaluasi Hasil

Tahap ini berfungsi untuk menilai sejauh mana hasil pemodelan *data mining* dapat memenuhi tujuan *data mining* yang sudah ditetapkan pada tahap pemahaman penelitian.

b. Pengecekan Ulang Proses

Pemodelan yang sudah dilakukan dan sudah dievaluasi kemudian dilakukan pengecekan ulang agar faktor-faktor penting yang berpengaruh dalam proses pengolahan data tidak terlewatkan.

c. Menentukan Langkah Selanjutnya

Tahap ini peneliti merencanakan kembali tahap selanjutnya yang harus dilakukan. Ada 2 pilihan yang dapat dilakukan, pertama kembali ke tahap awal yaitu ke tahap pemahaman bisnis. Kedua yaitu melanjutkan ke tahap selanjutnya yaitu tahap persebaran (tahap akhir).

3.6 Persebaran

Persebaran merupakan tahap akhir dari sebuah proses *data mining*. Pada tahap ini dibuat suatu laporan akhir yang berisi tentang pengetahuan yang diperoleh atau pengenalan pola pada data dalam proses *data mining*.

Pada penelitian yang dilakukan, telah dihasilkan suatu pola data atau informasi baru dalam proses *data mining* untuk klasifikasi pengidap kanker payudara berdasarkan *dataset* yang diperoleh dari *University Medical Center*. Pola informasi yang dihasilkan sesuai dengan tujuan *data mining* yaitu pola perhitungan *data mining* yang berisi *data training* dan *data testing* serta mencari probabilitas dari setiap atribut data berdasarkan *data training* dan *data testing* untuk menghasilkan informasi baru. Pertanyaannya, apakah dari data yang diperoleh dari *University Medical Center* mengenai pasien pengidap kanker payudara, lebih besar probabilitas penyakit tersebut kambuh atau tidak kambuh?. Untuk menguji tingkat akurasi sendiri, peneliti melakukan perhitungan dengan bantuan *RapidMiner* untuk menguji seberapa besar akurasi perhitungan dari klasifikasi tersebut. Berdasarkan proses perhitungan *data mining* menggunakan algoritma *Naive Bayes*, menghasilkan perkalian *prior probability* dengan Class = “Kambuh” sebesar 0,000012, sedangkan perkalian *prior probability* dengan Class = “Tidak Kambuh” sebesar 0,000008. Dari segi tingkat akurasi, proses *data mining* menggunakan algoritma *Naive Bayes* dengan proses klasifikasi menghasilkan nilai akurasi perhitungan sebesar 71,43% tentunya dengan melalui semua tahapan yang diperlukan dalam proses *data mining*.

Kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil penelitian di atas yaitu pasien pengidap penyakit kanker yang mengalami kambuh penyakit masih lebih besar dibandingkan dengan pasien yang tidak mengalami kambuh. Analisa yang dilakukan menggunakan *Naive Bayes* sendiri menunjukkan keakuratan perhitungan yang cukup besar dilihat dari persentase yang mencapai 70% lebih. Nilai 71,43% bisa juga disebabkan oleh kurang kompleks data yang mengakibatkan model dapat memprediksi secara akurat.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan perhitungan *data mining* menggunakan algoritma *Naive Bayes*, dapat ditarik kesimpulan bahwa Class pasien “Kambuh” lebih besar dibandingkan Class pasien “Tidak Kambuh”. Akurasi terhadap klasifikasi data yang sudah dilakukan sebelumnya menggunakan algoritma *Naive Bayes*, diperoleh nilai akurasi terhadap pasien yang mengalami kambuh atau tidak sebesar 71,43% di mana hal ini juga bisa disebabkan oleh kurang kompleks data sehingga model dapat memprediksi secara akurat.

Peneliti telah melakukan pembahasan menggunakan algoritma *Naive Bayes* mengenai pasien pengidap kanker payudara. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma lain seperti C.4.5 atau Nearest Neighbor guna menentukan kelas berdasarkan atribut-atribut yang telah ditentukan sebelumnya sehingga dapat diketahui metode mana yang nilai akurasi lebih baik melalui perbandingan berbagai metode. Pengklasifikasian data pasien yang mengalami kambuh penyakit kanker payudara atau yang tidak kambuh sebaiknya rutin dilakukan sebagai langkah pencegahan serta penanganan untuk mengurangi jumlah pasien yang mengalami kambuh penyakit, sehingga penanganan pasien pengidap kanker payudara dapat dilakukan secara optimal.

REFERENCES

- [1] E. Turban, T.-P. Liang, and J. E. Aronson, *Decision Support Systems and Intelligent Systems: (International Edition)*. Pearson Prentice Hall, 2005.
- [2] D. T. Larose and D. T. Larose, *Data mining methods and models*, vol. 2. Wiley Online Library, 2006.
- [3] Y. S. Nugroho, “Data Mining Menggunakan Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Universitas Dian Nuswantoro,” *Dian Nuswantoro Fak. Ilmu Komput. Skripsi*, 2014.
- [4] E. Prasetyo, “Data mining konsep dan aplikasi menggunakan matlab,” *Yogyak. Andi*, 2012.
- [5] C. Vercellis, *Business intelligence: data mining and optimization for decision making*. Wiley Online Library, 2009.