ANALISA KOMPARASI ALGORITMA NAIVE BAYES DAN C4.5 UNTUK PREDIKSI PENYAKIT LIVER

Eva Rahmawati
Program Studi Teknik Informatika, STMIK Nusa Mandiri
Jl. Kramat Raya No. 18, Jakarta Pusat
Eva.rijal@gmail.com

ABSTRACT

Liver disease is one of the deadliest diseases in the world. Several studies have been conducted to diagnose patients properly but still unknown what method was accurate in predicting liver disease. Data mining is the science that uses past data as a reference to get a new knowledge. One of the data mining algorithm is a classification algorithm. Data are obtained from the UCI which consists of 583 records with 11 fields. In this research, comparative Naïve Bayes and C4.5 algorithms using software algorithms KNAME to know which are the most accurate in predicting liver disease. The results of the second test is known that the algorithm C4.5 algorithm has the highest accuracy value is 72.845% while the Naïve Bayes algorithm has a value of 63 362% accuracy. Thus C4.5 algorithm can more accurately predict liver disease.

Kata kunci:C4.5 , Naive Bayes, Liver

PENDAHULUAN

Berdasarkan data *World Health Organization* (WHO), virus hepatitis B kronis diperkirakan menyerang 350 juta orang didunia, terutama Asia Tenggara dan Afrika dan menyebabkan kematian 1,2 Juta orang pertahun. Dari jumlah itu 15-25% yang terinfeksi kronis meninggal dunia karena komplikasi dari sirosis dan kanker hati. Hati sebagai organ yang memiliki tugas utama sebagai penetral racun ditubuh menjadikan racun-racun yang selama ini masuk melalui tubuh kita dari makanan atau lingkungan mampu dinetralisir oleh hati.Salah satu penyakit yang meyerang hati adalah hepatitis atau Liver. Penyakit Liver merupakan peradangan hati yang disebabkan oleh infeksi virus, bakteri atau bahan-bahan beracun sehingga hati tidak dapat melakukan fungsinya dengan baik. Dalam bidang kese-hatan, kesalahan dalam mendiagnosa penyakit yang dialami pasien adalah tanggung jawab yang paling berat untuk diemban oleh ahli kesehatan. Kesalahan dalam mendiagnosa penyakit dapat menyebabkan hal yang membahayakan bagi kesehatan pasien bahkan dapat menyebabkan kematian (Neshat dkk, 2012).

Penggunaan *data mining* dengan model *Naive Bayes dan Algoritma C4.5 dalam men*diagnosa penyakit hati dapat menjadi alternatif pilihan yang tepat. Namun sampai saat ini belum diketahui algoritma yang paling akurat dalam penentuan diagnosa untuk prediksi penyakit ini. Untuk itu maka dalam penelitian ini akan dilakukan komparasi metode algoritma Naive bayes dan Algoritma C4.5 untuk mengetahui algoritma yang memiliki akurasi lebih tinggi dalam mendeteksi penyakit hati.

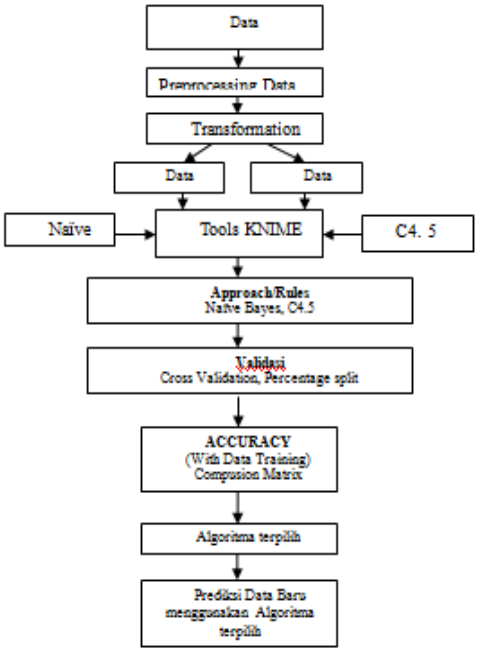
Naive Bayes merupakan salah satu metode pengklasifikasian berpeluang sederhana yang berdasarkan pada penerapan Teorama Bayes dengan asumsi antar variabel penjelas saling bebas (independen) (Han, Kember, 2006).

Konsep dari algoritma C4.5 adalah mengubah data menjadi pohon keputusan dan aturan-aturan kepu-tusan(*rule*). Algoritma C4.5 memetakan nilai atribut menjadi class yang dapat diterapkan untuk klasifikasi baru (Wu, Kumar, 2009). Untuk menerapkan algoritma Naive Bayes dan C4.5 ini digunakan perangkat lunak Kname. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari alamatweb:http://archive.ics.uci.edu/ml/. Data yang diteliti merupakan hasil pemeriksaan terhadap 583 orang dari wilayah Andhra Pradesh, India dengan 11 *field*.

Hasil dari penerapan model *Naive Bayes dan C4.5* ini kemudian akan dikomparasi tingkat akurasinya menggunakan metode Confusion Matrix untuk mengetahui algoritma yang memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi, sehingga tujuan Pengindentifikasian menyakit Liver dengan Metode algoritma Naive Bayes dan C4.5 dapat tercapai.

BAHAN DAN METODE

Jenis penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah jenis penelitian eksperimen. Jenis penelitian eksperimen dibagi dua, yaitu eksprimen absolut dan eksperimen komparatif. Eksperimen absolut mengarah kepada dampak yang dihasilkan dari eksperimen, sedangkan eksperimen komparatif yaitu membandingkan dua objek yang berbeda, misalnya memban-dingkan dua algoritma yang berbeda dengan melihat hasil statistik masing-masing mana yang lebih baik (Depkes, 2009). Pada penelitian ini, jenis penelitian yang diambil adalah Eksperimen komparatif. Penelitian eksperimen komparatif ini dilandasi oleh kerangka pemikiran pemecahan masalah seperti terlihat pada gambar 1:



Sumber: Data penelitian(2015)

Gambar 1
kerangka pemikiran pemecahan masalah

1. Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data ialah teknik atau cara-cara yang dapat digunakan untuk menggunakan data. Dalam pengumpulan data terdapat sumber data, sumber data yang terhimpun langsung oleh peneliti disebut denga sumber primer, sedangkan apabila melalui tangan kedua disebut sumber sekunder (Riduan,2008). Data yang diperoleh adalah data sekunder karena diperoleh dari Data yang digunaan dalam penelitian ini bersumber dari alamat web: http://archive.ics.uci.edu/ml/. Data ini merupakan hasil pemeriksaan terhadap 583 orang dari wilayah Andhra Pradesh, India yang diperiksa dengan hasil 416 orang terdeteksi menderita penyakit hati dan 167 orang tidak terdeteksi menderita penyakit hati. Sumber data terdiri dari 441 orang berjenis

kelamin laki-laki dan 142 orang berjenis kelamin perempuan.
Variabel yang terdapat pada data pasien liver tersebut sebagai berikut:

a. Age (usia)
b. Gender (Jenis kelamin)
c. Total Bilirubin(Bilirubin Total)
d. Direct Bilirubin (Bilirubin Langsung)
e. Alkaline Phosphatase (ALP)
f. Serum Glutamic Pyruvic Transaminase (SGPT) / Alanin Aminotranserase(ALT)
g. Serum Glutamic Oxaloacetic Transaminase (SGOT)/ Aspartate Aminotransferase (AST)
h. Total Protein (Protein Total)
i. Albumin
j. Albumin-Globulin Ratio(A/G Rasio)
k. Liver Patient(yes/no)

Berdasarkan data yang diperoleh, tidak perlu lagi dilakukan *data integration*, hal ini disebabkan karena tempat penyimpanan yang digunakan hanya bersumber dari satu tempat penyimpanan saja, sehingga tidak diperlukan adanya proses penyatuan tempat penyimpanan. Sedangkan proses *data cleaning* dan *data reduction* perlu dilakukan. Hal ini disebabkan karena dalam data yang diperoleh masih terdapat kemungkinan adanya data yang bernilai kosong, tidak konsisten atau mungkin tupel yang kosong (*missing values* dan *noisy*) serta adanya kemungkinan terjadi duplikasi atau terdapat tupel yang sama. Data pasien penyakit liver bisa di lihat pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Data pasien Penyakit liver

Age	Gender	TB	DB	AP	SGPT	SGOT	TP	Albumin	AG Ratio	Liver Patient
65	Female	0.7	0.1	187	16	18	6.8	3.3	0.9	1
62	Male	10.9	5.5	699	64	100	7.5	3.2	0.74	1
62	Male	7.3	4.1	490	60	68	7	3.3	0.89	1
58	Male	1	0.4	182	14	20	6.8	3.4	1	1
72	Male	3.9	2	195	27	59	7.3	2.4	0.4	1
46	Male	1.8	0.7	208	19	14	7.6	4.4	1.3	1
26	Female	0.9	0.2	154	16	12	7	3.5	1	1
29	Female	0.9	0.3	202	14	11	6.7	3.6	1.1	1

Sumber: http://archive.ics.uci.edu/ml/.

1. Data Mining

Data Mining merupakan teknologi baru yang sangat berguna untuk membantu perusahaan-perusahaan menemukan informasi yang sangat penting dari gudang data mereka. *Data mining* adalah perpaduan dari ilmu statistik, kecerdasan buatan, dan penelitian bidang *database*(Han, 2006). Data mining didefisinikan sebagai proses tentang memecahkan masalah dengan menganalisis data yang berada dalam database (Witten, 2011).

Nama *data mining* berasal dari kemiripan antara pencarian informasi yang bernilai dari *database* yang besar dengan menambang sebuah gunung untuk sesuatu yang bernilai (Sumathi, Sivanandam, 2006).

Data mining didefinisikansebagai proses pengenalan pola dalam data. Data mining, seringdisebut*knowledge discovery in database* (KDD), adalahsuatukegiatan yang meliputipengumpulan, pemakaian data historisuntukmenentukanketeraturan, polaatauhubungandalam set data berukuranbesar (Witten, 2011). Keluaran dari data mining inibiasadipakaiuntukmemperbaikipen

gambilankeputusan di masadepan (Santoso, 2007).

2. Algoritma Naive Bayes

Naive Bayes merupakan metode yang tidak memiliki aturan, Naive Bayes menggunakan cabang matematika yang dikenal dengan teori probabilitas untuk mencari peluang terbesar dari kemungkinan klasifikasi, dengan cara melihat frekuensi tiap klasifikasi pada data training. Naive Bayes merupakan metode klasifikasi populer dan masuk dalam sepuluh algoritma terbaik dalam data mining, algoritma ini juga dikenal dengan nama Idiot's Bayes, Simple Bayes, dan Independence Bayes (Bramer, Max, 2007).

Klasifikasi Naive Bayes adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu class. Klasifikasi bayesian didasarkan pada teorema Bayes, diambil dari nama seorang ahli matematika yang juga menteri Prebysterian Inggris, Thomas Bayes (1702-1761) (Larose, 2005).Klasifikasi bayesian memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan decision tree dan neural network (Maimon, Oded and Rokach, Lior,2010).

$$P(x|y) = \frac{P(y|x)\,P(x)}{P(y)} \quad \text{(Persamaan 1)}$$

keterangan :

y = data dengan kelas yang belum diketahui

x = hipotesis data y merupakan suatu kelas spesifik

P(x | y) = probabilitas hipotesis x berdasar kondisi y (*posteriori probability*)

P(x)= probabilitas hipotesis x (*prior probability*)

P(y | x)=probabilitas y berdasarkan kondisi pada hipotesis x

P(y)= probabilitas dari y

3. *Decision Tree* (C4.5)

Algoritma C4.5 merupakan bagian dari kelompok algoritma decision trees dan merupakan kategori 10 algoritma yang paling populer (Han, 2006). Algoritma C4.5 diperenalkan oleh J. Ross Quinlan seorang peneliti dibidang mesin pembelajaran yang merupaka perkembangan dari algoritma ID3 (*Interative Dichotomiser*), algoritma tersebut digunakan untuk membentuk pohon keputusan. Pohon keputusan dianggap sebagai salah satu pendekatan yang paling populer, dalam klasifikasi pohon keputusan terdiri dari sebuah node yang membentuk akar, node akar tidak memiliki inputan. Node lain yang bukan sebagai akar tetapi memiliki tepat satu inputan disebut node internal atau test node, sedangkan node lainnya dinamakan daun. Daun mewakili nilai target yang paling tepat dari salah satu (Maimon, Oded and Rokach, Lior, 2010).

Salah satu metode data mining yang umumdigunakanadalah pohon keputusan. Metode pohon keputusan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang merepresentasikan rule. Pohon keputusan adalah salah satu metode klasifikasi yang paling popular karena mudah untuk diinterpretasi oleh manusia. Konsep dari pohon keputusan adalah mengubah data menjadi pohon keputusan dan aturan-aturan keputusan. Untuk mengklasifiksikan obyek diperlukan urutan pertanyaan sebelum dapat dibuat kelompoknya. Jawaban dari setiap pertanyaan akan mempengaruhi pertanyaan berikutnya dan selanjutnya. Dalam

pohonkeputusan(*decision tree*) pertanyaan-pertanyaan pertama akan ditanyakan pada simpul akar. Jawaban dari pertanyaan ini dikemukakan dalam cabang-cabang. Jawaban dalam cabang akan disusul dengan pertanyaan kedua lewat simpul berikutnya.Langkah ini akan berakhir disuatu simpul jika sudah jelas kelas atau obyek yang kita cari.
Pada dasarnya konsep dari algoritma C4.5adalah mengubah data menjadi pohon keputusan dan aturan-aturan keputusan (*rule*). C4.5 adalah algoritma yang cocok untuk masalah klasifikasi dan data mining, C4.5 memetakan nilai atribut menjadi class yang dapat diterapkan untuk klasifikasi baru (Wu, 2009). Seperti persamaan berikut:

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|si|}{|s|} * Entropy(Si)$$

(persamaan 2)

Dimana:
S : Himpunan kasus
A : Atribut
n : Jumlah partisi atribut A
|Si| : Jumlah kasus pada partisi ke-i
|S| : Jumlah kasus dalam S
Nilai entropi dapat dihitung dengan cara berikut:

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^{n} - pi * \log_2 pi$$

(persamaan 3)

Dimana:
S : Himpunan kasus
n : Jumlah partisi S
Pi : Proporsi dari Si terhadap S
Buat cabang untuk tiap-tiap nilai, Bagi kasus dalam cabang
Ulangi proses untuk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Traning yang digunakan adalah sebanyak 583dari 416(empat ratus enam belas) pasien positif penyakit liver dan 167 (seratus enam puluh tujuh) Tetapi dalam data tersebut masih mengandung duplikasi dan alomali atau inkonsisten data maka dengan ini dilakukan *replace missing.* SehinggaData *training* yang digunakan pada model *Naive Bayes* adalah data yang sama seperti yang digunakan pada model pohon keputusan C4.5. Dari data yang diperoleh sebanyak 579 record, 414 record menunjukan data positif terkena penyakit liver sedangkan sebanyak 165 record menunjukkan negative terkena liver.

1. Dengan algoritma Naive Bayes

Dalam membuat model algoritma *Naive Bayes* terlebih dahulu kita mencari *probabilitas* hipotesis untuk masing-masing *class* P(H). Hipotesis yang ada yaitu pasien terkena penyakit LIVER (positif) dan pasien tidak terkena penyakit Liver (negative) dengan menggunakan persamaan 1 sebagai berikut:
P(Terkena Liver) = 414 : 579
=0.715025
P(Tidak Terkena liver) = 165 : 579
= 0.28497
Hasil perhitungan *probabilitas prior* dengan menggunakan *Naive Bayes* dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 2. Probabilitas Prior

ATRIBUT		Jml Kasus (S)	Positif (Si)	Negatif (Si)	P (X|Ci) Positif	P (X|Ci) Negatif
TOTAL		579	414	165	0.715026	0.284974
USIA	<=14	16	8	8	0.019324	0.048485
	15-49	334	232	102	0.560386	0.618182
	>=50	229	174	55	0.42029	0.333333
Jenis Kelamin	Laki-Laki	439	323	116	0.780193	0.70303
	Perempuan	140	91	49	0.219807	0.29697
TB	<=1	303	183	120	0.442029	0.727273

	1 sd 2	105	73	32	0.176329	0.193939
	2 sd 3	51	43	8	0.103865	0.048485
	3 sd 9	68	63	5	0.152174	0.030303
	>=9	52	52	0	0.125604	0
DB	<=1	414	259	155	0.625604	0.939394
	1 sd 2	63	58	5	0.140097	0.030303
	2 sd 5	54	49	5	0.118357	0.030303
	>5	48	48	0	0.115942	0
ALP	<=140	35	23	12	0.055556	0.072727
	141 sd 210	261	151	110	0.364734	0.666667
	211 sd 280	106	87	19	0.210145	0.115152
	281 sd 420	99	83	16	0.200483	0.09697
	>=420	78	70	8	0.169082	0.048485
SGPT	<=40	332	204	128	0.492754	0.775758
	41 sd 80	141	113	28	0.272947	0.169697
	81 sd 120	38	32	6	0.077295	0.036364
	121 sd 200	33	30	3	0.072464	0.018182
	>200	35	35	0	0.084541	0
SGOT	<=41	288	172	116	0.415459	0.70303
	42 sd 82	137	104	33	0.251208	0.2
	83 sd 164	82	69	13	0.166667	0.078788
	>164	72	69	3	0.166667	0.018182
TP	>=6	408	288	120	0.695652	0.727273
	5 sd 6	128	95	33	0.229469	0.2
	<5	43	31	12	0.074879	0.072727
Albumin	4 sd 6	209	128	81	0.309179	0.490909
	3 sd 4	255	195	60	0.471014	0.363636
	2 sd 3	109	87	22	0.210145	0.133333
	0 sd 2	6	4	2	0.009662	0.012121
AG Ratio	>=3	3	3	0	0.007246	0
	2 sd 3	21	14	7	0.033816	0.042424
	<2	555	397	158	0.958937	0.957576

Pada probabilitas *prior* terdapat dua *class* yang dibentuk, yaitu:

class diagnosa = Liver

class diagnosa = Sehat atau tidak terkena penyakit Liver

Probailitas prior digunakan untuk menentukan *class* pada kasus baru yang terlebih dahulu dihitung *probabilitas posteriornya*. Jika ada kasus baru seperti yang terlihat pada tabel berikut:

Tabel 3. Probabilitas Posterior

Data X		P (X|Ci)	
Atribut	Nilai	Positif	Negatif
USIA	34	0.560386	0.618182
Jenis Kelamin	Male	0.219807	0.29697
total Bilirubbin	4	0.152174	0.030303
Direct Bilirubbin	2	0.140097	0.030303
ALP	4	0.200483	0.09697
SGPT	5	0.084541	0
SGOT	4	0.166667	0.018182
Total Protein	2	0.229469	0.2
Albumin	2	0.471014	0.363636
AG Ratio	3	0.210145	0.133333

Setelah diketahui *probabilitas* setiap atribut terhadap *probabilitas* tiap *class* atau P(X|Ci), maka langkah selanjutnya adalah menghitung total keseluruhan probabilitas tiap *class*

P(X|diagnosa = Liver)

= 0.560386 x 0.219807 x 0.152174 x 0.140097 x 0.200483 x 0.084541 x 0.166667 x 0.229469 x 0.471014 x 0.210145

= 1.68488E-07

P(X|diagnosa =Negatif)

= 0.618182 x 0.29697 x 0.030303 x 0.030303 x 0.09697 x 0 x 0.018182 x 0.2 x 0.363636 x 0.133333

= 0

P (X|diagnosa = Liver) P (Liver) = 1.68488E-07 x 0.715026 = 1.20473E-07

P(X|diagnose = Negatif) P(Negatif) = 0 x 0.284974 = 0

Dari hasil perhitungan tesebut diketahui nilai P (X| Liver) lebih besar dari pada nilai P (X| Negatif), sehingga dapat disimpulkan bahwa untuk kasus tersebut masuk kedalam klasifikasi Positif Liver.

Model yang telah dibentuk diuji tingkatakurasinyadengan memasukan data uji yang berasal dari data training dengan menggunakan metode cross validation dan split percentage untuk menguji tingkat akurasi. Dengan Split percentage dengan menggunakan 60:40 maka diperoleh data training sebanyak 347 dan data testing 232 maka didapat hasil akurasi dengan menggunakan perhitungan akurasi maka akan diperoleh nilai akurasi sebanyak 63.362% dan error 36.638 %. Seperti tertera pada tabel 4.

Tabel 4Akurasi Naïve Bayes

Class\Prediksi (class)	Positif	Negative
Positif	93	76
Negative	9	54

Untuk pengujian menggunakan metode *cross validation* sebanyak 7,8,10 kali pengujian maka akan didapat seperti tertera pada tabel berikut:

Tabel 5. Pengujian menggunakan cross 7

	Naïve Bayes		
row ID	Error in %	Size of Test Set	Error count
fold 0	43.373	83	36
fold 1	38.554	83	32
fold 2	43.373	83	36
fold 3	35.366	82	29
fold 4	38.554	83	32
fold 5	32.53	83	27
Fold 6	35.366	82	29

Didalam pengujian menggunakan Cross 7 data yang digunakan untuk testing 82 data secara acak maka akan didapatkan hasil terbaik pada fold ke- 5 dengan error sebanyak 32.53% untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 6. Pengujian menggunakan cross 8

	Naïve Bayes		
row ID	Error in %	Size of Test Set	Error count
fold 0	46.575	73	34
fold 1	37.5	72	27
fold 2	30.137	73	22
fold 3	45.833	72	33
fold 4	31.944	72	23
fold 5	32.877	73	24
Fold 6	37.5	72	27
Fold7	37.5	72	27

Didalam pengujian menggunakan Cross 8 data yang digunakan untuk testing 72 data secara acak maka akan didapatkan hasil terbaik pada fold ke- 2 dengan error sebanyak 30.137% untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 7. Pengujian menggunakan cross 10

	Naïve Bayes		
row ID	Error in %	Size of Test Set	Error Count
fold 0	39.655	58	23
fold 1	43.103	58	25
fold 2	37.931	58	22
fold 3	37.931	58	22
fold 4	39.655	58	23
fold 5	37.931	58	22
Fold 6	32.759	58	19
Fold7	39.655	58	2

			3
Fold8	41.379	58	24
Fold9	29.825	57	17

Didalam pengujian menggunakan Cross 10 data yang digunakan untuk testing 57 data secara acak maka akan didapatkan hasil terbaik pada fold ke- 6 dengan error sebanyak 32.759 % untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 7.

2. Dengan Algortima C4.5

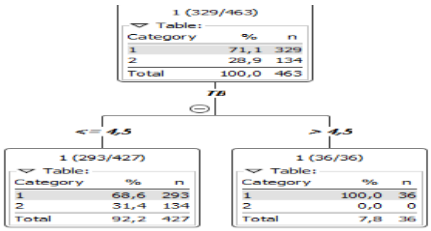
Dalam membuat pohon keputusanterlebih dahulu kita hitung jumlah *class* yang terkena penyakit Liver dan tidak serta nilai entropy dengan menggunakan persamaan 3 dari masing-masing class berdasarkan atribut yang telah ditentukan dengan menggunakan data training yang dihitung setelah mendapatkan nilai entropy dari masing-masing class maka didapat nilai gain dengan menggunakan persamaan 2 tiap atribut Hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel8 berikut:

Tabel 8. perhitungan Gain Node 1

ATRIBUT		Jml Kasus (S)	Positif (Si)	Negatif (Si)	Entropy	Gain
TOTAL		579	414	165	0.25953	
						0.002355
USIA	<=14	16	8	8	0.30103	
	15-49	334	232	102	0.267248	
	>=50	229	174	55	0.239418	
						0.001399
Jenis Kelamin	Laki-Laki	439	323	116	0.25078	
	Perempuan	140	91	49	0.281183	
						0.028504
total Bilirubbin	<=1	303	183	120	0.291574	
	1 sd 2	105	73	32	0.267024	
	2 sd 3	51	43	8	0.188671	
	3 sd 9	68	63	5	0.114078	
	>=9	52	52	0	0	
Direct Bilirubbin						0.028595
						0.019798
ALP	<=140	35	23	12	0.279213	
	141 sd 210	261	151	110	0.295649	
	211 sd 280	106	87	19	0.204226	
	281 sd 420	99	83	16	0.192106	
	>=420	78	70	8	0.143613	
						0.020815
SGPT	<=40	332	204	128	0.289549	
	41 sd 80	141	113	28	0.216465	
	81 sd 120	38	32	6	0.189423	
	121 sd 200	33	30	3	0.132302	
	>200	35	35	0	0	
						0.020925
SGOT	<=41	288	172	116	0.292767	
	42 sd 82	137	104	33	0.239769	
	83 sd 164	82	69	13	0.189889	
	>164	72	69	3	0.075222	
						0.000242
Total Protein	>=6	408	288	120	0.263095	
	5 sd 6	128	95	33	0.247876	
	<5	43	31	12	0.257134	
						0.006527
Albumin	4 sd 6	209	128	81	0.289954	
	3 sd 4	255	195	60	0.236949	
	2 sd 3	109	87	22	0.218422	
	0 sd 2	6	4	2	0.276435	
						0.000843
AG Ratio	>=3	3	3	0	0	
	2 sd 3	21	14	7	0.276435	
	<2	555	397	158	0.259414	

Dari hasil perhitungan entropy dan gain yang terdapat pada tabel8 terlihat bahwa atribut Direct Biliruin (yang diberi tanda merah) mempunyai nilai gain paling tinggi yaitu 0,02859. Oleh karena itu Direct Bilirubin akan menjadi akar(node pertama) dari pohon keputusan yang terbentuk.

Setelah didapatkan nilai gain yang tertinggi maka selanjutnya dihitung dengan cara yang sama dengan menggunakan persamaan entropy untuk mendapatkan nilai entropy dan persamaan gain untuk mendapatkan nilai gain.
Setelah dilakukan hasil perhitungan dan gain, maka akan terbentuk pohon keputusan seperti gambar 2



Gambar 2
pohon Keputusan Liver Node 1

Modelyangtelahdibentukdiujitingkatakurasinyadenganmemasukanatau ujiyangberasaldaridatatrainingdengan menggunakanmetodecrossvalidation dansplitpersentaceuntuk mengujitingkat akurasi. Dengan menggunakan split persentace 60:40 maka diperoleh data traening sebanyak 343 dan data testing 232 maka didapat hasil akurasi dengan menggunakan persamaan 2.5 maka akan diperoleh nilai akurasi sebanyak 72,845% dan error 27,155 %. Seperti tertera pada tabel 9

Tabel 9. Nilai Akurasi Algoritma C4.5

Class\Prediksi (class)	Positif	Negative
Positif	169	0
Negative	63	0

Untuk pengujian menggunakan metode cross validation sebanyak 7,8,10 kali pengujian maka akan didapat seperti tertera pada tabel berikut:

Tabel 10
Pengujian menggunakan cross 7

	ALgoritma C4.5		
row ID	Error in %	Size of Test Set	Error Count
fold 0	38.554	83	32
fold 1	22.892	83	19
fold 2	25.301	83	21
fold 3	24.39	82	20
fold 4	33.753	83	28
fold 5	32.53	83	27
Fold 6	21.951	82	18

Didalam pengujian menggunakan Cross 7 data yang digunakan untuk testing 82 data secara acak maka akan didapatkan hasil terbaik pada fold ke- 6 dengan error sebanyak 21.951 % untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 10.

Tabel 11. Pengujian menggunakan cross 8

	Algoritma C4.5		
row ID	Error in %	Size of Test Set	Error Count
fold 0	26.027	73	19
fold 1	27.778	72	20
fold 2	27.397	73	20
fold 3	30.556	72	22
fold 4	22.222	72	16
fold 5	28.767	73	21
Fold 6	30.556	72	22
Fold7	34.722	72	25

D Dalam pengujian menggunakan Cross 8 data yang digunakan untuk testing 72 data secara acak maka akan didapatkan hasil terbaik pada fold ke- 4 dengan error

sebanyak 22.222% untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 11

Tabel 12
pengujian menggunakan cross 10

	ALgoritma C4.5		
row ID	Error in %	Size of Test Set	Error Count
fold 0	25.862	58	15
fold 1	41.379	58	24
fold 2	25.862	58	15
fold 3	29.31	58	17
fold 4	32.759	58	19
fold 5	20.69	58	12
Fold 6	24.138	58	14
Fold7	31.034	58	18
Fold8	22.414	58	13
Fold9	31.579	57	18

Didalam pengujian menggunakan Cross 10 data yang digunakan untuk testing 57 data secara acak maka akan didapatkan hasil terbaik pada fold ke- 5 dengan error sebanyak 20.69 % untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 12.

3. Komparasi Acuraccy

Sebelum diterapkan pada data baru, terlebih dahulu dilakukan pengujian akurasi terhadap model yang telah terbentuk dengan menggunakan data testing. Hasil pengujian dengan menggunakan data training dan data testing 60:40 dapat dilihat pada tabel 13:

Tabel 13Nilai Accuracy

Metode	Accuracy	Error
Naïve Bayes	63362%	36.638 %.
Algoritma C4.5	72845%	27155%

Tabel 13 menunjukan nilai akurasi terhadap metode yang digunakan peneliti, maka diperoleh hasil akurasi tertinggi dicapai oleh Algoritma C4.5 dengan akurasi sebesar 72.845 % sedangkan algoritma Naïve Bayes hanya mencapai 63.8282%.

KESIMPULAN

Dalam penelitian ini dilakukan pembuatan model menggunakan algoritma Naïve bayes dan C4.5 menggunakan data Pasien Penderita Liver. Model yang dihasilkan, dikomparasi untuk mengetahui algoritma yang paling baik dalam penentuan Identifikasifikasi penyakit Liver. Untuk mengukur kinerja kedua algoritma tersebut digunakan metode pengujian Cross Validation, dan Split Percentace, dan pengukuranya dengan menggunakan *confusion matrix*, Algoritma C4.5 memiliki Akurasi yang lebih tinggi dengan nilai 69.828% dibandingan Naïve Bayes dengan nilai 63.362%. Dengan demikian algoritma C4.5 dapat memberikan pemecahan untuk permasalahandalam mengidentifikasi penyakit Liver.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dalam penyelesaian penelitian ini penulis tidak lupa mengucapkan terimakasih kepada semua pihak yang telah membantu untuk terselesaikannya penelitian ini kepada:

1) Ketua STMIK Nusa Mandiri
2) Rekan-rekan di STMIK Nusa Mandiri yeng telah memberikan motivasi dalam pengerjaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Neshat, Mehdi, Mehdi Sargolzaei, Adel Nadjaran Toosi, dan Azra Masoumi. (2012). *Hepatitis Disease Diagnosis*

using hybrid case based reasoning and paticle swarm optimization. International Scholarly Research Network: ISRN Artificil Intelligence Volume 2012

Han, J., and Kember, M. (2006). *Data Mining Concepts adn Techniques.* San Fransisco: Morgan Kauffman.

Wu, X., and Kumar, V. (2009). *The Top Ten Algorithms in Data Mining.* Boca Raton, London, New York: Taylor & Francis Group, LLC.

Departemen Kesehatan Republik Indonesia. (2009). *Profil Kesehatan Indonesia 2009*. Jakarta

Riduwan. (2008. Metode dan Teknik Menyusun Tesis. Alfabeta. (Bandung.

Witten, I. H., Frank, E., and Hall, M. A. (2011).*Data Mining: Practical Machine Learning and Tools*. Burlington: Morgan Kaufmann Publisher.

Sumathi, S., and Sivanandam, S. (2006). *Introduction to Data Mining and its Applications.* Verlag Berlin Heidelberg: Springer.

Santoso, B. (2007). *Data Mining* Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Bramer, Max. (2007). Principles of Data Mining. London: Springer

Larose,D.T.(2005).*DiscoveringKnowledgeinData*.NewJersey:JohnWilley &Sons, Inc.

Maimon, Oded and Rokach, Lior.(2010).*Data Mining and Knowledge Discovey Handbook.* New York: Springer.