



Klasifikasi Penderita ISPA Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier

May Siti Syarah¹, Masna Wati², Novianti Puspitasari³

^{1,2,3}Program Studi Informatika Universitas Mulawarman, Jalan Sambaliung No. 9 Gunung Kelua, Samarinda 75119, Indonesia

¹maysitisyarahh@gmail.com, ²masnawati@gmail.com, ³novia.ftik.unmul@gmail.com

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 14-01-2022

Revisi Akhir: 30-03-2022

Diterbitkan Online: 30-03-2022

KATA KUNCI

Confusion Matrix,
Klasifikasi,
ISPA,
Naive Bayes Classifier,
Penyakit,

KORESPONDENSI

Telepon: +62 82134533977

E-mail: novia.ftik.unmul@gmail.com

ABSTRACT

Information related to the classification of ARI disease suffered by the community in a puskesmas is essential. This is because the puskesmas is one of the community health centers that is a reference for treatment for the community. Puskesmas must identify the right type of ARI disease so that treatment for ARI sufferers can be given optimally. This study classified the data of patients with ARI in a puskesmas based on the determining factors, namely the disease suffered, age, and period of stay. Classification is carried out using the Naive Bayes Classifier method with the Confusion Matrix testing method. The results of applying the Naive Bayes Classifier method to patient data resulted in three types of ARI, namely mild, moderate and severe. The highest number of ARI patients is severe ARI. The results of the Confusion Matrix test that have been carried out prove that this method has an accuracy of 93.33% so it is suitable for use to classify ARI diseases.

1. PENDAHULUAN

Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) merupakan penyakit saluran pernapasan yang paling banyak menular kepada orang yang memiliki sistem kekebalan tubuh rendah seperti orang lanjut usia dan anak-anak yang belum memiliki sistem kekebalan tubuh terbentuk sepenuhnya. Penyakit ini biasanya disebabkan oleh virus atau bakteri yang menyerang hidung atau trakea (saluran pernapasan) sehingga menyebabkan fungsi pernapasan menjadi terganggu [1]. Jenis penyakit ISPA dapat diklasifikasikan ke dalam tiga kategori yaitu ISPA ringan, sedang dan berat. Masing-masing jenis ISPA tersebut memerlukan penanganan yang berbeda-beda. Puskesmas sebagai salah satu pusat kesehatan masyarakat yang menjadi rujukan pengobatan bagi masyarakat harus dapat mengidentifikasi jenis penyakit ISPA yang tepat agar penanganan kepada penderita ISPA dapat diberikan secara maksimal. Namun, keterbatasan fasilitas dan minimnya pengetahuan tenaga kesehatan tentang penyakit ISPA menjadi kendala bagi puskesmas untuk mengetahui jenis penyakit ISPA yang tepat. Hal ini menyebabkan penanganan penyakit tersebut menjadi tidak maksimal.

Oleh karena itu puskesmas membutuhkan informasi tentang jenis klasifikasi penyakit ISPA yang diderita oleh masyarakat sehingga membantu pihak puskesmas dalam memberikan pengobatan yang tepat kepada penderita ISPA sesuai dengan jenis ISPA yang diderita.

Data mining merupakan sebuah bidang ilmu yang mampu menemukan pola dari sekumpulan data untuk menghasilkan informasi yang dibutuhkan dan merupakan sebuah langkah penting dalam proses menemukan pengetahuan [2]. Di dalam data mining terdapat proses klasifikasi yang digunakan untuk menganalisis suatu data sehingga menghasilkan sebuah gambaran kelas data yang sesuai. Tahapan dari proses klasifikasi terdiri dari dua tahap, tahap pertama adalah proses pembelajaran dimana kumpulan data training dianalisis dengan algoritma klasifikasi. Model pengklasifikasiannya sendiri disajikan dengan aturan klasifikasi atau menemukan pola. Tahap kedua adalah penggunaan model untuk klasifikasi, dan kumpulan data testing yang digunakan untuk memperkirakan keakuratan dalam aturan klasifikasi [3], [4].

Penelitian ini melakukan klasifikasi penderita ISPA berdasarkan faktor penentu yaitu penyakit yang diderita,

usia pasien dan masa idap pasien. Hasil akhir yang diharapkan adalah informasi tentang akurasi penerapan *Naive Bayes Classifier* dalam mengetahui jumlah penderita ISPA dari ketiga jenis penyakit ISPA yang ada sehingga pihak-pihak yang berkepentingan dapat mengambil keputusan tentang cara penanganan ISPA yang tepat.

2. ULASAN PENELITIAN TERKAIT

Penelitian yang menggunakan proses klasifikasi pada penyakit ISPA telah dilakukan dengan berbagai metode maupun algoritma. Beberapa diantaranya adalah klasifikasi prediksi penyakit ISPA dengan menggunakan metode algoritma C4.5 yang memprediksi tingkat keakuratan berdasarkan nilai *gain ratio* tertinggi dari atribut yang ada [5]. Lebih lanjut, metode *Decision Tree* (ID3) juga telah diterapkan untuk mengklasifikasikan 200 data penyakit ISPA berdasarkan atribut yang paling berpengaruh pada seseorang yang terjangkit ISPA [6]. Di penelitian terbaru, klasifikasi penderita ISPA menerapkan metode *K-Means* [7] yang menghasilkan tiga *cluster* penderita ISPA yaitu biasa, sedang dan berat dengan jumlah pasien penderita ISPA terbanyak adalah kategori ISPA ringan.

Dari beberapa penelitian tersebut, terlihat bahwa metode klasifikasi dapat digunakan untuk mengklasifikasikan penderita ISPA. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* untuk menentukan penderita ISPA ke dalam tiga kelas yaitu ISPA ringan, sedang dan berat. Metode *Naive Bayes Classifier* dipilih karena metode ini membagi permasalahan ke dalam sebuah kelas-kelas berdasarkan ciri-ciri persamaan dan perbedaan dengan menggunakan statistik yang bisa memprediksi probabilitas sebuah kelas [8], [9]. Selain itu metode ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan dengan metode klasifikasi lain seperti KNN [10]. Metode ini telah terbukti untuk mendiagnosis penyakit mata [11], penyakit gizi buruk dan diare pada balita [12], [13], penyakit demam [14], penyakit lambung [15], dan mengidentifikasi penyakit pada berbagai tanaman seperti tomat, jagung, karet dan lainnya [16]–[19].

3. METODOLOGI

3.1 Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA)

Infeksi Saluran Pernapasan Akut atau ISPA adalah infeksi akut yang menyerang saluran pernapasan yang dimulai dari hidung sampai alveoli termasuk adneksanya seperti sinus, rongga telinga bagian tengah dan pleura yang dapat berlangsung selama 14 hari dengan gejala batuk-pilek dan gejala lainnya [20]. ISPA memiliki tiga jenis klasifikasi yaitu ringan, sedang dan berat yang masing-masing memiliki gejala, kebutuhan fasilitas dan penanganan yang berbeda, mulai dari obat-obatan, alat kesehatan hingga tenaga kesehatan yang kompeten seperti dokter spesialis [7].

3.2 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu cabang dari *discovery* data mining yang termasuk kedalam metode *supervised learning*. Metode ini merupakan metode pendekatan yang memiliki data latih dan variabel target yang akan dicari

hubungan diantara keduanya. Klasifikasi biasanya digunakan untuk mengelompokkan data dengan cara menempatkan objek atau konsep kedalam satu kelompok kategori berdasarkan objek atau konsep yang bersangkutan [5], [21].

Pada proses klasifikasi terdapat proses pemeriksaan karakteristik dari objek dan memasukkan objek ke dalam salah satu kelas yang sudah didefinisikan sebelumnya. Klasifikasi sendiri memiliki dua tahapan, pada tahap pertama model *classifier* akan dibentuk berdasarkan data set atau data training menggunakan algoritma klasifikasi, proses ini disebut dengan tahap pembelajaran (*learning step*). Model *classifier* selanjutnya digunakan untuk menentukan label *class* berdasarkan atribut [22], [23].

3.3 Naive Bayes Classifier (NBC)

Naive Bayes Classifier (NBC) merupakan salah satu metode pada teknik klasifikasi untuk mengatasi ketidakpastian data dan termasuk dalam *classifier* statistik yang dapat memprediksi probabilitas keanggotaan *class*. NBC sendiri berprinsip pada teori *bayes* yang mengasumsikan bahwa nilai atribut pada sebuah *class* adalah independen terhadap nilai pada atribut yang lain. Kelebihan dari NBC adalah kesederhanaan dalam mengatasi ketidakpastian, namun memiliki akurasi yang tinggi [13].

NBC memiliki prosedur sebagai berikut:

1. Menghitung jumlah *class* P(H)
2. Menghitung jumlah kasus yang sama dengan *class* yang sama P(X|H)
3. Mengkalikan semua hasil P(X|H) dengan jumlah *class* masing-masing.
4. Menentukan presentase nilai prediksi kategori.

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

Keterangan :

P(H|X) : Probabilitas akhir bersyarat suatu hipotesis H terjadi jika diberikan bukti X terjadi.

P(X|H) : Probabilitas sebuah bukti X terjadi akan mempengaruhi hipotesis H (probabilitas posterior).

P(H) : Probabilitas awal (*prior*) hipotesis H terjadi tanpa memandang bukti apapun.

P(X) : Probabilitas awal (*prior*) bukti X terjadi tanpa memandang hipotesis bukti yang lain.

3.4 Confusion Matrix (CM)

Confusion Matrix adalah salah satu metode yang dapat melakukan perbandingan tingkat akurasi dan dapat digunakan untuk menguji akurasi dalam model klasifikasi. Evaluasi yang dilakukan dalam *Confusion Matrix* akan menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Akurasi dalam klasifikasi adalah persentase dalam ketepatan pada record data yang telah diklasifikasi dengan benar setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi [8]. *Precision* atau *confidence* adalah proporsi kasus yang diprediksi positif yang juga positif benar pada data yang sebenarnya. *Recall* atau *sensitivity* adalah proporsi kasus positif yang sebenarnya yang diprediksi positif secara benar. Metode ini hanya menggunakan tabel matriks pada TABEL 1. Bila

dataset hanya terdiri dari dua kelas, kelas yang satu dianggap sebagai positif dan yang lainnya negatif [24].

TABEL 1. CONFUSION MATRIX

Correct Classification	Correct Classification	
	Positif	Negatif
Positif	TP	TN
Negatif	FP	FN

Perhitungan tingkat akurasi, presisi dan recall ditunjukkan oleh persamaan (2), (3), dan (4).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Ket : TP = True Positive
 FP = False Positive
 TN = True Negative
 FN = False Negative

3.5 Data Penelitian

Data dalam penelitian ini merupakan data pasien yang menderita ISPA di sebuah puskesmas pada tahun 2018 seperti terlihat pada TABEL 2.

TABEL 2. DATA PASIEN

Pasien	Usia	Penyakit	Lama Idap	Klasifikasi
Pasien 1	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 2	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 3	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 4	F04	A01	F02	Ringan
Pasien 5	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 6	F04	A01	F02	Ringan
Pasien 7	F04	A01	F02	Ringan
Pasien 8	F04	A01	F02	Ringan
Pasien 9	F04	A01	F02	Ringan
Pasien 10	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 11	F03	A01	F01	Sedang
Pasien 12	F04	A02	F01	Sedang
Pasien 13	F04	A03	F01	Sedang
Pasien 14	F04	A02	F01	Sedang
Pasien 15	F04	A04	F02	Sedang
Pasien 16	F04	A02	F02	Sedang
Pasien 17	F03	A01	F02	Sedang
Pasien 18	F04	A03	F01	Sedang
Pasien 19	F04	A04	F01	Sedang
Pasien 20	F04	A04	F01	Sedang
Pasien 21	F04	A05	F01	Berat
Pasien 22	F04	A06	F01	Berat
Pasien 23	F04	A05	F01	Berat
Pasien 24	F03	A02	F02	Berat
Pasien 25	F03	A03	F01	Berat
Pasien 26	F03	A04	F01	Berat
Pasien 27	F04	A06	F02	Berat
Pasien 28	F04	A05	F01	Berat
Pasien 29	F03	A03	F02	Berat
Pasien 30	F03	A04	F01	Berat

Dari TABEL 2 terlihat bahwa terdapat 30 orang pasien yang mengidap ISPA yang memiliki kriteria usia, jenis penyakit, lama idap dan klasifikasi jenis ISPA yang diderita. Data ini merupakan data training yang nantinya akan digunakan untuk mengklasifikasikan data pasien. Variabel kriteria untuk klasifikasi jenis ISPA ditentukan oleh faktor penentu yang digunakan sebagai tolak ukur

untuk menentukan tingkat keparahan penderita ISPA berdasarkan TABEL 3.

TABEL 3. KRITERIA DAN FAKTOR PENENTU

Kriteria	Faktor penentu	Id faktor
Jenis Penyakit	ILI (Influenza like illness)	A01
	Rhinosinusitis/sinusitis	A02
	Tonsilitis, Faringitis, Laringitis	A03
	Faringitis Akuta	A04
	Nasofaringitis akuta	A05
	Pneumonia	A06
Masa mengidap	Baru Mengidap	F01
	Lama Mengidap	F02
Umur	Umur <=1 Tahun	F03
	Umur > 1 Tahun	F04

Berdasarkan TABEL 3 yang menjadi penentu seseorang menderita ISPA terdiri jenis penyakit yang terdiri dari 6 penyakit. Kriteria masa mengidap ditentukan oleh 2 faktor yaitu baru mengidap dan lama mengidap. Sedangkan umur, memiliki faktor penentu lebih dari satu tahun atau kurang dari sama dengan satu tahun usia pasien.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi jenis penderita ISPA dengan metode Naïve Bayes Classifier dilakukan terhadap data pasien yang merupakan data testing pada penelitian ini. Data pasien yang akan dilakukan klasifikasi ditunjukkan oleh TABEL 4.

TABEL 4. DATA TESTING

Nama	Usia	Penyakit	Masa Idap	Klasifikasi
Pasien 31	F04	A04	F01	?
Pasien 32	F04	A06	F01	?
Pasien 33	F04	A02	F01	?
Pasien 34	F04	A03	F01	?
Pasien 35	F04	A05	F01	?
Pasien 36	F04	A05	F01	?
Pasien 37	F04	A02	F01	?
Pasien 38	F04	A05	F01	?
Pasien 39	F04	A01	F01	?
Pasien 40	F04	A05	F01	?
Pasien 41	F04	A05	F01	?
Pasien 42	F03	A01	F01	?
Pasien 43	F04	A03	F01	?
Pasien 44	F03	A06	F01	?
Pasien 45	F04	A05	F01	?
Pasien 46	F04	A03	F01	?
Pasien 47	F04	A05	F02	?
Pasien 48	F04	A02	F01	?
Pasien 49	F04	A06	F01	?
Pasien 50	F04	A01	F01	?
Pasien 51	F04	A05	F01	?
Pasien 52	F04	A05	F01	?
Pasien 53	F04	A06	F01	?
Pasien 54	F04	A03	F01	?
Pasien 55	F04	A01	F01	?
Pasien 56	F04	A05	F01	?
Pasien 57	F04	A05	F02	?
Pasien 58	F04	A06	F02	?
Pasien 59	F04	A05	F01	?
Pasien 60	F03	A05	F01	?

Setelah mendapatkan data pasien yang akan diklasifikasikan, langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas (kemunculan) setiap nilai dari setiap kriteria di TABEL 4 dengan data training yang ada. Probabilitas kemunculan pada kriteria usia dapat dilihat pada TABEL 5.

TABEL 5. PROBABILITAS USIA

Usia	Jumlah kejadian			Probabilitas		
	ringan	sedang	berat	ringan	sedang	berat
F03	0	2	5	0/10	2/10	5/10
F04	10	8	5	10/10	8/10	5/10
Jumlah	10	10	10	1	1	1

Dari TABEL 5 terlihat bahwa nilai probabilitas usia dibawah satu tahun (F03) yang termasuk kategori ringan adalah 0/10, kategori sedang sebesar 2/10, dan kategori berat 5/10. Lebih lanjut, probabilitas usia pasien diatas satu tahun (F04) memiliki nilai probabilitas 10/10 yang termasuk kategori ringan, 8/10 kategori sedang, dan 5/10 kategori berat. Selanjutnya menghitung probabilitas kriteria penyakit yang ditampilkan pada TABEL 6.

TABEL 6. PROBABILITAS PENYAKIT

Penyakit	Jumlah kejadian			Probabilitas		
	ringan	sedang	berat	ringan	sedang	berat
A01	10	2	0	10/10	2/10	0/10
A02	0	3	1	0/10	3/10	1/10
A03	0	2	2	0/10	2/10	2/10
A04	0	3	2	0/10	3/10	2/10
A05	0	0	3	0/10	0/10	3/10
A06	0	0	2	0/10	0/10	2/10
Jumlah	10	10	10	1	1	1

Nilai probabilitas penyakit ILI (*Influenza like illness*)/(A01) yang termasuk ISPA ringan memiliki nilai probabilitas sebesar 10/10, ISPA sedang sebesar 2/10, ISPA berat sebesar 0/10. Kemudian pada pasien ISPA yang memiliki penyakit *Rhinosinusitis (sinusitis)* / (A02) terdapat nilai probabilitas 0/10 untuk ISPA ringan, 3/10 untuk ISPA sedang, dan 1/10 untuk ISPA berat. Pada penyakit Tonsilitis, Faringitis, Laringitis (A03) nilai probabilitas ISPA ringan sebesar 0/10, ISPA sedang sebesar 2/10, dan ISPA berat sebesar 2/10. Sedangkan penyakit Faringitis Akuta (A04) nilai probabilitas ISPA ringan, sedang dan berat masing-masing sebesar 0/10, 3/10, dan 2/10. Nilai probabilitas berikutnya untuk penyakit Nasofaringitis akuta (A05) dan Pneumonia (A06) memiliki probabilitas ISPA ringan sebesar 0/10, ISPA sedang sebesar 0/10, ISPA berat sebesar 3/10 dan 2/10. Perhitungan berikutnya adalah probabilitas kriteria masa idap seperti pada TABEL 7.

TABEL 7. PROBABILITAS MASA IDAP

Masa Idap	Jumlah kejadian			Probabilitas		
	ringan	sedang	berat	ringan	sedang	berat
F01	5	7	7	5/10	7/10	7/10
F02	5	3	3	5/10	3/10	3/10
Jumlah	10	10	10	1	1	1

Probabilitas untuk kriteria masa mengidap penyakit baru (F01) memiliki nilai probabilitas ISPA ringan 5/10, sedang 7/10, dan berat 7/10. Sedangkan pada pasien ISPA yang memiliki kategori masa idap lama (F04) memiliki nilai probabilitas ISPA ringan 5/10, sedang 3/10, dan berat 3/10.

Tahapan berikutnya adalah menghitung nilai *likelihood* pada setiap alternatif yaitu ringan, sedang dan berat. Dimana, dari hasil nilai tersebut akan mendapatkan nilai probabilitas pada masing-masing alternatif menggunakan persamaan (5).

$$Likelihood = P(X|Ci) \tag{5}$$

Likelihood K. Ringan

$$= P(Ringan|Usia = F04) \times P(Ringan|Penyakit = A04) \times P(Ringan|Masa mengidap = F01)$$

$$likelihood\ K.\ Ringan = \frac{10}{10} \times \frac{0}{10} \times \frac{5}{10} \times \frac{10}{30} = 0$$

Likelihood K. Sedang

$$= P(Sedang|Usia = F04) \times P(Sedang|Penyakit = A04) \times P(Sedang|Masa mengidap = F01)$$

$$likelihood\ K.\ Sedang = \frac{8}{10} \times \frac{3}{10} \times \frac{7}{10} \times \frac{10}{30} = 0,056$$

Likelihood K. Berat

$$= P(Berat|Usia = F04) \times P(Berat|Penyakit = A04) \times P(Berat|Masa mengidap = F01)$$

$$likelihood\ K.\ Berat = \frac{5}{10} \times \frac{2}{10} \times \frac{7}{10} \times \frac{10}{30} = 0,023333$$

Perhitungan keseluruhan *likelihood* untuk data *testing* pasien dari pasien ke 31 sampai pasien 60 ditampilkan oleh TABEL 8.

TABEL 8. PERHITUNGAN LIKELIHOOD

Nama	Likelihood Ringan	Likelihood Sedang	Likelihood Berat
Pasien 31	0	0,056	0,023333
Pasien 32	0	0	0,023333
Pasien 33	0	0,056	0,011667
Pasien 34	0	0,037333	0,023333
Pasien 35	0	0	0,035
Pasien 36	0	0	0,035
Pasien 37	0	0,056	0,011667
Pasien 38	0	0	0,035
Pasien 39	0,16666667	0,03733333	0
Pasien 40	0	0	0,035
Pasien 41	0	0	0,035
Pasien 42	0	0,009333	0
Pasien 43	0	0,037333	0,023333
Pasien 44	0	0	0,023333
Pasien 45	0	0	0,035
Pasien 46	0	0,016	0,01
Pasien 47	0	0	0,035
Pasien 48	0	0,056	0,011667
Pasien 49	0	0	0,023333
Pasien 50	0,166667	0,037333	0
Pasien 51	0	0	0,035
Pasien 52	0	0	0,035
Pasien 53	0	0	0,023333
Pasien 54	0	0,037333	0,023333
Pasien 55	0,166667	0,037333	0
Pasien 56	0	0	0,015
Pasien 57	0	0	0,015
Pasien 58	0	0	0,023333
Pasien 59	0	0	0,035
Pasien 60	0	0	0,035

Dari TABEL 8 setelah mendapatkan nilai *likelihood*, tahap berikutnya adalah normalisasi terhadap masing-masing *likelihood* sehingga jumlah nilai yang diperoleh sama dengan 1.

$$Prob\ K.\ Ringan = \frac{0}{(0 + 0,056 + 0,023333)} = 0$$

$$Prob\ K.\ Sedang = \frac{0,056}{(0 + 0,056 + 0,023333)}$$

$$= 0,705882353$$

$$\text{Prob K. Berat} = \frac{0,023333}{(0 + 0,056 + 0,023333)}$$

$$= 0,294117647$$

Hasil perhitungan normalisasi secara keseluruhan dapat dilihat pada TABEL 9.

TABEL 9. NORMALISASI LIKELIHOOD

Nama	Normalisasi Ringan	Normalisasi Sedang	Normalisasi Berat
Pasien 31	0	0,705882	0,294118
Pasien 32	0	0	1
Pasien 33	0	0,827586	0,172414
Pasien 34	0	0,615385	0,384615
Pasien 35	0	0	0,441176
Pasien 36	0	0	1
Pasien 37	0	0,827586	0,172414
Pasien 38	0	0	1
Pasien 39	0,816993464	0,183006536	0
Pasien 40	0	0	1
Pasien 41	0	0	1
Pasien 42	0	1	0
Pasien 43	0	0,615385	0,384615
Pasien 44	0	0	1
Pasien 45	0	0	1
Pasien 46	0	0,615385	0,384615
Pasien 47	0	0	1
Pasien 48	0	0,827586	0,172414
Pasien 49	0	0	1
Pasien 50	0,816993	0,183007	0
Pasien 51	0	0	1
Pasien 52	0	0	1
Pasien 53	0	0	1
Pasien 54	0	0,615385	0,384615
Pasien 55	0,816993	0,183007	0
Pasien 56	0	0	1
Pasien 57	0	0	1
Pasien 58	0	0	1
Pasien 59	0	0	1
Pasien 60	0	0	1

Hasil perhitungan normalisasi TABEL 9 selanjutnya digunakan untuk menentukan klasifikasi penderita ISPA berdasarkan nilai normalisasi tertinggi. Berdasarkan TABEL 9 terlihat bahwa pasien ke 31 memiliki nilai normalisasi tertinggi di kategori sedang. Hal ini menunjukkan bahwa pasien ke 31 terindikasi menderita ISPA sedang. Hasil keseluruhan klasifikasi ditampilkan pada TABEL 10.

TABEL 10. HASIL KLASIFIKASI

Nama	Usia	Penyakit	Masa Idap	Klasifikasi
Pasien 31	F04	A04	F01	Sedang
Pasien 32	F04	A06	F01	Berat
Pasien 33	F04	A02	F01	Sedang
Pasien 34	F04	A03	F01	Sedang
Pasien 35	F04	A05	F01	Berat
Pasien 36	F04	A05	F01	Berat
Pasien 37	F04	A02	F01	Sedang
Pasien 38	F04	A05	F01	Berat
Pasien 39	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 40	F04	A05	F01	Berat
Pasien 41	F04	A05	F01	Berat
Pasien 42	F03	A01	F01	Sedang
Pasien 43	F04	A03	F01	Sedang
Pasien 44	F03	A06	F01	Berat
Pasien 45	F04	A05	F01	Berat
Pasien 46	F04	A03	F01	Sedang
Pasien 47	F04	A05	F02	Berat
Pasien 48	F04	A02	F01	Sedang
Pasien 49	F04	A06	F01	Berat
Pasien 50	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 51	F04	A05	F01	Berat
Pasien 52	F04	A05	F01	Berat
Pasien 53	F04	A06	F01	Berat
Pasien 54	F04	A03	F01	Sedang

Nama	Usia	Penyakit	Masa Idap	Klasifikasi
Pasien 55	F04	A01	F01	Ringan
Pasien 56	F04	A05	F01	Berat
Pasien 57	F04	A05	F02	Berat
Pasien 58	F04	A06	F02	Berat
Pasien 59	F04	A05	F01	Berat
Pasien 60	F03	A05	F01	Berat

Dari hasil keseluruhan klasifikasi TABEL 10 terlihat bahwa jumlah pasien yang terindikasi ISPA ringan berjumlah sebanyak 3 orang, ISPA sedang berjumlah 9 orang dan ISPA berat sebanyak 18 orang.

4.1 Pengujian Confusion Matrix

Setelah mendapatkan hasil klasifikasi, dilakukan pengujian menggunakan *Confusion Matrix*. Perhitungan dilakukan dengan membandingkan jumlah label kelas data dari hasil klasifikasi dengan label kelas data aktual dari TABEL 11.

TABEL 11. HASIL PREDIKSI DAN AKTUAL

Nama	Usia	Penyakit	Masa Idap	Prediksi	Aktual
Pasien 31	F04	A04	F01	Sedang	Sedang
Pasien 32	F04	A06	F01	Berat	Berat
Pasien 33	F04	A02	F01	Sedang	Ringan
Pasien 34	F04	A03	F01	Sedang	Sedang
Pasien 35	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 36	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 37	F04	A02	F01	Sedang	Sedang
Pasien 38	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 39	F04	A01	F01	Ringan	Ringan
Pasien 40	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 41	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 42	F03	A01	F01	Sedang	Ringan
Pasien 43	F04	A03	F01	Sedang	Sedang
Pasien 44	F03	A06	F01	Berat	Berat
Pasien 45	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 46	F04	A03	F01	Sedang	Sedang
Pasien 47	F04	A05	F02	Berat	Berat
Pasien 48	F04	A02	F01	Sedang	Sedang
Pasien 49	F04	A06	F01	Berat	Berat
Pasien 50	F04	A01	F01	Ringan	Ringan
Pasien 51	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 52	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 53	F04	A06	F01	Berat	Berat
Pasien 54	F04	A03	F01	Sedang	Sedang
Pasien 55	F04	A01	F01	Ringan	Ringan
Pasien 56	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 57	F04	A05	F02	Berat	Berat
Pasien 58	F04	A06	F02	Berat	Berat
Pasien 59	F04	A05	F01	Berat	Berat
Pasien 60	F03	A05	F01	Berat	Berat

Berdasarkan TABEL 11 maka perhitungan tingkat *accuracy*, *precision*, dan *recall* telah dilakukan menggunakan persamaan (1), (2) dan (3). Hasil perhitungan masing-masing pengujian dapat dilihat pada TABEL 12.

TABEL 12. HASIL PREDIKSI DAN AKTUAL

Aktual	Prediksi		
	Ringan	Sedang	Berat
Ringan	3	2	0
Sedang	0	7	0
Berat	0	0	18
<i>Accuracy</i>	93.33%		
<i>Precision</i>	86.67%		
<i>Recall</i>	92.59%		

Dari hasil pengujian klasifikasi penderita ISPA dengan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan memiliki tingkat *accuracy* sebesar 93.33%, *precision* sebesar 86,67% dan *recall* sebesar 92.59%. Hal ini menunjukkan bahwa metode ini memiliki keakuratan yang tinggi untuk mengklasifikasi penderita ISPA.

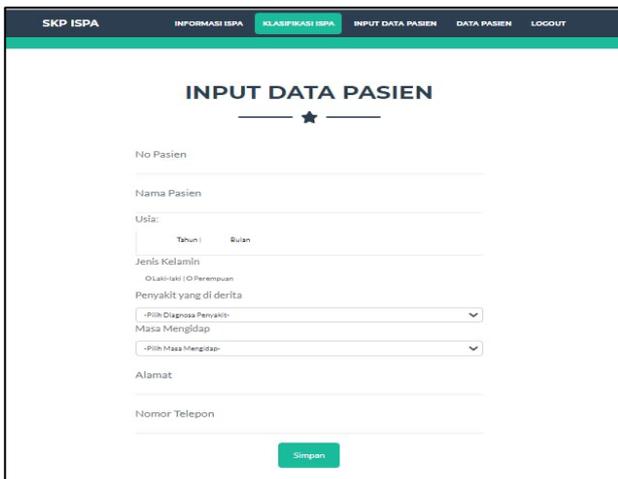
4.2 Implementasi Sistem

Klasifikasi penderita ISPA juga telah diimplementasikan ke dalam sistem yang memiliki tampilan seperti GAMBAR 1.



GAMBAR 1. HALAMAN HOME SISTEM KLASIFIKASI ISPA

GAMBAR 1 menampilkan halaman utama dari sistem klasifikasi penderita ISPA. Selain itu dalam sistem ini terdapat halaman input data pasien seperti GAMBAR 2. Halaman ini merupakan tampilan antarmuka untuk menampilkan form penambahan data pasien sebagai data yang akan diklasifikasikan oleh sistem.



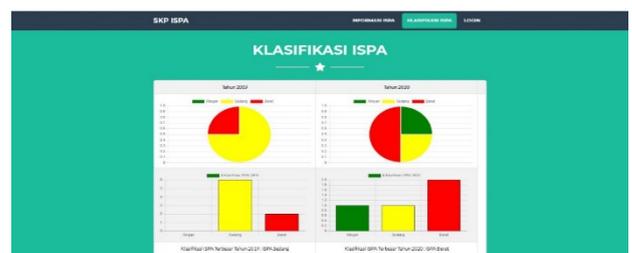
GAMBAR 2. HALAMAN HOME SISTEM KLASIFIKASI ISPA

Dari GAMBAR 2 terlihat bahwa item yang harus diinputkan terdiri dari nomor pasien, nama pasien, usia, jenis kelamin, penyakit yang diderita, masa mengidap, alamat dan nomor telepon. Setelah menginputkan data pasien, tahapan berikutnya melakukan klasifikasi.

SKP ISPA																	
KELOLA INFORMASI ISPA																	
KLASIFIKASI ISPA																	
TABEL ATURAN																	
DATA ADMIN																	
LOGOUT																	
No	ID	Usia	Penyakit yg di derita			Masa Mengidap			P(X C) X P(C)			Normalisasi Likelihood			Klasifikasi		
		R	S	B	R	S	B	R	S	B	R	S	B				
1	202101	1	0.8	0.5	0	0.3	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0560	0.0233	0.0000	0.7059	0.2941	Sedang
2	202102	1	0.8	0.5	0	0	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0233	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
3	202103	1	0.8	0.5	0	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0560	0.0117	0.0000	0.8276	0.1724	Sedang
4	202104	1	0.8	0.5	0	0.2	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0373	0.0233	0.0000	0.6154	0.3846	Sedang
5	202105	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
6	202106	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
7	202107	1	0.8	0.5	0	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0560	0.0117	0.0000	0.8276	0.1724	Sedang
8	202108	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
9	202109	1	0.8	0.5	1	0.2	0	0.5	0.7	0.7	0.1667	0.0373	0.0000	0.8170	0.1830	0.0000	Ringan
10	202110	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
11	202111	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
12	202112	0	0.2	0.5	1	0.2	0	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0093	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	Sedang
13	202113	1	0.8	0.5	0	0.2	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0373	0.0233	0.0000	0.6154	0.3846	Sedang
14	202114	0	0.2	0.5	0	0	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0233	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
15	202115	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
16	202116	1	0.8	0.5	0	0.2	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0373	0.0233	0.0000	0.6154	0.3846	Sedang
17	202117	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.3	0.3	0.0000	0.0000	0.0150	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
18	202118	1	0.8	0.5	0	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0560	0.0117	0.0000	0.8276	0.1724	Sedang
19	202119	1	0.8	0.5	0	0	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0233	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
20	202120	1	0.8	0.5	1	0.2	0	0.5	0.7	0.7	0.1667	0.0373	0.0000	0.8170	0.1830	0.0000	Ringan
21	202121	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
22	202122	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
23	202123	1	0.8	0.5	0	0	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0233	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
24	202124	1	0.8	0.5	0	0.2	0.2	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0373	0.0233	0.0000	0.6154	0.3846	Sedang
25	202125	1	0.8	0.5	1	0.2	0	0.5	0.7	0.7	0.1667	0.0373	0.0000	0.8170	0.1830	0.0000	Ringan
26	202126	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
27	202127	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.3	0.3	0.0000	0.0000	0.0150	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
28	202128	1	0.8	0.5	0	0	0.2	0.5	0.3	0.3	0.0000	0.0000	0.0100	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
29	202129	1	0.8	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat
30	202130	0	0.2	0.5	0	0	0.3	0.5	0.7	0.7	0.0000	0.0000	0.0350	0.0000	0.0000	1.0000	Berat

GAMBAR 3. HALAMAN KLASIFIKASI ISPA

Hasil klasifikasi dari sistem terlihat pada GAMBAR 3. Berdasarkan hasil klasifikasi sistem terlihat bahwa jumlah pasien yang terklasifikasi sesuai dengan hasil perhitungan yang telah dilakukan. Informasi klasifikasi ini dapat diberikan kepada pihak yang berkepentingan untuk mengetahui jumlah penderita ISPA di daerahnya. Sistem juga menampilkan informasi dalam bentuk diagram seperti pada GAMBAR 4.



GAMBAR 4. HALAMAN DIAGRAM KLASIFIKASI ISPA

Jumlah penderita klasifikasi ISPA yang terlihat pada GAMBAR 4, ditampilkan berdasarkan data dua tahun sebelumnya. Diagram ini menampilkan jumlah penderita ISPA secara informatif dengan membandingkan data penderita ISPA ditahun 2019 dan 2020. Di tahun 2019 penderita ISPA tertinggi adalah ISPA ringan, sedangkan di tahun 2020 jumlah penderita ISPA berat merupakan penderita ISPA yang terbanyak.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penerapan metode Naive Bayes Classifier yang digunakan untuk melakukan klasifikasi penderita ISPA dan implementasi sistem yang telah dilakukan menunjukkan bahwa metode ini telah berhasil melakukan klasifikasi penderita ISPA menjadi tiga jenis yaitu ISPA ringan, ISPA sedang dan ISPA berat. Hasil klasifikasi menampilkan jumlah pasien ISPA terbanyak adalah jenis ISPA kategori berat sebanyak 18 orang. Berdasarkan hal tersebut, maka diperlukan penanganan yang serius dari pihak-pihak yang berkepentingan untuk meningkatkan fasilitas dan tenaga kesehatan ahli sehingga jumlah penderita ISPA dapat berkurang dan perawatan yang diberikan dapat maksimal. Nilai akurasi dari pengujian confusion matrix yang dihasilkan sebesar 93.33% memberikan dasar bahwa metode ini layak dan memiliki keakuratan yang tinggi dalam melakukan klasifikasi ISPA.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Bari, S. H. Sitorus, and U. Ristian, "IMPLEMENTASI METODE NAIVE BAYES PADA APLIKASI PREDIKSI PENYEBARAN WABAH PENYAKIT ISPA (Studi Kasus: Wilayah Kota Pontianak)," *Coding J. Komput. dan Apl.*, vol. 6, no. 3, 2018.
- [2] M. Danny and R. Hardianti, "PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES DALAM MENDIAGNOSA PENYAKIT ISPA," *J. SIGMA*, vol. 10, no. 3, pp. 1–10, 2020.
- [3] P. Cabena, P. Hadjinian, R. Stadler, J. Verhees, and A. Zanasi, *Discovering data mining: from concept to implementation*. Prentice-Hall, Inc., 1998.
- [4] R. S. Sambyal, T. Javid, and A. Bansal, "Performance Analysis of Data Mining Classification Algorithms to Predict Diabetes," *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 56–63, 2018.
- [5] D. M. Tarigan, D. P. Rini, and V. Puspita, "Perancangan Data Mining untuk Klasifikasi Prediksi Penyakit ISPA dengan Algoritma C4. 5," in *Annual Research Seminar (ARS)*, 2017, vol. 3, no. 1, pp. 179–182.
- [6] S. Muharni, "Klasifikasi Prediksi Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) Menggunakan Algoritma Decision Tree (ID3)," in *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya*, 2018, vol. 1, no. 1, pp. 104–111.
- [7] I. Romli, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT ISPA," *Indones. J. Bus. Intell.*, vol. 4, no. 1, pp. 10–15, 2021.
- [8] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier, 2011.
- [9] A. A. Rahman and Y. I. Kurniawan, "Aplikasi Klasifikasi Penerima Kartu Indonesia Sehat Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier," *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 4, no. 1, 2018.
- [10] V. Z. Kamila and E. Subastian, "KNN vs Naive Bayes Untuk Deteksi Dini Putus Kuliah Pada Profil Akademik Mahasiswa," *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 116–122, 2019.
- [11] W. Setiawan and S. Ratnasari, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Mata Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Pros. Semnastek*, vol. 1, no. 1, 2014.
- [12] D. Simanjuntak and A. Sindar, "Sistem Pakar Deteksi Gizi Buruk Balita Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *vol.*, vol. 1, pp. 54–60, 2019.
- [13] E. Hariyanto and A. Witanti, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Diare Pada Balita Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *JMAI (Jurnal Multimed. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 2, pp. 37–43, 2017.
- [14] E. Rantoso and O. Suria, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Yang Disertai Demam Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *JMAI (Jurnal Multimed. Artif. Intell.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–10, 2018.
- [15] S. Setiyani and P. T. Prasetyaningrum, "PENERAPAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER PADA SISTEM PAKAR DIAGNOSA PENYAKIT LAMBUNG," *J. Sist. Inf. dan Bisnis Cerdas*, vol. 14, no. 2, pp. 117–126, 2021.
- [16] F. Alviansyah, I. Ruslianto, and M. Diponegoro, "Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Tomat Berdasarkan Warna Dan Bentuk Daun Dengan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web," *Coding J. Komput. dan Apl.*, vol. 5, no. 1, 2017.
- [17] E. N. Syafitri, "Sistem Pakar Diagnosa Hama dan Penyakit Tanaman Karet Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier." Universitas Islam Riau, 2018.
- [18] M. Syarief, A. Mukminin, N. Prastiti, and W. Setiawan, "PENERAPAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER UNTUK DETEKSI PENYAKIT PADA TANAMAN JAGUNG," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 3, no. 1, 2017.
- [19] L. Asman, M. F. Hasir, and I. Ilham, "IMPLEMENTASI FRAMEWORK CODEIGNITER PADA SISTEM PAKAR DIAGNOSA HAMA TANAMAN KELAPA SAWIT DENGAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER," *SEMNASTEKNOMEDIA ONLINE*, vol. 5, no. 1, pp. 3–6, 2017.
- [20] F. Wulandari, P. A. Jusia, and J. Jasmir, "Klasifikasi Data Mining Untuk Mendiagnosa Penyakit ISPA Menggunakan Metode Naive Bayes Pada Puskesmas Jambi Selatan," *J. Ilm. Mhs. Sist. Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 214–227, 2020.
- [21] H. Hariati, M. Wati, and B. Cahyono, "Penerapan Algoritma C4. 5 pada Penentuan Penerima Program Bantuan Pemerintah Daerah di Kabupaten Kutai Kartanegara," *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 106–114, 2018.
- [22] S. Adi, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Penerima Beasiswa PPA Di Universitas Amikom Yogyakarta," *J. Mantik Penusa*, vol. 22, no. 1, 2018.
- [23] M. K. Anam, B. N. Pikir, and M. B. Firdaus, "Penerapan Naive Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor (KNN) dan Decision Tree untuk Menganalisis Sentimen pada Interaksi Netizen

danPemerintah,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 139–150, 2021.

- [24] R. Tanno, A. Saeedi, S. Sankaranarayanan, D. C. Alexander, and N. Silberman, “Learning from noisy labels by regularized estimation of annotator confusion,” in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, pp. 11244–11253.

BIODATA PENULIS

May Siti Syarah
Mahasiswa Program Studi Informatika Universitas
Mulawarman.

Masna Wati, S.Si., M.T
Dosen Program Studi Informatika Universitas
Mulawarman.

Ir. Novianti Puspitasari, S.Kom., M.Eng
Dosen Program Studi Informatika Universitas
Mulawarman.