PERBANDINGAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR DAN NAIVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN KORBAN KECELAKAAN LALU LINTAS DI KABUPATEN PATI JAWA TENGAH

Dwi Selvy Wisdayani[1], Indah Manfaati Nur[2], Rochdi Wasono[3]

[123]Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Muhammadiyah Semarang

e-mail : dwiselvy6288@gmail.com

ABSTRAK

Kecelakaan lalu lintas merupakan masalah yang membutuhkan penanganan serius karena besarnya kerugian yang mengakibatkan korban manusia dan kerugian harta benda. Klasifikasi dapat diselesaikan dengan menggunakan teknik data mining. Untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan kecelakaan lalu lintas, peneliti menerapkan algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor*. Metode *Naive Bayes* dipilih karena dapat menghasilkan akurasi yang maksimal dengan data latih yang sedikit. Sedangkan metode *K-Nearest Neighbor* dipilih karena metode tersebut tangguh terhadap data noise. Algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* adalah dua algoritma yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Tingkat akurasi yang terbaik di antara kedua algoritma ini dapat diketahui dengan cara melakukan perbandingan menggunakan Rapidminer. Perbandingan algoritma bertujuan untuk mendapatkan algoritma yang dianggap paling baik pada proses klasifikasi suatu permasalahan. Penelitian ini akan membandingkan hasil klasifikasi dari dua algoritma tersebut untuk mengetahui algoritma mana yang memiliki kinerja paling baik dalam memprediksi berdasarkan nilai akurasi. Hasil dari penelitian ini diperoleh K-Nearest Neighbor memiliki nilai akurasi sebesar 88.82 %, nilai recall sebesar 60.43 %, nilai error sebesar 11.18 %, nilai precision sebesar 64.37 % dan nilai f-measure sebesar 62.33 %. Sehingga agoritma *K-Nearest Neighbor* lebih baik digunakan dalam klasifikasi tingkat keparahan kecelakaan lalu lintas di Pati Jawa Tengah.

Kata Kunci : kecelakaan lalu lintas, klasifikasi, *K-Nearest Neighbor, Naive Bayes*

ABSTRACT

Traffic accidents are a problem that requires serious treatment because of the magnitude of the loss resulting in human casualties and property losses. The classification can be solved using data mining techniques. To classify the severity of traffic accidents, the researchers applied the Naive Bayes and K-Nearest Neighbor algorithm. The Naive Bayes method was chosen because it can produce maximum accuracy with little training data. While the K-Nearest Neighbor method was chosen because the method is robust against data noise. Naive Bayes and K-Nearest Neighbor algorithms are two algorithms that have a high degree of accuracy. The best level of accuracy between the two algorithms can be determined by making a comparison using Rapidminer. The algorithm comparison aims to get the algorithm that is considered the best in the classification process of a problem. This research will compare the classification results of the two algorithms to find out which algorithm has the best performance in predicting based on the accuracy value. The results of this study obtained K-Nearest Neighbor has an accuracy value of 88.82%, a recall value of 60.43%, an error value of 11.18%, a precision value of 64.37% and an f-measure value of 62.33%. So that the K-Nearest Neighbor algorithm is better used in the classification of the severity of traffic accidents in Pati, Central Java.

***Keywords**: traffic accidents, classification, K-Nearest Neighbor, Naive Bayes*

PENDAHULUAN

Kecelakaan lalu lintas menurut UU RI No. 22 Tahun 2009 adalah suatu peristiwa di jalan yang tidak diduga dan tidak disengaja melibatkan kendaraan dengan atau tanpa pengguna jalan lain yang mengakibatkan korban manusia dan kerugian harta benda (Wordpress, 2016)

Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu provinsi yang memiliki jumlah kepadatan penduduk tertinggi di Indonesia, berdasarkan hasil Data Sensus Jumlah Penduduk Tahun 2010-2020 tersebut didapatkan jumlah penduduk sebesar 34.490.835 jiwa yang tersebar di 35 Kabupaten/Kota dengan di dominasi penduduk terbanyak di Kabupaten Brebes, Kabupaten Cilacap, dan Kota Semarang (Badan Pusat Statistik, 2017).

Kepolisian Republik Indonesia memiliki data-data kecelakaan lalu lintas hasil dari pencatatan setiap peristiwa kecelakaan yang terjadi. Data-data tersebut perlu dikelola dalam suatu basis data untuk memudahkan proses penggalian informasi-informasi yang ada di dalamnya (Dewi, 2018). Berdasarkan data *Traffic Accidents, Victims and Loss in Region of Police of* Jawa Tengah, Kabupaten Pati memiliki tingkat kecelakaan lalu lintas yang tinggi, maka diperlukan sebuah penelitian tentang pola tingkat keparahan korban kecelakaan lalu lintas.

Data mining yang membuat data-data kecelakaan menjadi sumber untuk suatu model yang bisa digunakan untuk memprediksi suatu kejadian. Berdasarkan kebutuhan akan pencarian informasi tentang kecelakaan yang melibatkan beberapa kriteria yang tidak bisa ditentukan sebelumnya, maka penggunakan metode data mining merupakan solusi yang layak untuk diajukan (Yunanto, Hariadi, & Purnomo, 2012). Klasifikasi merupakan salah satu teknik dalam data mining. Klasifiksi adalah pemprosesan untuk menemukan sebuah model atau fungsi yang menjelaskan dan mencirikan konsep atau kelas data, untuk kepentingan tertentu.

Penelitian – penelitian terdahulu mengenai Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor telah banyak digunakan, diantaranya (Saleh, 2015) meneliti tentang Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. Penelitiana (Qodrat,2017) melakukan Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Sistem Kelayakan Kredit Nasabah.

TINJAUAN PUSTAKA

1.Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif berhubungan dengan cara menggambarkan, mendeskripsikan atau menyimpulkan data baik secara numerik (misal menghitung rata-rata dan deviasi standar) atau secara grafis (dalam bentuk tabel dan grafik) untuk mendapatkan gambaran sekilas mengenai data tersebut sehingga lebih mudah dibaca dan bermakna. Dengan statistika deskriptif, kumpulan data yang diperoleh akan tersaji dengan rapi serta dapat memberikan informasi yang diperoleh dari analisis deskriptif antara lain ukuran pemusatan data, ukuran penyebaran data, serta kecenderungan suatu gugus data (Walpole, 1993).

2.Data Mining

Data mining merupakan suatu proses untuk menemukan informasi dari jumlah data yang besar (Zaki & Meira, 2014). Menurut *Gertner Group* Data Mining adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika" (Larose, 2006).

3. Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu bagian dari data mining yang dapat digunakan untuk menggambarkan dan membedakan kelas data. (Farid et all, 2014). Klasifikasi merupakan salah satu teknik dalam data mining. Klasifikasi adalah pemprosesan untuk menemukan sebuah model atau fungsi yang menjelaskan dan mencirikan konsep atau kelas data, untuk kepentingan tertentu. Klasifikasi adalah tugas dasar dari analisis data yang berfungsi memberikan label kelas untuk kasus yang dijelaskan oleh satu set atribut.

4. Algoritma Naive Bayes

Naïve Bayes dipelajari secara ekstensif sebegai metode dasar proses klasifikasi sejak tahun 1950an (Zheng & Webb, 2000). *Bayes* merupakan teknik prediksi berbasis *probabilistica* sederhana berdasarkan aturan *Bayes* dengan

asumsi independensi yang kuat yang artinya antar atribut tidak memiliki hubungan. *Naïve Bayes* merupakan metode klasifikasi yang dapat memprediksi probabilitas sebuah class, sehingga dapat menghasilkan keputusan berdasarkan data pembelajaran. Dari kelompok pendekatan numeris, *naive bayes* memiliki kelebihan antara lain, sederhana, cepat, dan berakurasi tinggi (Syarifah & Muslim, 2015). *Naïve Bayes* juga mengklasifikasikan data berdasarkan peluang atribut dari setiap label data. Pada model peluang setiap label dan jumlah atribut yang dapat dituliskan seperti persamaan berikut.

$$\boldsymbol{P(C_i|X_1, X_2, \ldots X_n)}$$

Penghitungan *Naïve Bayes* dapat dijelaskan dengan C_i adalah hipotesis data yang merupakan suatu label $P(C_i|X)$ adalah peluang hipotesis label berdasarkan kategori X *(posteriori probability)*. $P(C_i)$ adalah peluang hipotesis label *(prior probability)*. $P(X|C_i)$ adalah peluang data berdasarkan kategori pada hipotesis label. $P(X)$ adalah jumlah probabilitas data yang nilainya adalah satu. Sehingga didapatkan rumus penghitungan *Naïve Bayes* dituliskan pada persamaan.

$$\boldsymbol{P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)}}$$

Untuk menentukan peluang dari masing-masing kategori label digunakan persamaan berikut:

$$\boldsymbol{P(C_i|X) = \prod_{k=1}^{n} P\,(X_k|C_i)}$$

Untuk menentukan nilai label pada atribut tertentu digunakan persamaan:

$$\boldsymbol{\underset{c \in C}{argmax} = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)}}$$

7. Laplace Estimator

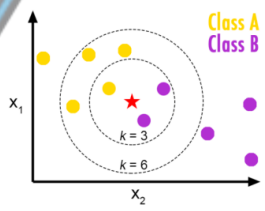
Untuk menyiasati supaya hasil probabilitas pada perhitungan

Naive Bayes tidak bernilai nol dikarenakan tidak adanya data untuk suatu kategori tertentu dalam kelasnya dapat digunakan teknik estimasi yang biasa disebut *Laplace estimato*r atau *Laplacian correction* (Han and kamber, 2006). Dalam teknik ini digunakan penambahan nilai 1 pada data untuk masing-masing kategori ketika ada kategori yang memiliki nilai 0 sehingga untuk sebanyak k kategori dimana j=1,2,... k dan N= $N = \sum_{j=1}^{n} n_j$ jika masing-masing kategori dalam kelasnya bernilai n_i maka

$$\text{P(X=i)}=\frac{n_j+1}{N+banyak\ kategori}$$

8. Algoritma K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor merupakan salah satu algoritma pembelajara mesin sederhana. Hal ini hanya didasarkan pda gagasan bahwa suatu objek yang 'dekat' satu sama lain juga akan memiliki karakteristik yang mirip. Ini berarti jika kita mengetahui ciri-ciri dari dalah satu objek, maka kita juga dapat memprediksi objek lain berdasarkan tetangga terdekatnya. K-NN adalah improvisasi lanjutan dari teknik klasifikasi *Nearest Neighbor*. Hal ini didasarkan pada gagasan bahwa setiap contoh baru dapat diklasifikasikan oleh suara mayoritas dari k tetangga, di mana k adalah bilangan bulat positif, dan biasanya dengan jumlah kecil (Khamis et all, 2014). dibagi menjadi dua fase, yaitu pembelajaran (*training*) dan klasifikasi. Pada fase pembelajaran, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk data yang akan diuji coba (yang klasifikasinya tidak diketahui). Jarak dari vektor yang baru ini terhadap seluruh vektor data pembelajaran dihitung, dan sejumlah nilai k buah neighbor yang paling dekat diambil. Sebuah titik akan diprediksi jenisnya berdasarkan pada klasifikasi terbanyak dari neighbor di sekitarnya (Dewilde, 2012).



Gambar 1. Ilustrasi penggunaan nilai k pada metode KNN

Nilai k yang terbaik untuk KNN tergantung pada data. Secara umum, nilai k yang tinggi akan mengurangi efek noise pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur. Nilai k yang bagus dapat dipilih optimasi parameter, misalnya dengan menggunakan cross-validation. Kasus khusus di mana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain, k = 1) disebut algoritma nearest neighbor.

Algoritma *K-Nearest Neighbor* adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Untuk mendefinisikan jarak antara dua titik pada data *training* (x) dan titik pada data *testing* (y) maka digunakan rumus *Euclidean*, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.6)

$$D(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \sqrt{\sum_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{n}}(\boldsymbol{x_k} - \boldsymbol{y_k})^{\boldsymbol{2}}}$$

Dengan D adalah jarak antara titik pada data *training* x dan titik data *testing* yang akan diklasifikasi, dimana x = x1, x2,…,xi dan y = y1, y2,…yi dan I merepresentasikan nilai atribut serta n merupakan dimensi atribut (M.J. Islam dkk , 2011).

9. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah suatu metode yang biasanya digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining. *Confusion matrix* digambarkan dengan tabel yang menyatakan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan dan jumlah data uji yang salah diklasifikasikan.

Tabel 1 *Confusion Matrix*

		Clasified as	
Correct Clasification		+	-
	+	*True Positive*	*False Positif*
	-	*False Negative*	*True Negative*

True positive adalah jumlah *record* positif yang berhasil diklasifikasikan sebagai positif, sedangkan *false positive* merupakan *record* positif yang salah diklasifikasikan menjadi negatif. Sedangkan *false negative* merupakan *record* negatif yang salah diklasifikasikan sebagai *record* positif, dan untuk *true negative* adalah *record* negatif yang berhasil diklasifikasikan sebagai *record* negatif. Metode pengujian *confusion matrix* dapat menghasilkan perhitungan dengan 5 output, diantaranya yaitu

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP+TN}}{\text{TP+FN+FP+TN}} \text{ x } 100\ \%$$

$$\text{Presisi} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}} \text{x } 100\ \%$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \text{x } 100\ \%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \text{ x} \frac{\text{precission X recall}}{\text{precission} + \text{recall}}$$

$$Error = \frac{FN+FP}{TP+TN+FP+FN}\ x\ 100\ \%$$

10.Ukuran Performansi Klasifikasi

Ukuran performasi termasuk ke dalam tahapan evaluasi. Terdapat beberapa ukuran performansi untuk teknik klasifikasi yaitu recall, precision, F-Measure dan accuracy. Semakin tinggi tingkat *akurasi, precision, recall dan f-measure* maka algoritma yang dihasilkan dengan metode tersebut semakin baik dalam melakukan klasifikasi. Berdasarkan data yang didapat akan dihitung akurasi, precision,recall dan f-measure (Witten & Frank, 2006).

11. *Cross-Validation*

Cross-Validation merupakan metode statistik validasi silang yang dilakukan dengan melakukan evaluasi serta perbandingan. Metode ini dilakukan dengan cara membagi data menjadi dua segmen. Segmen pertama untuk melatih model yaitu data training sedangkan segmen kedua untuk memvalidasi model yaitu data uji atau data testing. *Cross Validation* yang populer kerjanya, dataset dibagi menjadi sejumlah K-buah partisi maka dilakukan sebanyak K-kali eksperimen. Pada masing-masing eksperimen, digunakan data partisi ke-K sebagai data testing dan partisi yang lain sebagai data training.

12. Kurva ROC/Curva ROC

Kurva ROC adalah salah satu teknik yang dapat memvisualisasikan, mengorganisasi dan memilih classifier berdasarkan performanya ((Vuk & Curk, 2006). *Recevier Operating Characteristic* (ROC) merupakan hasil dari pengukuran klasifikasi dalam bentuk 2 dimensi,dimana garis horizontal menggambarkan nilai false positif dan garis vertikal mengambarkan nilai true positive ((Vercellis, 2006). Kurva ROC dibagi dalam dua dimensi, dimana tingkat TP di plot pada sumbu Y dan tingkat FP di plot pada sumbu X. Tetapi untuk merepresentasikan grafis yang menentukan klasifikasi mana yang lebih baik, digunakan metode yang menghitung luas daerah dibawah kurva ROC yang disebut AUC (A*rea Under*

the ROC Curve) yang diartikan sebagai probabilitas.

AUC mengukur kinerja diskriminatif dengan memperkirakan probabilitas output dari sampel yang dipilih secara acak dari populasi positif atau negatif, semakin besar AUC, semakin kuat klasifikasi yang digunakan. Karena AUC adalah bagian dari daerah unit persegi, nilainya akan selalu antara 0,0 dan 1,0.

Pada penelitian ini, tabel kontingensi yang digunakan untuk menganalisis ROC yaitu tabel *Confusion Matrix* dua kelas. AUC sering digunakan untuk mengukur kualitas classifier ROC dilihat berdasarkan akurasi dengan rentang yang diperlihatkan pada Tabel 2 (Gorunescu, 2011).

Tabel 2. Nilai Kualitas *Classifier*

Rentang Akurasi	Klasifikasi
0.90 – 1.00	*Excellent*
0.80 – 0.90	*Good*
0.70 – 0.80	*Fair*
0.60 – 0.70	*Poor*
0.50 – 0.60	*Failure*

METODE PENELITIAN

1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperolehdari kantor SATLANTAS unijumlah kecelakaan lalu lintas yang terjadi di Kabupaten Pati pada thun 2017.

2. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini ada dua variabel yaitu variabel respon/label dan variabel predictor/atribut. Variabel respon dalam penelitian ini adalah tingkat keparahan korban, sedangkan variabel prediktor dalam penelitian ini adalah tanggal kejadian, jenis kejadian, jenis pekerjaan, jenis kecelakaan, jenis kelamin, usia, jenis kendaraan, pendidikan, peran korban, faktor korban, faktor manusia, alat keselamatan.

3. Analisis Data

Metode K-Nearest Neighbor

Langkah-langkah metode K-Nearest Neighbor adalah sebagai berikut :

1. Menyiapkan data set
2. Menentukan parameter K (jumlah tetangga paling dekat)
   a. Pada penelitian ini nilai K telah ditentukan yaitu 3
3. Menghitung kuadrat jarak *euclid* (*euclidean distance*) masing-masing objek terhadap data sampel yang diberikan :

$$D(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \sqrt{\sum_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{n}} (\boldsymbol{x_k} - \boldsymbol{y_k})^2}$$

4. Mengurutkan objek-objek tersebut ke dalam kelompok yang mempunyai jarak euclidean terkecil
5. Mengumpulkan kategori Y (klasifikasi *nearest neighbor*)
6. Dengan menggunakan kategori mayoritas,maka dapat hasil klasifikasi
7. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai R2 dan MSE dari metode GCV dan CV untuk penentuan K optimal dalam regresi nonparametrik deret fourier.
8. Analisis hasil pemodelan terbaik tingkat kemiskinan dengan pendekatan Deret Fourier.

Metode *Naive Bayes*

Langkah-langkah metode *Naïve Bayes* yang di lakukan oleh Friedman :

1. Menyiapkan data set
2. Hitung jumlah label yang ada pada dataset.

   Tentukan terlebih dahulu variabel mana yang akan di jadikan label, kemudian pada kasus penelitian ini terdapat dua kategori label pada tingkat keparahan korban kecelakaan yaitu meninggal dan tidak meninggal, kemudian cari nilai *P(C1)* dan nilai *P(C2)* dengan menggunakan rumus

$$= P(C_i)$$
$$= \frac{Jml\ label\ meninggal\ atau\ tdk\ meninggal}{jumlah\ record\ data}$$

3. Hitung jumlah kasus yang sama dengan label yang sama

   Setelah mendapatkan nilai peluang untuk setiap label, selanjutnya

dilakukan perhitungan dengan cara menghitung nilai masing-masing atribut pada setiap labelnya. Untuk $P(C_i)$ yaitu $P(C1)$ dan $P(C2)$ setelah diketahui hasilnya langkah berikutnya yaitu menghitung $P(X|C_i)$ untuk i = 1 dan 2.

4. Kalikan semua nilai hasil dengan data yang di cari labelnya

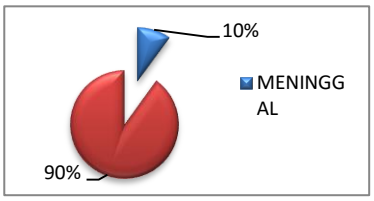
$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)}$$

Dimana *x* adalah data dengan label yang belum diketahui. C_i adalah hipotesis data *x* yang merupakan suatu label. $P(C_i|X)$ adalah peluang hipotesis label berdasarkan kategori *x (posteriori probability)*. $P(C_i)$ adalah peluang hipotesis label *x (prior probability)*. $P(X|C_i)$ adalah peluang data *x* berdasarkan kategori pada hipotesis label. $P(X)$ adalah jumlah peluang data *x*.

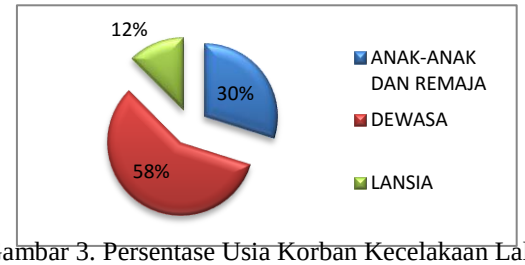
5. Hitung hasil klasifikasi algoritma *Naïve Bayes* kemudian di ukur hasil evaluasi.
6. Hitung ukuran performansi klasifikasi

HASIL DAN PEMBAHASAN

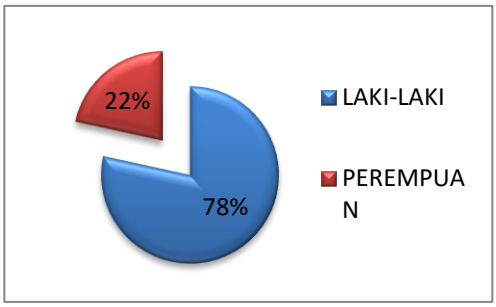
4.1 Analisis Deskriptif



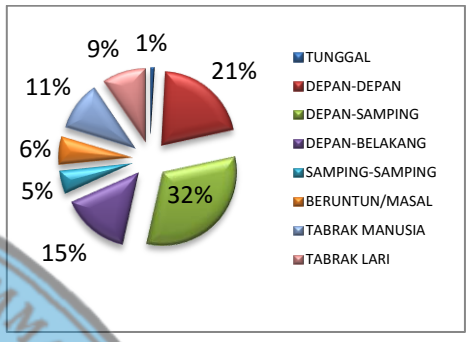
Gambar 2. Persentase Tingkat Keparahan Korban Kecelakaan Lalu lintas



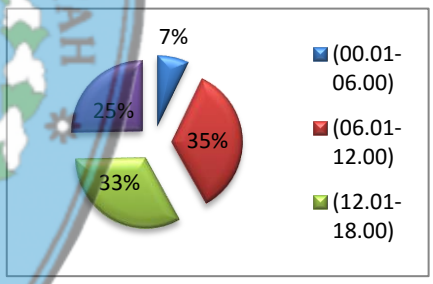
Gambar 3. Persentase Usia Korban Kecelakaan Lalu lintas



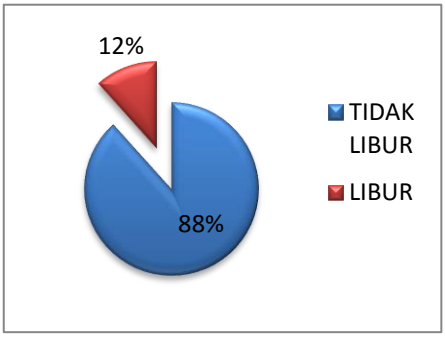
Gambar 4.Persentase Jenis Kelamin Korban Kecelakaan Lalu lintas



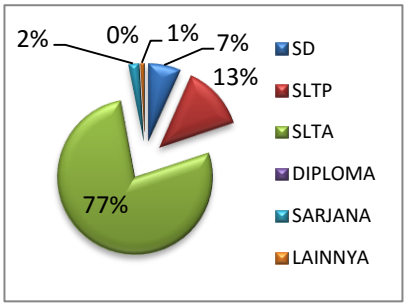
Gambar 5 Persentase Jenis Kecelakaan Lalu lintas



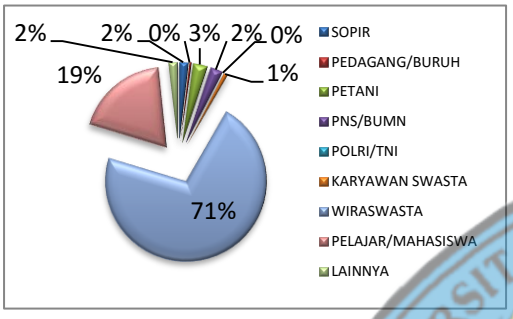
Gambar 6 Persentase Jam Kejadian Kecelakaan Lalu lintas



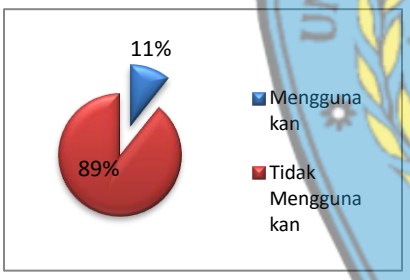
Gambar 7. Persentase Tanggal Kejadian Kecelakaan Lalu lintas



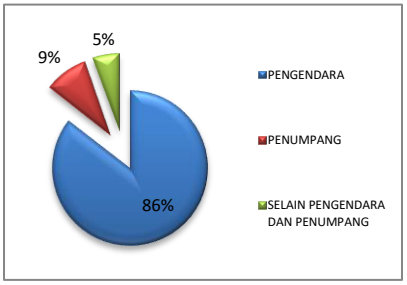
Gambar 8 Persentase Pendidikan Korban Kecelakaan Lalu lintas



Gambar 9. Persentase Pekerjaan Korban Kecelakaan Lalu lintas



Gambar 10. Persentase Alat Pengaman Lalu lintas



Gambar 11 Persentase Peran Korban Kecelakaan Lalu Lintas

Langkah-langkah algoritma K-NN yaitu sebagai berikut :

1. Menentukan parameter K (jumlah tetangga paling dekat)

Pada penelitian ini niai k adalah 3. Dipilihnya nilai k berdasarkan ketentuan apabila klasifikasi genap maka ambil nilai k ganjil dan niai k >1.

2. Menghitung kuadrat jarak *euclid (euclidean distance*) masing-masing objek terhadap data sampel yang diberikan

   Pada penelitian ini diberikan data testing (x) sebagai berikut :\

Maka hasil jarak dari 241 data Testing dikurangi training sebagai berikut :

Tabel 3 Jarak *Euclidean*

Data		Data		Data	
1	5.13	**15**	5.13	**29**	5.13
2	6.01	**16**	6.01	**30**	6.01
3	5.95	**17**	5.95	**31**	5.95
4	5.80	**18**	5.80	**32**	5.80
5	5.80	**19**	5.80	**33**	5.80
6	6.10	**20**	6.10	**34**	6.10
7	5.87	**21**	5.87	**35**	5.87
8	5.53	**22**	5.53	**36**	5.53
9	6.15	**23**	6.15	**37**	6.15
10	6.01	**24**	6.01	**38**	6.01
11	5.96	**25**	5.96	**.**	.
12	6.12	**26**	6.12	**.**	.
13	6.10	**27**	6.10	**.**	**.**
14	6.12	**28**	6.12	**241**	6.12

Tabel 4*Confusion Matrix* KNN

	kenyataan meninggal	kenyataan tidak meninggal	Class precision
prediksi meninggal	6	9	40.00 %
prediksi tidak meninggal	18	208	92.04 %
Class recall	25.00 %	98.62 %	

Berdasarkan tabel 4.7 Perhitungan akurasi data training 241 data, 6 fiklasifikasi prediksi meninggal dan ternyata meninggal. Sebanyak 18 diprediksi tidak meninggal tetapi ternyata

meninggal dan sebanyak 208 diprediksi sesuai tidak meninggal. Dari TP< TN< FP< FN diatas juga dilakukan perhitungan *confussion matrix*, diperoleh hasil akurasi model *K-Nearest Neighbor* sebesar 88.82 %, nilai *recall* sebesar 60.43 %, nilai *precision* sebesar 64.40 %, nilai *error* sebesar 11.18 % dan *f-measure* 62.33 %.

Tabel 5 *Confusion Matrix* Naive Bayes

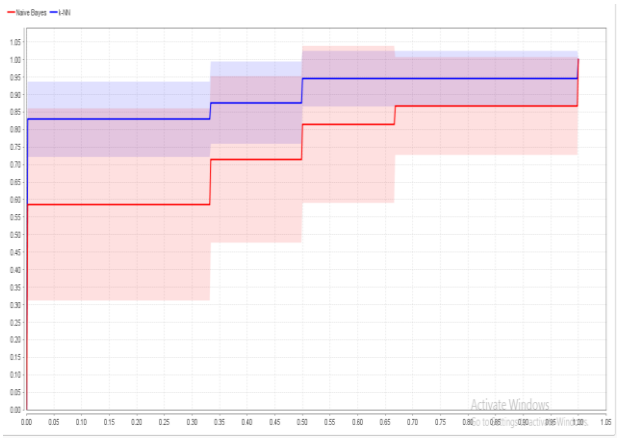
	kenyataan meninggal	kenyataan tidak meninggal	*Class precision*
prediksi meninggal	7	16	30.43 %
prediksi tidak meninggal	17	201	92.20 %
Class recall	29.17 %	92.63 %	

Berdasarkan tabel 4.7 Perhitungan akurasi data training 241 data, 7 fiklasifikasi prediksi meninggal dan ternyata meninggal. Sebanyak 16 diprediksi sesuai tidak meninggal. Sebanyak 17 diprediksi tidak meninggal tetapi ternyata meninggal dan sebanyak 201 diprediksi sesuai tidak meninggal. Dari TP< TN< FP< FN diatas juga dilakukan perhitungan *confussion matrix*, diperoleh hasil akurasi model *Naive Bayes* nilai akurasi sebesar 86.32 %, nilai *recall* sebesar 59.62 %, nilai *precision* sebesar 60.20 %, nilai *error* sebesar 13.68 % dan *f-measure* 59.90 %.

Tabel 6*Perbandingan Nilai Kerja Naive Bayes dan KNN*

Metode	*Accuracy*	*Recall*	*Error*	*Precision*	*F-Measure*
Naive Bayes	86.32 %	59.62 %	13.68 %	60.20 %	59.90 %
K-NN	88.82 %	60.43 %	11.18 %	64.37 %	62.33 %

Dapat dilihat dari hasil perbandingan nilai kerja kedua algoritma, nilai akurasi *K-Nearest Neighbor* lebih unggul 2.5 % dari algoritma *Naive Bayes*, nilai *recall K-Nearest Neighbor* lebih unggul 0.81 % dari algoritma *Naive Bayes*, nilai *error K-Nearest Neighbor* lebih rendah 2.5 % dari algoritma *Naive Bayes*, nilai *precision K-Nearest Neighbor* lebih unggul 4.17 % dari algoritma *Naive Bayes* dan nilai *f-measure K-Nearest Neighbor* lebih unggul 2.43 % dari algoritma *Naive Bayes*.



Gambar 5 Kurva ROC

Gambar diatas menunjukkan Kurva ROC metode *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* dimana garis berwarna biru menunjukkan Kurva ROC *K-Nearest Neigbor* dengan nilai AUC berskala 0.80 – 0.90. Hal itu menunjukkan bahwa *K-Nearest Neighbor* terlasifikasi "Baik". Selanjutnya garis merah menunjukkan Kurva ROC *Naive Bayes* dengan nilai AUC berskala 0.50-0.60.

KESIMPULAN

1. Tingkat keparahan kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Pati Jawa Tengah mmiliki arakteristik secara umum yaitu komposisi korban kecelakaan terluka didominasi oleh laki-laki kategori remaja dan dewasa baik SLTA hingga Wiraswasta sebagai pengendara. Kecelakaan terjadi pada kisaran (06.00-12.00 WIB) di waktu kejadian harian, terbilang ketika mengendarai SPM sering tidak menggunakan alat keselamatan dan lengah mengakibatkan kecelakaan depan-samping.
2. Diketahui bahwa kinerja sistem berdasarkan data sampel yang digunakan menghasilkan data prediksi yang besar dibanding dengan yang tidak sesuai menghasilkan akurasi 88.82 %, precision 64.40 %, nilai error 11.18 %, recall 60.43 %dan f-measure 62.33 % sehingga dapat dikatakanbahwa *K-Nearest Neighbor* algoritma terbaik untuk penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Badan Pusat Statistik. (2017). *Data Sensus Jumlah Penduduk Pertengahan Tahun Hasil Proyeksi Penduduk.*

Dewi, I. K. (2018). *Penerapan Algoritma Naive Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Keparahan Korban Kecelakaan Lalu Lintas di Kabupaten Pati Jawa Tengah*. Semarang.

Dewilde, B. (2012). Classification of Hand-written Digits.

Farid et all. (2014). Hybrid decision tree and naive bayes classifiers for multi-class classification tasks. *ELSEVIER*, 1937-1946.

Gorunescu, F. (2011). *Data Mining : Concepts, models and techniques.* Verlag Berlin Heidelberg: Springer.

Heinrich, H. W. (1931). *Industrial accident prevention a* . New York: McGraw-Hill book company, inc.

Hossin, M., & Sulaiman, M. (2015). Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations. *IJDKP*, 1-11.

Hungu. (2007). *Pengertian Jenis Kelamin.* Dapat dibuka pada situs http://www.scrbd.com/doc/14225492/BAB-II-Tinjauan-Gender.

Khamis et all, H. S. (2014). Application of K-Nearest Neighbor Classification in Medical Data Mining. *JICT*, 121-128.

Larose, D. (2006). Data Mining Methods and Models. *Spring*, Vol 131.

Mutrofin et all, S. (2014). Optimasi Klasifikasi Modified K Nearest Neighbor menggunakan ALgoritma Genetika. *Jurnal Gamma*, 130-134.

Pramesti, R. P. (2013). *Identifikasi Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Ekstraksi Fitur ICZ dan ZCZ dengan Metode Klasifikasi K-NN.* Bogor.

Sarangi, S. K., & Jaglan, V. (2013). Performance Comparason of Machine Learning Algorithms on Integration of Clustering and Classification Techniques. *IJISET*, 251-257.

Siradjuddin, H. K. (2015). Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kualitas Kesuburan (Fertility). *Jurnal Ilmiah*, 1-14.

Suguna, & Thanushkodi. (2010). An Improved K-Nearest Neighbor Classification Using Genetic Algorithm.

Sulistio, H. (2009). *Kecelakaan Lalulintas Fenomena Global.*

Syarifah, A., & Muslim, M. A. (2015). Pemanfaatan Naive Bayes untuk Merespon Emosi dari Kalimat Berbahasa Indonesia. *UJM*, 148-156.

Vercellis, C. (2006). *Business Intelegence: Data mining and Optimization for Decision Making.* Milano, Italy: Wiley.

Vuk, M., & Curk, T. (2006). ROC Curve, Lift Chart and Calibration Plot. *Metodoloski zvezki, Vil.3 No.1*, 89-108.

Walpole, R. E. (1993). *Pengantar Statistik.* Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.

Wikipedia. (2018). *Umur*. Wikipedia, 1434990.

Witten, I., & Frank, E. (2006). *Review of " Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques" by Witten and Frank.* Francisco Azuaje: BioMedCentral.

Wordpress. (2016). *Pengertian kecelakaan lalu lintas.* Jateng: https://lakarestadps.wordpress.com.

Yunanto, W., Hariadi, M., & Purnomo, H. M. (2012). Pemetaan Kecelakaan Lalu Lintas Berbasis Klasifikasi Naive Bayes dengan Parameter Infrastruktur Jalan. *Seminar on Intelligent Technology and its Applications (SITIA)*, 13.

Zaki, M. J., & Meira, W. (2014). *Data Mining and Analysis : Fundamental Concepts and ALgorithms.* New York: British Library.

Zheng, Z., & Webb, G. I. (2000). Lazy Learning of Bayesian Rules. *Springer Link*, 53-84.

Zulhendra. (2015). Analisis Tingkat Kecelkaan Lalu Lintas pada Ruas Jalan Provinsi STA KM 190-240 (Simpang Kumu-Kepenuhan). 1-9.