# 868-Article\_Text-1297-1-10-20201109\_2.pdf

Submission date: 19-Mar-2024 10:25AM (UTC+0700) Submission ID: 2324412944 File name: 868-Article\_Text-1297-1-10-20201109\_2.pdf (659.7K) Word count: 3315 Character count: 20765

#### Teks Mining untuk Klasifikasi Keluhan Masyarakat Menggunakan Algoritma Naive Bayes

Dyah Ariyanti, Kurnia Iswardani.

Universitas Panca Marga Probolinggo Jl. Yos Sudarso 107 Pabean Dringu Probolinggo 67271 E-mail : diayantiku@gmail.com, kurnia.iswardani@gmail.com

#### ABSTRAK

Penanganan keluhan / pengaduan masyarakat Kota Probolinggo yang terkenal dengan "Laporo Rek" masih memerlukan waktu yang lama untuk memberikan laporan tentang keluhan masyarakat kepada dinas terkait dikarenakan admin pada dinas terkait terkadang tidak paham harus kemana keluhan masyarakat tersebut diberikan. Dengan adanya penelitian tentang teks mining untuk klasifikasi keluhan masyarakat dengan algoritma naïve bayes dapat membantu admin dalam memecahkan persoalan diatas. Pengolahan data keluhan masyarakat ini melalui beberapa tahapan teks mining yaitu *token, filter, stemming* dan *analyzing*. Setelah melalui tahapan praproses, data tersebut akan dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, hasil perhitungan tersebut yang nantinya akan menunjukkan hasil kelas dari setiap data keluhan masyarakat yang masuk baik melalui telepon, sms. Penelitian ini menghasikan tingkat akurasi mencapai 95%, sehingga dapat mengklasifikasikan keluhan masyarakat tiap-tiap instansi di pemerintah Kota Probolinggo.

Kata kunci : Klasifikasi, Teks Mining, Naïve Bayes

#### ABSTRACT

Handling public complaints of Probolinggo city, whose known as "Laporo Rek", requires more time to provide the report to the relevant office. Its caused by the administrators sometimes doesn't know where the public complaints to addressed. Using naïve bayes algorithm in Text Mining for Public Complaints of Probolinggo city can help the administrators to work more effective and efficient. The processing data of Public Complaints of Probolinggo city through several stage of text mining which are token, filter, steaming and analyzing. After completed the stage, the data will be classified using naïve bayes algorithm. The naïve bayes algorithm calculation will view the result of each data class of Public Complaints of Probolinggo city, which is entered by phone, text message complaints. The research using this method has resulted accuray 95%, it's means each public complaints of Probolinggo city can be classified by each government agency in Probolinggo.

Keyword : Classification, Text Mining, Naïve Bayes

#### 1. PENDAHULUAN

Tantangan besar yang dihadapi oleh pemerintah, khususnya pemerintah daerah saat ini adalah bagaimana menampilkan aparatur yang profesional, memiliki etos kerja yang tinggi, keunggulan kompetitif dan kemampuan memegang teguh etika birokrasi dalam menjalankan tugas dan fungsinya, sehingga dapat memenuhi aspirasi masyarakat.

Jika sebuah lembaga atau instansi banyak dikeluhkan masyarakat, berarti institusi tersebut diperhatikan oleh

masyarakat. Jadi jangan menganggap tidak ada keluhan pada instansi, bukan berarti instansi tersebut sukses, bisa jadi justru gagal total sehingga masyarakat tidak memberikan perhatian. Sebagai konsekuensi, sangatlah penting untuk bisa mengorganisir dan mengklasifikasi keluhan masyarakat secara otomatis.

Aparatur pemerintah daerah di seluruh Kabupaten / Kota saat ini sedang berlombalomba untuk mewujudkan daerahnya sebagai kota yang berbasis "SMART CITY", adanya informasi keterbukaan kepada seluruh lapisan masyarakat. Informasi yang diberikan tentunya tidak terbatas dan terbuka untuk segala aspek, baik di bidang ekonomi, sosial, budaya dan lainnya. Dengan demikian, diharapkan masyarakat aktif berpartisipasi untuk menyampaikan kritik dan saran kepada Pemerintah, sehingga apa yang diadukan / dikeluhkan oleh masyarakat tersebut cepat teratasi, karena teknologi-tekonologi yang telah disiapkan oleh Pemerintah daerah tersebut.

Seiring perkembangan teknologi dan ilmu pengetahuan tersebut, maka keluhan yang disampaikan semakin berkembang dan menjadi semakin luas, tidak hanya melalui catatan dan telepon tapi juga melalui media internet. Data yang didapatkan / diperoleh semakin banyak dan beragam. Hal ini sangat mempengaruhi efisiensi dan kecepatan jawaban seperti yang diharapkan oleh masyarakat khususnya masyarakat Kota Probolinggo. Oleh karena itu dibutuhkan suatu sistem sebagai alternatif lain untuk memperoleh jawaban yang akurat dan tidak lagi membutuhkan waktu yang lama dalam merespon.

Klasifikasi dokumen teks adalah permasalahan yang mendasar dan penting. Didalam dokumen teks, tulisan yang terkandung adalah bahasa alami manusia, yang merupakan bahasa dengan struktur yang kompleks dan jumlah kata yang sangat banyak. Permasalahan ini merupakan masalah yang cukup kompleks dikarenakan penggunaan bahasa alami tersebut. Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan dokumen dimulai dari pengelolaan dokumen teks menggunakan text mining yaitu dengan *algoritma naïve bayes*.

Dengan peran serta dari masyarakat Kota Probolinggo yang semakin kritis, penulis mempunyai insiatif untuk mengklasifikasikan setiap keluhan masyarakat baik dari data manual (keluhan langsung via telepon, via sms atau datang ke kantor) atau data yang berada di media sosial sehingga dapat memudahkan pengklasifikasian data ke dalam masingmasing Satuan Kerja Pemerintah Daerah (SKPD) Kota Probolinggo. Diharapkan dengan dukungan dari algoritma naïve bayes tersebut, sistem yang akan dibuat dapat memilahkan setiap keluhan masyarakat untuk SKPD sehingga dapat memberikan respon dengan cepat dan akurat.

#### Tujuansdan Manfaat Penelitian

Berdasarkan latar belakang masalah tersebut di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Membuat sebuah sistem pengelompokkan kategori / keyword data keluhan masyarakat berdasarkan seluruh keluhan masyarakat yang tersedia pada Dinas Komunikasi dan Informatika dan Radio Suara Kota Probolinggo dengan menerapkan Algoritma Naïve Bayes.

2. Dengan menerapkan Algoritma Naïve Bayes dapat melakukan proses pengklasifikasian text dari berbagai media yang tersedia sehingga nantinya dapat menghasilkan informasi secara tepat dan akurat.

#### 2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan metodologi penelitian yaitu klasifikasi dengan Algoritma Naïve Bayes. Data yang digunakan untuk uji coba adalah data dari keluhan masyarakat Kota Probolinggo. 14 ive Bayes Classifier digunakan untuk kejadian memperkirakan bersyarat munculnya suatu kelas dengan asumsi bahwa variabel-variabel bersifat independen. Naïve Bayes memiliki kinerja yang sederhana, sehingga menunjukkan akurasi dan

kecepatan tinggi ketika diaplikasikan pada database yang besar.

Menurut Han and Kamber (2000), Algoritma *naïve bayes classifier*, pada tiaptiap kalimat keluhan masy 11 kat di representasikan dengan pasangan atribut "x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>,...x<sub>n</sub>" dimana x<sub>1</sub> adalah kata pertama, x<sub>2</sub> adalah kata kedua dan seterusnya, serta V adalah himpunan kategori. Pada saat proses klasifikasi algoritma akan mencari nilai probabilitas yang tertinggi dari semua kategori dokumen yang diujikan (V<sub>MAP</sub>), dimana persamaannya adalah sebagai berikut :

$$v_{MAP} = \arg \max_{v \ j \ e \ v} \left( \frac{P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n | v_j) P(v_j)}{P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)} \right)$$
(1)

Untuk P(x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>,...x<sub>n</sub>) nilainya konstan untuk semua kategori (Vj) sehingga persamaan dapat ditulis sebagai berikut :  $v_{MAP} =$ 

$$\operatorname{argmax}_{v \ j \ e \ v} (P(x_{1,}x_{2,}x_{3,}\dots x_{n}|v_{j})P(v_{j})) \quad (2)$$

Persamaan (2) diatas disederhanakan menjadi sebagai berikut :

$$v_{MAP} = \frac{\lim_{v \neq v} \lim_{v \neq v} \prod_{i=1}^{n} (Px_i | V_j) P(v_j)}{v_j e v} \quad (3)$$
  
Keterangan :

Vj = Kategori keluhan masyarakat,

 $(Px_i|V_j)$  = Probabilitas X<sub>i</sub> pada kategori Vj,  $P(v_i)$  = Probabilitas dari Vj.

 $P(v_j)$  dan  $(Px_i|V_j)$  dihitung pada saat pelatihan, dimana persamaannnya adalah sebagai berikut :

$$P(v_j) = \frac{|\text{docs }j|}{|\text{contoh}|} \tag{4}$$

$$\begin{aligned} p_{i}(v_{j}) &= \frac{\pi}{n + |\text{kosakata}|} \end{aligned}$$
(5)  
Keterangan :

klocs jl = jumlah dokumen setiap kategori j, kontohl = jumlah dokumen dari semua katego, nk = jumlah frekuensi kemunculan setiap kata, n = jumlah frekuensi kemunculan kata dari setiap kategori, lkosakatal = jumlah semua kata dari semua kategori.

Ada dua tahap pada klasifikasi dokumen. Tahap pertama adalah pelatihan terhadap dokumen yang sudah diketahui kategorinya Sedangkan tahap kedua adalah proses klasifikasi dokumen yang belum diketahui kategorinya.

#### 3. LANDASAN TEORI

#### Keluhan Masyarakat

Pada saat ini kinerja pelayanan publik sudah menjadi ukuran kinerja pemerintah daerah, terutama kepala daerahnya. Dalam berbagai kesempatan ketidak-puasan masyarakat atas kinerja manajemen ini kian banyak pelayanan publik diungkapkan oleh masyarakat secara terbuka. Masyarakat 16 menuntut penyelenggaraan manajemen pelayanan lebih responsif atas kebutuhan masyarakat dan penyelenggaraan manajemen pelayanan publik yang transparan, partisipatif dan akuntabel.

Berbagai upaya telah dilakukan oleh pemerintah dan para stakeholder dalam bidang pelayanan publik untuk dapat memperbaiki kondisi masih rendahnya kualitas pelayanan publik sebagaimana telah diuraikan di depan. Usaha-usaha yang telah dilakukan tersebut, misalnya: peningkatan kualitas sumber daya manusia birokrasi, perbaikan fasilitas pelayanan publik, perbaikan sistem dan prosedur pelayanan dan lain sebagainya.

Dengan meningkatnya tuntutan masyarakat atas tata kelola pemerintahan yang baik dan benar (good governance), maka pemberian prioritas atas kegiatan pelayanan menjadi suatu keharusan. Salah satu sektor yang perlu mendapat prioritas 5 dalah manajemen pengaduan masyarakat yang ada di sektor publik. Untuk itu, pemerinta 5 memberikan prioritas utama dibidang pelayanan atas pengaduan yang berasal dari masyarakat. Pelayanan yang baik, efisien dan efektif akan memberikan harapan akan terpenuhinya rasa keadilan di masyarakat serta tersiminya pengelolaan keuangan negara yang transparan dan terarah.

Pada prinsipnya pelayanan pengaduan masyarakat kepada pemerintah diupayakan agar mempermudah masyarakat yang akan menyampaikan pengaduannya, antara lain dengan menyediakan layanan hotline, faksimili dan situs web.

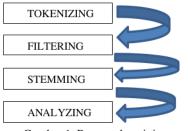
#### Teks Minin<sub>17</sub>

Teks mining adalah sala satu bidang khusus dari *data mining*. Teks mining dapat didefinisikan sebagai suatu proses untuk menggali informasi dimana seorang user berinteraksi dengan sekumpulan dokumen menggunakan tools analisis yang merupakan komponen-komponen dalam *data mining* yang satu satunya adalah kategorisasi.

Dalam memberikan solusi, teks mining mengadopsi dan mengembangkan banyak teknik dari bidang lain, seperti data mining, information retrieval, statistic and matematik, machine learning, linguistic, natural languange processing, and visual tion

Tujuan dari *teks mining* adalah untuk mendapatkan informasi yang berguna dari sekumpulan dokumen. Jadi, sumber data yang digunakan pada *teks mining* adalah kumpulan teks yang memiliki format yang tidak terstruktur atau minimal semi terstruktur. Adapun tugas khusus dari teks mining antara lain yaitu pengkategorisasian teks dan pengelompokan teks.

Tess yang akan dilakukan proses teks mining, pada umumnya memiliki beberapa karakteristik diantaranya adalah memiliki dimensi yang tinggi, terdapat noise pada data, dan terdapat struktur teks yang tidak baik. Cara yang digunakan dalam mempelajari suatu data teks, dengan terlebih dahulu menentukan fitur-fitur yang mewakili setiap kata untu setiap fitur yang ada pada dokumen. Belum menentukan fitur – fitur yang mewakili, diperlukan tahap praproses yang dilakukan secara umum dalam teks mining, yaitu case folding, tokenizing, filtering, stemming, tagging dan analyzing.



#### Gambar 1. Proses teks mining

#### Praproses

Dengan membandingkan dari penelitian terdahulu menurut Triawati (2009), algoritma yang digunakan pada teks mining, biasanya tidak hanya melakukan perhitungan hanya pada dokumen, tetapi pada juga feature. Berikut ini beberapa macam *feature* yang sering digunakan:

1. Character

Merupakan komponan individual, bisa huruf, angka, karakter spesial dan spasi, merupakan block pembangun pada level paling tinggi pembentuk semantik feature, seperti kata *term* dan *concept*. Pada umumnya, representasi dasar karakter ini jarang digunakan pada beberapa teknik pemrosesan teks.

2. Words

Merupakan single word dan frasa multiword yang terpilih secara langsung dari corpus. Representasi term-based dari dokumen tersusun dari subset term am dokumen.

3. Concept

Merupakan feature yang di-generate dari sebuah dokumen secara manual, rulebased, atau metodologi lain. Pada tugas akhir ini, concept di-generate dari argument atau verb yang sudah diberi label pada suatu dokumen.

#### Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. Dalam klasifikasi ada dua pekerjaan utama yang dilakukan, yaitu : pertama, pembangunan model sebagai prototype untuk disimpan sebagai memori dan kedua, penggunaan model tersebut untuk melakukan pengenalan / klasifikasi / prediksi pada suatu objek data lain agar diketahui di kelas mana objek data tersebut dalam model yang mudah disimpan. Contoh aplikasi yang sering ditemui adalah pengklasifikasian jenis hewan yang mempunyai sejumlah atribut.

Menurut Suyanto (2019), molel dalam klasifikasi mempunyai arti dimana ada suatu model yang menerima masukan, kemudian mampu melakukan pemikiran terhadap masukan tersebut dan memberikan jawabansebagai keluaran dari hasil pemikirar sya.

Setiap algoritma mempunyai kelebihan dan kekugingan, tetapi semua algoritma berprinsip sama, yaitu melakukan suatu pelatihan, model dapat memetakan setiap vector masukkan ke label kelas keluaran dengan benar.

Pada penelitian ini, untuk klasifikasi proses dalam menghitung akurasi digunakan formula :

Akurasi =	jumlah data yang diprediksi secara benar	_
	jumlah prediksi yang dilakukan	_
f11+f00	-	(6)
$f_{11}+f_{10}+f_{01}+f_0$	0	(0)

Untuk menghitung laju error (kesalahan prediksi) digunakan formula :

Laju error =	jumlah data yang diprediksi secara salah	ì
5	jumlah prediksi yang dilakukan	
$f_{10}+f_{01}$		(7)
$f_{11}+f_{10}+f_{01}+f_{00}$		( )

Semua algoritma klasifikasi berusaha membentuk model yang mempunyai akurasi tinggi atau (laju error yang rendah). Umumnya model yang dibangun memprediksi dengan benar pada semua data yang menjadi data latihnya, tetapi ketika model berhadapan dengan data uji, barulah kinerja model dari sebuah algoritma klasifikasi ditentukan

#### Naïve Bayes

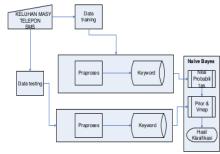
Teorema Bayes menerangkan hubungan antara probabilitas terjadinya peristiwa A dengan syarat peristiwa B telah terjadi dan probabilitas terjadinya peristiwa B dengan syarat peristiwa A telah terjadi. Teorema ini didasarkan pada prinsip bahwa tambahan informasi dapat memperbaiki probabilitas. Teorema Bayes ini bermanfaat untuk mengubah atau memutakhirkan (mengupdate) probabilitas yang dihitung dengan tersedianya data dan informasi tambahan.

Menurut Niloy (2018), bahwa kaitan antara Naïve Bayes dengan klasifikasi, korelasi hipotesis, dan bukti dengan klasifikasi adalah bahwa hipotesis dalam teorema Bayes merupakan label kelas yang menjadi target pemetaan dalam klasifikasi, sedangkan bukti merupakan fitur-fitur yang menjadi masukan dalam model clasifikasi. Jika X adalah vector masukan yang berisi fitur dan Y adalah label kelas, Naïve Bayes dituliskan dengan P(YIX). Notasi tersebut berarti probabilitas label kelas Y didapatkan setelah fitur-fitur X diamati. Notasi ini disebut juga probabilitas akhir (posterior probability) untuk Y, sedangkan P(Y) disebut probability) y.

Naive bayesian klasifikasi adalah suatu klasifikasi yang berpeluang sederhana berdasarkan aplikasi teorema Bayes dengan asumsi antar variabel penjelas saling bebas (independen). Dalam hal ini, diasumsikan bahwa kehadiran atau ketiadaan dari suatu kejadian tertentu dari suatu kelompok tidak berhubungan dengan kehadiran atau ketiadaan dari kejadian lainnya.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagan dibawah ini akan menjelaskan beberapa proses sistem yang akan dijalankan pada aplikasi penelitian ini. Dan akan diberi penjelasan cara kerja pada aplikasi tersebut.



Gambar 2. Cara kerja aplikasi

Arsitektur Sistem diatas menjelaskan bahwa data keluhan masyarakat akan diproses dengan dua tahap yaitu proses data training dan data testing. Data keluhan masyarakat diambil melalui sms dan telepon. Pada proses data training dan data testing, selanjutnya dilakukan proses text mining (praproses). Pada praproses ini kemudian ditentukan kata-kata baku yang termasuk dalam kamus. Kata yang terpilih merupakan kata dasar (tidak berimbuhan) dan bukan termasuk di dalan stopword. Kata yang terpilih ini dapat dilihat di tabel 2. Dari hasil keyword pada tabel 2 tersebut yang berikutnya akan menentukan proses perhitungan Naïve Bayes.

Sedangkan struktur sistem dalam proses testing akan dijelaskan pada gambar 4. Gambar tersebut secara menyeluruh menjelaskan bagaimana model klasifikasi yang akan dibangun, baik secara manual ataupun secara otomatis. Prosesnya dimulai dengan melakukan input data keluhan masyarakat. Data tersebut kemudian diproses untuk menentukan apakah kalimat yang digunakan sudah baku atau belum baku.

Hasilnya kemudian diolah ke dalam praproses melalui beberapa cara yaitu tokenizing, filtering dan stemming. Setelah itu, hasil dari praproses menemukan kata baku dan mebandingkan kata hasil stemming dengan kata yang terdapat pada kamus (keyword). Apabila kata baku sesuai dengan nilai probabilitas keyword yang sudah dihitung, maka selanjutnya dilakukan proses perhitungan Naïve Bayes (Vmap) yang menentukan apakah data keluhan masyarakat tersebut masuk dalam hasil klasifikasi dinas yang sudah tersimpan. Sedangkan apabila kata baku tidak sesuai maka proses perhitungan Naïve Bayes diakhiri.

Berikut ini merupakan tampilan aplikasi proses text mining, akan terlihat jumlah kata yang tersimpan, selanjutnya akan menentukan dalam perhitungan probabilitas.

BANA		LIST (YE	5)	UST (NO		ADURA	DODES	A	KESAKATA	1AF	AR ROSAR	ATA KAMIS DOM	6
		<b>EXEMPT</b>	Ŀ	KALINAT	Ð	DOIESA	HADURA	Ŀ	keywood 1	1 KODE	KALIMA	QTY AUAS	X
ALAMAT		8	μ				é:			100001	ġ.	184	
ALANNI		8588	L	ė	Hi	16	réer	1		10000	8	7. FLAN	
		82	L	da .	H	d b	±2	1		10000	65	41990K	
PENGADUAN NASYARAKAT		abian	L	dede	H	h.	60	1		100003	áta	5199004	
		1000	L	del	H	з	53Y	1		1000071	สต	3 POLRESTA	
		si	L	ded	H	212	832			100007	ash	1 POJRESTA	
		atu	L	dade	H	ah .	ach	1		100003	ash	2194B	
		agai.	L	da .	H	5	beldt			10000	apá	21RI	
		aga agaita	L	dai	H	teb .	200			10000	ank	1 DNS05	
			L	daireo	LÞ	laptesi .	aliptai			100003	bik.	18.8	
		41	L	dala	LF	tar.	alet			100007	landa	1 POURESTA	
HASE TREMANAN	_	8	L	dated	LE	5	abi			100002	banji	18.8	
IASE ECERAINE	_	48	L	data	LÞ	lepi	alipsi			100000	betue	2 DISPENDIK	
		án	L	didi .	LE	h .	atta			10000	betuer	12 30505	
		424	L	de:	LF	th .	abh			10000	bear	1 DISPENDIK	
		#54z	L	án;	LE	pk .	apá:			10003	bear	1 10505	
		éu –	L	depe	LÞ	pma	apma			100000	beias	1 DSPENDUR	
		áni	L	éep	LE	pr	noith			100003	benh	28,8	
		ás:	L	datar	LÞ	pe-spe	AQR-AQR			10000	3m	8 3 4 505	
		e .	L	és:	LF	per .	spr.			10000	*	2 10505	
	-	ė.	L	éte:	L B	erá -	sprta			1000000	9003	6 FLAN	
DIBAS PEHERIMA MANUAL		da .	L	di	L is	ef.	speri			10000	box	2169B0K	
		atbi	L	éńsi	L b	proj.	ngang -			Dibologi	i bit	4 DINES	
		ani:	L	éôre:	L	pete	spite			₫.			-
	RUR	and .	•	ddrini i	ĿĿ		ded .	ы			HAPUS	S KUSAKATA	

Gambar. 3 Aplikasi Text Mining

Proses berikutnya adalah melakukan perhitungan probabilitas naïve bayes dengan menggunakan persamaan rumus (4) dan (5).

Dari situ kemudian dapat menentukan hasil akhir kelas Keluhan\_Masyarakat, menggunakan rumus dibawah ini.

 $v_{MAP} = \frac{\arg \max}{v \ j \ e \ v} \prod_{i=1}^{n} (Px_i | V_j) P(v_j))$ (8)

Berikut ini akan ditampilkan contoh aplikasi hasil akhir perhitungan.

NAMA.	YUI I						. MADER	A NORE	A,	LIST (YES	UST (M	1
	1011		-	IDARS	ALIAS DOMS		300	HALLER	•	<b>LEIKET</b>	· DUNAT	Ì
			1 REGULAI INU		DRU	0.0012876	źa.	ża –	E			1
ALANAT	PROB		2 PERUSAHAAN DA	BURK ALS YOUR	PCAN	6.0138076	24	tien .	Ľ	4	100	I
			3 PERHLBUNGAN		DISHLE	0.00:1235	封	20	L	6	-	1
PENGADUAN NA	ISHARAMAT		4 50534		DONSOS	0.0011766	\$	60	L	6151	atitian	l
and all all and	leoor pipe odem di iin kih hearr percoord	*	S KEEEHATAN		10KE	0.0012948		17	L	**	achiete	I
boor sudeh min	ggi belun di perbeiki kaleu tembeh lema		6 PERUSAHAAN LIS		PUI	0.0011859	1271	5253	L	ésé	đ	I
takut bergkak ke Iamuti dari kuli d	arugiannya mbak tolong segera ditindak. E-ombolecera		-	DAN CATATAN SIFIL	DISPENDIX CAPIL	0.0011573	s:t	sch	L	étété	atu	l
			8 PENCEDIAN		DISPORTX	0.001107	-	1986	L	68	epi.	l
			9 SACAN LINGKUN		8.9	0.0012294	xiê	add	L	ti -	19	l
		ШB	IO POLISI RESORT (	094	ROURESTIA	0.0011811	sister	adapteri	l.	dates	spatus	l
		. 0	NTAR PROBABILIT	145				<b>KUSAKA</b> T	A	KOSA6	ATA KAMIS DO	46
		0	ASS / KEYNORD	DPU	FDAM	019	18 -		٦	NUM	<b>ELLA ALLAS</b>	1
HASIL TEKENA		8		0.30425	0.3334	73	0.0157	<u>34</u>	1	á:	18,8	1
	r pipszden dijihi hinavar pergorg boco subhi I kalaviteti iene tet ut tempi al migriteti betw	* ø	r	0.00428	0.0043	54	0.0137	ple	1	ár -	7 FDAM	I
regevinski lenit	te pi óptnigt	8	b d	0.00425	0.0043	54	0.8137	kes (	1	ajar	4 054940	1
		21	en 🛛	0.0425	0.0043	54	0.0137			áta -	5 DISPEND	1
		31	é .	0.0425	0.0042	54	6812			3131	3 POLRESTI	
		4		0.01287	0.0043	84	0.007 -			arah	1 POLREST	1
		¢	_				2			arah	2 0/94/8	I
		Цē	LAL PROBABILITAN	•		-	_			apai	2 DRU	1
		H					÷			ssh	1 D00505	I
			1 P ( DPU   boor )			400 400	11			bk .	180	I
				- LUD4292						berder	1 POLREST	1
			2 P(DPU pdam)	1.00.000							18#	
	IA HASE IMINE BAYES		3 P ( DPU   pipa )			4212				berjir		-
DOING PERERON POAM	IA HASE INVE BAYES	E	3 P ( DPU   pipa ) + 4 P ( PDAM   boom	) + 0.025289	0.02	3339				bertuen	105900	1
PDAM	( )		3 P ( DPU   pipa ) + 4 P ( PDAH   bocor 5 P ( PDAH   pdan	) + 0.025099 ) + 0.027096	112	308 786					2 DISPEND 12 DINSOS	1
	1. MOE 201113 CH04		3 P ( DPU   pipa ) + 4 P ( PDAM   boom	) = 0.025099 ) = 0.027066 = 0.020521	0.12	3339				bertuen	105900	1

Gambar 4. Aplikasi Perhitungan

Berikut ini adalah salah satu contoh bentuk uji coba untuk membuktikan teks mining klasifikasi keluhan masyarakat dengan menggunakan algoritma NB.

#### **Contoh Testing Keluhan Masyarakat :**

Perumahan sti gelisah masalah lampu padam hampir tiap malam ada apa PLN ? Token

perumahan // sti // gelisah // masalah // lampu // padam // hampir // tiap // malam // ada // apa // pln

Hasil Stemming - Stop Word

gelisah (1), padam (1), pln (1)

Selanjutnya diambil perhitungan nilai probabilitas yang sesuai dengan keyword yang termasuk pada contoh tersebut. Nilai probabilitas keyword yang sesuai. Dan kemudian dilakukan perhitungan klasifikasi dengan yang hasilnya dijabarkan pada table berikut ini :

Tabel 1. Hasil perhitungan klasifikasi

Kelas	pin	padam	P(Ci)	VMAP
DPU	0.00446	0.00446	0.1	0.000001992985
PDAM	0.00412	0.00412	0.1	0.000001693509
DISHUB	0.00382	0.00382	0.1	0.000001456792
DINSOS	0.00388	0.00388	0.1	0.000001502314
DINKES	0.00403	0.00403	0.1	0.000001625911
PLN	0.03543	0.01574	0.1	0.000055800112
CAPIL	0.00376	0.00376	0.1	0.000001413308
DISPENDIK	0.00364	0.00364	0.1	0.000001322314
BLH	0.00411	0.01646	0.1	0.000006774035
POLISI	0.00386	0.00386	0.1	0.000001490735

Karena P("PLN"]"KeluhanMasyarakat") mempunyai nilai yang lebih besar dibandingkan dengan 9 (sembilan) kelas lainnya antara lain : P("DPU"]"KeluhanMasyarakat"), P("DISHUB"]"KeluhanMasyarakat"), P("DINKES"]"KeluhanMasyarakat"), P("PDAM"]"KeluhanMasyarakat"), P("CAPIL"]"KeluhanMasyarakat"), P("DISDIK"]"KeluhanMasyarakat"), P("BLH"]"KeluhanMasyarakat"), P("POLISI"]"KeluhanMasyarakat") Sehingga hasil data training pada tabel. 1 masuk pada kelas PLN.

### Berikut ini segmen program Menghitung Naïve Bayes.

```
1 : baris = 0
2 :
     VSNB.Clear
     For kolom = 1 To GridNB.Cols -
3 :
4 :
     nilaiawal = 0
5:
     nilaiakhir = 1
     For j = 1 To GridNB.rows - 1
6 :
7 :
    For i = 1 To VSDocMuncul.rows -
    If VSDocMuncul.TextMatrix(i, 1)
8 :
     = GridNB.TextMatrix(j, 0) Then
9 : baris = baris + 1
10 : VSNB.rows = baris + 1
11 : VSNB.TextMatrix(baris, 0) =
     baris
12 : VSNB.TextMatrix(baris, 1) = "P
     ( " & GridNB.TextMatrix(0,
     kolom) & " | " &
     GridNB.TextMatrix(j, 0) & " ) =
     " & GridNB.TextMatrix(j, kolom)
     s ""
 13 : VSNB.TextMatrix(baris, 2) =
     GridNB.TextMatrix(j, kolom)
     'hasil
 14 : VSNB.TextMatrix(baris, 3) =
     GridNB.TextMatrix(0, kolom)
     'dinas
 15 : VSNB.TextMatrix(baris, 4) =
     GridNB.TextMatrix(j, 0)
     'keyword
 16 : nilaiawal
     CDbl(GridNB.TextMatrix(j,
     kolom))
 17 : nilaiakhir = nilaiakhir *
     nilaiawal
18 : End If
19 : Next i
 20 : Next j
21 : nilaiawal = GridDinas.rows - 1
22 : For i = 1 To GridDinas.rows - 1
23 : If GridDinas.TextMatrix(i, 2) =
     GridNB.TextMatrix(0, kolom)
     Then
24 : nilaiakhir = (1 / nilaiawal) *
     nilaiakhir '( 1/totaldinas) '
     nilai probabilitas per kosakata
25 : GridDinas.TextMatrix(i, 9) =
     CDbl(Format(nilaiakhir,
     "##.########"))
26 : End If
```

27 : Next i

```
28 : Next kolom
29 : nilaiawal =
     GridDinas.TextMatrix(1, 9)
      catch nilai dinas pertama
30 : nilaiakhir = GridDinas.rows - 1
     'catch maksimal indeks grid
     dinas
31 : For i = 1 To GridDinas.rows - 1
32 : If nilaiawal =
     Val(GridDinas.TextMatrix(i, 9))
     Then
33 : kalimat =
     GridDinas.TextMatrix(i, 2)
34 : xkddinas =
     GridDinas.TextMatrix(i, 8)
35 : ElseIf
     Val(GridDinas.TextMatrix(i, 9))
     > nilaiawal Then
36 : nilaiawal =
     Val(GridDinas.TextMatrix(i, 9))
37 : kalimat =
     GridDinas.TextMatrix(i, 2)
38 : xkddinas =
     GridDinas.TextMatrix(i, 8)
```

39 : End If

#### 40: Next i

#### 5. KESIMPULAN

Dari hasil uji coba pada penelitian ini maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut :

Hasil Klasifikasi yang diperoleh dalam penelitian ini mendapatkan hasil yang baik. Uji coba yang pertama dilakukannya uji klasifikasi dengan menggunakan semua proses sampai tahap analyzing data mendapatkan hasil nilai rata-rata akurasi sebesar 95 %.

Hasil terbaik yang diberikan selama uji coba pada penelitian ini adalah melakukan klasifikasi terhadap keluhan masyarakat, dimana data yang dipakai bersumber dari telepon, dan sms.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Annur, Haditsah. (2018). Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naïve Bayes. ILKOM Jurnal Ilmiah. Vol.10 No.02. ISSN 2548-7779
- Albert, J. (2009). Bayesian Computation with R, Springer NY.

- Devita, R.N, Herwanto, H.W., Wibawa A.P. (2018). Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Artikel Berbahasa Indonesia. JTIIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer) Vol.05 No.04. ISSN 2528-6579
- Fadillah, AP, Hardiyana, Bela. (2018). Penerapan Naïve Bayes Cllasifier untuk Pemilihan Konsentrasi Mata Kuliah. JATI (Jurnal Teknologi dan Informasi). Vol.08 No.02. ISSN 2655-6839
- Han, J., and Kamber M. (2000). Data Mining, Concept and Techniques, New York, NY : Mogan Kaufman
- Kim. J. and Thoma GR. (2008). Extracting Bibliographic Information from Biomedical Online Articles, International Conference On Data Mining. Las Vegas, Nevada, USA.
- Niloy, NH., Mai, Navid, (2018). Naïve Bayes Classifier and Classification Trees for the Predictive Accuracy of Probability of Default Credit Card Clients. American Journal of Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.03 Issue 1.
- Rivki, M.and Bachtiar, A.M., (2017). Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Pengklasifikasian Follower Twitter Menggunakan Bahasa Indonesia. Jurnal Sistem Informasi, 13(1).
- Suyanto, Dr. (2019). Data Mining untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data (Edisi Revisi). Informatika Bandung.
- Triawati Candra. (2009). Metode Pembobotan Statistical Concept Based untuk Klastering dan Kategorisasi Dokumen Berbahasa Indonesia. SNATI STT Telkom: Bandung.

## 868-Article\_Text-1297-1-10-20201109\_2.pdf

ORIGIN	ALITY REPORT		
1 SIMIL	8% 0% INTERNET SOUR	CES PUBLICATIONS	<b>18%</b> STUDENT PAPERS
PRIMA	Y SOURCES		
1	Submitted to Univer Student Paper	rsitas Tidar	3%
2	Submitted to Forum Tinggi Indonesia Jav Student Paper	· · · · ·	rguruan 2%
3	Submitted to Univer Student Paper	rsitas Amikom	2%
4	Submitted to Univer Student Paper	rsitas Mercu Buan	a <b>1</b> %
5	Submitted to Univer Student Paper	rsitas Indonesia	1 %
6	Submitted to Institu Student Paper	ıt Pertanian Bogor	1 %
7	Submitted to UPN V Student Paper	eteran Yogyakarta	<b>1</b> %
8	Submitted to LL DIK Part IV Student Paper	TI IX Turnitin Con	sortium 1%
		N.1	

		1%
10	Submitted to Universitas Mulawarman Student Paper	1%
11	Submitted to Universitas Jember Student Paper	1%
12	Submitted to Universitas Nahdlatul Ulama Surabaya Student Paper	1%
13	Submitted to Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Student Paper	1%
14	Submitted to Universitas Bina Sarana Informatika Student Paper	<1%
15	Submitted to Universitas Jenderal Achmad Yani Student Paper	<1%
16	Submitted to Universitas Merdeka Malang Student Paper	<1%
17	Submitted to Universitas Kristen Satya Wacana Student Paper	<1%
18	Submitted to Universitas Sebelas Maret Student Paper	<1 %

Exclude quotes	Off	Exclude matches
Exclude bibliography	On	

Off