



Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter

Yuyun¹, Nurul Hidayah², Supriadi Sahibu³

^{1,2,3}Magister Sistem Komputer, STMIK Handayani Makassar

*¹yuyunwabula@handayani.ac.id, ²nurul.hyh@gmail.com, ³supriadi@handayani.ac.id

Abstract

Currently, the spread of information Covid-19 is spreading rapidly. Not only through electronic media, but this information is also disseminated by user posts on social media. Due to the user text posted is varies greatly, it's needs a special approach to classify these types of posts. This research aims to classify the public sentiment towards the handling of COVID-19. The data from this study were obtained from the social media application i.e., Twitter. This study uses a derivative of the Naïve Bayes algorithm, namely Multinomial Nave Bayes to optimize the classification results. Three class labels are used to classify public sentiment namely positive, negative, and neutral sentiments. The stage starts with text preprocessing; cleaning, case folding, tokenization, filtering and stemming. Then proceed with weighting using the TF-IDF approach. To evaluate the classification results, data is tested using confusion matrix by testing accuracy, precision, and recall. From the test results, it is found that the weighted average for precision, recall and accuracy is 74%. Research shows that the accuracy of the proposed method has fair classification levels.

Keywords: opinion, sentiment, twitter, covid-19, multinomial naïve bayes

Abstrak

Saat ini penyebaran informasi Covid-19 tersebar dengan cepat. Tidak hanya melalui media elektronik, informasi ini juga disebarluaskan melalui postingan user pada media sosial. Karena text postingan masyarakat sangat bervariasi, sehingga perlu pendekatan khusus untuk mengklasifikasi jenis postingan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi sentimen masyarakat terhadap penanganan covid-19. Dalam penelitian ini sebanyak 2000 dataset text posting user dianalisis yang bersumber dari aplikasi media sosial Twitter. Penelitian ini menggunakan turunan dari algoritma Naïve Bayes yaitu Multinomial Naïve Bayes untuk mengoptimalkan hasil klasifikasi. Tiga label kelas yang digunakan untuk mengklasifikasi sentimen masyarakat yaitu sentimen positif, negative dan netral. Tahapannya dimulai dengan text preprocessing; cleaning, case folding, tokenisasi, filtering dan stemming. Kemudian dilanjutkan dengan pembobotan menggunakan pendekatan TF-IDF. Untuk mengevaluasi hasil klasifikasi, data diuji menggunakan confusion matrix dengan menguji akurasi, precision dan recall. Dari hasil pengujian diperoleh bahwa weighted average untuk precision, recall dan akurasi sebesar 74%. Penelitian menunjukkan bahwa akurasi metode yang diusulkan Ini memiliki tingkatan cukup baik..

Kata kunci: opini, sentiment, twitter, covid-19, multinomial naïve bayes

1. Pendahuluan

Saat ini pandemic Covid-19 telah menjadi masalah internasional. Di Indonesia, berbagai upaya dilakukan pemerintah dalam penanganan pandemi ini, di antaranya melalui keputusan presiden tentang Gugus Tugas Percepatan Penanganan Covid-19, Pemberlakuan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) hingga penetapan bencana non-alam. Namun, dalam pelaksanaannya, penanganan Covid-19 masih mengalami berbagai kendala seperti birokrasi, ketidakpatuhan sebagian masyarakat terhadap protokol kesehatan[1]

sehingga berakibat untuk menekan angka pasien covid-19 [2].

Situs media sosial Kementerian Kesehatan dan Badan Nasional Penanggulangan Bencana melaporkan bahwa perkembangan kasus positif Covid-19 hingga pertengahan Juli 2020 telah mencapai 78.572 orang, dengan peningkatan 1.591 orang dalam 24 jam. Sementara itu pasien sembuh mencapai 37.636 dengan peningkatan 947 orang dalam sehari [3]. Akibat peningkatan ini memicu polemik melalui sentimen masyarakat yang disampaikan melalui media sosial masing-masing. Komentar masyarakat berupa kritik dan

saran, serta cuitan secara terus menerus kepada pemerintah kerap dilontarkan melalui akun masing-masing pengguna.

Opini melalui twitter dan komentar inilah yang dapat dimanfaatkan untuk melihat sentimen masyarakat terhadap kinerja pemerintah dalam penanganan covid-19 di Indonesia. Adapun opini-opini tersebut dapat diklasifikasikan secara positif, negatif maupun netral dengan pendekatan *text mining*. Pendekatan dengan *Text mining* dapat memberikan solusi dari permasalahan seperti pemrosesan, pengorganisasian/ pengelompokkan dan analisis *unstructured data* dalam jumlah besar[4]. Dalam kasus ini, text postingan yang diolah bersumber dari aplikasi media social Twitter, seperti yang ditampilkan pada gambar 1.

	A	B	C	D	E
1	creat_id		id_str	text	entities/u
2	Mon	130817529890	13081752	RT @tempodotco: Pemerintah berupaya mengubah	tempodotc
3	Mon	130817527575	13081752	@Reiza_Patters @idntimes Ayo kk pembina buka ke	Reiza_Pat
4	Mon	130817525148	13081752	RT @ChristWamea: DPD RI: Pilkada 2020 Harus Diti	ChristWar
5	Mon	130817522213	13081752	RT @AchsarulQosasi: Pemerintah Jawa Timur mesti	AchsarulQ
6	Mon	130817516135	13081751	RT @hazwanmohamad: 8. Saya mendesak agar pih	hazwanm
7	Mon	130817512315	13081751	RT @fullmoonfolks: Terharu liat pemerintah mau	fullmoonf
8	Mon	130817509771	13081750	RT @BBCIndonesia: Covid-19: Jumlah tes masih	BBCIndon
9	Mon	130817509382	13081750	RT @HaedarNs: Selebihnya terserah pemerintah,	HaedarNs
10	Mon	130817509291	13081750	RT @FGhurobaa: Siapapun yg mengkritik pemerinta	FGhuroba
11	Mon	130817506861	13081750	RT @tempodotco: Pemerintah berupaya mengubah	tempodotc
12	Mon	130817499464	13081749	RT @PEDOMAN_id: DPR dan Pemerintah Sepakat Pe	PEDOMAN
13	Mon	130817493030	13081749	RT @muhammadiyah: Sudah lebih dari enam bulan	muhamme
14	Mon	130817486095	13081748	RT @tempodotco: Pemerintah berupaya mengubah	tempodotc
15	Mon	130817484606	13081748	RT @tempodotco: Pemerintah berupaya mengubah	tempodotc
16	Mon	130817483919	13081748	RT @BBCIndonesia: Covid-19: Jumlah tes masih	BBCIndon
17	Mon	130817483030	13081748	RT @pln_123: Electrizen tahu dong, selama masa	pln_123
18	Mon	130817475620	13081747	RT @detikfinance: Menteri Perdagangan (Mendag)	detikfinan
19	Mon	130817470739	13081747	RT @tempodotco: Pemerintah berupaya mengubah	tempodotc
20	Mon	130817469619	13081746	RT @PratmaIlia1: Penambahan penderita Covid	PratmaIl

Gambar 1. Data hasil Crawling dari Twitter API

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen publik menggunakan data sosial media Twitter. Misalnya, penelitian [5] analisis sentimen wacana pindah ibu kota, tempat wisata [6], ujaran kebencian [7], komisi pemilihan umum [8], dan ekspedisi barang [9]. Secara spesifik studi untuk menangkap sentiment masyarakat terhadap pandemic covid-19 misalnya [10] yang mendemonstrasikan Twitter data untuk menganalisis informasi covid-19. Lebih spesifik, penelitian ini menganalisis istilah yang masyarakat gunakan selama pandemic. Mereka menemukan bahwa kata “PSBB”, “new normal”, “karantina”, and “juru bicara Dr. Reisa” adalah lima kata yang mendominasi. Demikian pula penelitian [11] membagi text opini public menjadi tiga kategori yaitu sedih, senang, atau panik untuk mengekspresikan perasaan masyarakat terhadap keadaan saat ini. Kemudian penelitian [12] mengusulkan pendekatan web scraping untuk menganalisis dampak dari covid-19 dan menghasilkan presentase 79% negative, 11% netral dan 10% positif terhadap opini masyarakat. Sementara itu [13] mengusulkan metode *Lexicon* untuk menganalisis *sentiment* emosional public. Mereka mengungkap tujuh

topik kata yang paling sering dibicarakan masyarakat yaitu amarah, ketakutan, jijik, kesedihan, kejutan, kegembiraan, dan kepercayaan.

Dalam pendekatan lain, beberapa studi fokus pada performa algoritma text mining dalam mengklasifikasi sentiment masyarakat misalnya[14] mengusulkan metode SVM, PSO, dan N-Gram dalam mengklasifikasi *sentiment public* terhadap penanggana covid oleh WHO. Mereka menemukan bahwa kombinasi ketiga metode tersebut megasilkan performa yang baik dengan Akurasi 0,75, Presisi 0,71, Recall 0,83, dan AUC 0,84. Demikian pula dengan penelitian [15] mengusulkan pendekatan machine learning dengan membandingkan tiga metode yaitu *Naïve Bayes*, SVM, dan K-NN untuk menganalisis *sentiment public* terhadap presiden dimasa pandemic. Penulis menemukan bahwa metode SVM adalah yang terbaik dengan akurasi 84, 58. Sementara itu penelitian [16] mengusulkan metode Topic Modeling untuk menganalisis sentiment masyarakat. Metode tersebut menghasilkan Tiga topik dominan yaitu protocol Kesehatan, jaga jarak, dan Kesehatan. Terakhir penelitian [17] mengusulkan metode *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) dengan membandingkan tiga metode *machine learning* yaitu *logistic regression* (LR), *support vector machines* (SVM), and *long-short term memory* (LSTM). Mereka menyimpulkan bahwa Model BERT menghasilkan akurasi 89%, dan tiga model lainnya menghasilkan 75%, 74.75%, dan 65%.

Namun demikian penenelitin terdahulu focus pada istilah yang masyarakat gunakan terkait dengan covid-19 seperti bagaimana emosional masyarakat, dan bagaimana dampak yang ditimbulkan. Dalam penelitian ini fokus kami adalah bagaimana respon masyarakat terhadap pemerintah dalam penanganan covid di Indonesia. Dalam mengklasifikasikan sentimen public, kami membagi label kelas dalam 3 kategori yaitu Negatif, Positif dan Netral dengan mengusulkan algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB). Metode ini dipilih karena dapat melakukan komputasi yang cepat dalam mengklasifikasikan dokumen teks serta dapat menyelesaikan permasalahan yang *multiple class* [18]. Sementara itu, pemanfaatan data Twitter karena kemudahan dalam akses data melalui vasilitas API. Selain itu Data yang hasilkan dari parsing Tweet API dapat menampilkan informasi secara realtime seperti jam, hari, lokasi postingan dan apa yang mereka bicarakan melalui postingan text [19][20].

2. Metode Penelitian

2.1. Alur sistem

Agar klasifikasi dokumen text lebih terarah, kami membagi Penelitian ini dalam lima tahapan yaitu; tahap pertama mengumpulkan data melalui fasilitas twitter API yang disediakan oleh twitter. Pengambilan data ini

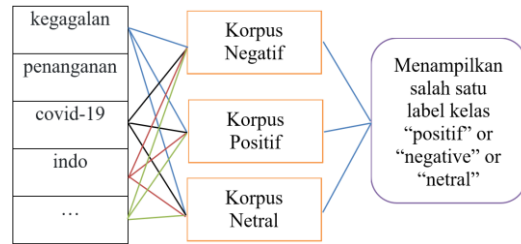
menggunakan pemrograman *Python*. Tahap kedua adalah *text processing*, yaitu tahapan mempersiapkan dokumen teks yang tidak terstruktur menjadi data terstruktur yang siap digunakan untuk proses selanjutnya. Tahapan ini terdiri dari *Cleansing*, *tokenizing*, *Case Folding*, *Filtering* dan *Stemming*. Tahapa ke Tiga yaitu pembobotan TF-IDF untuk memberi bobot masing-masing kata dalam dokumen. Selanjutnya tahap ke Empat adalah tahapan klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes untuk melihat sentimen Negatif, Positif dan Netral. Dan tahap terakhir adalah pengujian data testing klasifikasi menggunakan *confusion* matriks.

2.2 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Twitter API. Data yang di *crawling* adalah postingan masyarakat yang mengandung kata covid-19. Periode *crawling* data yaitu antara 25 Agustus - 24 November 2020. Dalam penelitian ini sebanyak 2000 *tweet* sebagai data set sebagai bahan analisis, di mana 1400 *tweets* digunakan sebagai data *training* dan 600 *tweet* lainnya dijadikan sebagai data *testing*. Kami menggunakan data yang cukup seimbang untuk mendapatkan akurasi yang baik. Karena dengan kedekatan dan keseimbangan data, akan mempengaruhi hasil klasifikasi, baik itu yang jumlah kelasnya kecil maupun dengan jumlah kelas yang banyak [21][22]. Tabel 3.1 berikut ini menampilkan contoh labeling kategori text postingan twitter.

2.3 Korpus Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan korpus untuk mengklasifikasi text postingan yang mengandung label kelas positif, netral dan negative. Penentuan masing-masing label kelas basis data korpus seperti yang ditampilkan pada Table 1. Dimana basis data ini berfungsi untuk mencocokkan kata dalam text dengan korpus. Sehingga dengan demikian, jika ditemukan ada kata dalam text yang terdapat dalam korpus data maka label kelasnya ditampilkan. Misalnya pada kalimat “Kegagalan penanganan Covid-19 di Indo ini (termasuk PSBB) salah satunya krn tidak ada tindakan tegas pemerintah”. Maka untuk menentukan label kalimat diatas apakah positif, netral dan negatif maka kalimat diatas dirubah dalam bentuk kata. Bentuknya adalah sebagai berikut: “kegagalan” “penanganan” “Covid-19” “Indo” “termasuk” “pspb” “salah” “satunya” “tidak” “ada” “tindakan” “tegas” “pemerintah”. Langkah berikutnya dengan mencocokkan kata tersebut dengan basis data korpus. Jika salah satu kata tersebut ditemukan dalam korpus negative maka yang ditampilkan adalah label kelas negatif begitu seterusnya. Ilustrasi pelabelan Tiga kelas tersebut seperti pada gambar 2, dan contoh hasil pelabelan kelas ditunjukkan pada Table 2:



Gambar 2. Proses pembentukan label kelas

Tabel 1 Contoh Korpus untuk label negative, netral dan positif

Kelas/ Label	Korpus Data
Negatif	Gagal, remeh, morat-marit, kasus, meninggal, singgung, ribut, sakit, murtad, aib, mati, sedih, mogok, derita, ngeri, kurang, salah, wabah, buruk, kritik, musuh, bingung, egois, telat, virus, eyel, sengsara, ugal, lalai, bahaya, ngotot, golput, uring, kesal, pusing, bebal, abai, enggan, bobrok ...
Netral	Butuh, kerjasama, mari, bagi, semoga, sepatat, kata, menerapkan, berlangsung, tampil, muncul, harus, ditujukan, temuan, deteksi, intropeksi, minta, ditujukan, standar, rencana, melakukan, sudah, suruh, bersama, agar, biasa, juga, evaluasi, arahan, penyuluhan, mohon, harap, wajib, akan, dorong, info, informasi, target, sapa, mengingatkan ...
Positif	Berkah, bahagia, puji, syukur, sembuh, benar, kendali, kerjakeras, berhasil, maju, disiplin, bisa, sehat, bangkit, sayang, aman, ikut, upaya, kuat, strategis, antisipasi, bersih, patuh, prioritas, alhamdulillah, mudah, bebas, tahan, lancar, kreatif, kembang, cepat, usaha, seimbang ...

Tabel 2. Pelabelan terhadap kelas Negatif, Netral dan Positif

id	Teks Postingan	Label
1	RT @NewsMuslimah: MuslimahNews – Benar, sikap pemerintah terlihat abai. Hal itu terkonfirmasi saat pemerintah enggan melakukan lockdown	Negatif
2	Setuju. Kegagalan penanganan Covid-19 di Indo ini (termasuk PSBB) salah satunya krn tidak ada tindakan tegas pemerintah	Negatif
3	Ya gimana ya, dari awal pemerintahnya udah anggap enteng. Ngegampangin covid. Ya udah makin double aja kasusnya... https://t.co/YIZ3ybAwFo	Negatif
4	Tetap Waspada, 70-90 Persen Pasien Covid-19 di Indonesia Tanpa Gejala #timesindonesia... https://t.co/NvtzT2HYSI	Netral
5	Siapaun bisa kena COVID19, tua,muda, anak-anak sekalipun, laki-laki ,perempuan, di kota maupun di desa. https://t.co/PQN5Br35Ps	Netral
6	@TvOne_News @younaprill @Naunaaty semoga tenaga medis Indonesia mampu bertahan di pandemi seperti ini. https://t.co/jL4RKHrpOo	Netral
7	Seluruh Polri di himbau untuk selalu menjalankan gerakan 3M (memakai masker, menjaga jarak, dan mencuci tangan) https://t.co/P2p36bAepG	Netral
8	RT @Obikumia1: Apresiasi disampaikan pemerintah pusat pada Jawa Barat dalam keberhasilan penanganan Covid. #pplhiupdate #jabarjuara	Positif
9	RT @RadioElshinta: Satgas COVID-19: Kasus kesembuhan di Indonesia lebih tinggi dari rata-rata dunia https://t.co/UJrES5Wod2 https://t.co/En...	Positif
10	Saya patuh anjuran pemerintah Pak "DI RUMAH AJA"	Positif

2.4 Multinomial Naïve Bayes

Algoritma Multinomial Naive Bayes merupakan salah satu metode pembelajaran probabilistik didasarkan pada teorema Bayes yang digunakan dalam Natural Language Processing (NLP). Algoritma ini bekerja pada konsep *term frequency* yang berarti berapa kali kata tersebut muncul dalam sebuah dokumen. Model ini menjelaskan dua fakta yaitu apakah kata tersebut muncul dalam sebuah dokumen atau tidak serta frekuensinya kemunculan dalam dokumen. *Multinomial Naïve Bayes* dapat diformulasikan sebagai berikut [23], rumus 1.

$$P(p|n) \propto P(p) \prod_{1 \leq k \leq n} P(t_k|p) \quad (1)$$

dimana $P(t_k|p)$: probabilitas munculnya dokumen text (t_k), n adalah jumlah dokumen dan p adalah polaritas. Kemudian untuk menghitung polaritasnya atau dokumen yang mempunyai kemiripan dirumuskan sebagai berikut, rumus 2.

$$P(t_k|p) = \frac{\text{count}(t_k|p)+1}{\text{count}(t_p)+|V|} \quad (2)$$

Dimana $(t_k|p)$ adalah jumlah t_k muncul di dokumen text yang memiliki polaritas p dan jumlah (t_p) berarti jumlah token yang ada di artikel berita dengan polaritas p .

2.5 Validasi Model

Dalam melakukan pengujian terhadap datah latih, perlu dilakukan evaluasi terhadap hasil prediksi. Dalam makalah ini, kami menggunakan *Confusion Matriks* untuk menguji hasil testing dengan memperhatikan akurasi, presisi, dan *recall*. Untuk menghitung akurasi pada *confusion matriks* menggunakan persamaan 3 [24].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

TP; *true positive*, FN; *false negative*, dan FP: *false positive* and TN; *true negative*

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Text Preprocessing

Data yang diperoleh dari hasil crawling masih berbentuk data mentah. Melalui *text preprocessing*, data-data tersebut perlu ditransformasi ke format yang dapat dimengerti. Berikut adalah tahapan dalam *preprocessing* data: Tahapan pertama yaitu *Case Folding*, Teknik ini mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Hanya huruf 'a' sampai dengan 'z' yang diterima. Berikut ini beberapa data hasil dari *Case Folding* yaitu menjadikan kata yang berhuruf kapital menjadi huruf kecil. Dalam penelitian ini kami mengambil sampel sebagai berikut, tabel 3.

Ketiga adalah *Filtering* dan *Cleansing* yaitu proses membersihkan tweets dari kata yang tidak diperlukan

untuk mengurangi *noise*. Kata yang dihilangkan bisa berupa karakter HTML, katakunci, *hashtag*, *username*, *url*, dan email. Kemudian untuk tahap *Filtering* adalah tahap mengambil kata-kata penting dari hasil token. *Stoplist/ stopword* adalah kata-kata yang tidak deksriptif yang dapat dibuang dalam pendekatan *bag-of-words*.

Tabel 3. Tabel case folding

Sebelum case folding	Setelah case Folding
Setuju. Kegagalan penanganan Covid-19 di Indo ini (termasuk PSBB) salah satunya krn tidak ada tindakan tegas	Setuju. kegagalan penanganan covid-19 di indo ini (termasuk pspb) salah satunya krn tidak ada tindakan tegas

Kedua tahap *Tokenizing* yaitu proses pemotongan string input berdasarkan tiap kata yang menyusunnya. Atau dengan kata lain adalah proses untuk membagi teks yang berasal dari kalimat atau paragraf menjadi bagian-bagian tertentu. Berikut adalah contoh beberapa hasil dari tokenisasi yang dilakukan pada data teks:

Tabel 4. Tabel tokenisasi

Sebelum tokenisasi	Setelah tokenisasi
Setuju. Kegagalan penanganan Covid-19 di Indo ini (termasuk PSBB) salah satunya krn tidak ada tindakan tegas	Setuju. kegagalan penanganan covid-19 di indo ini (termasuk pspb) salah satunya krn tidak ada tindakan tegas

Tahap ke Empat *Stemming* adalah tahap mencari root kata dari tiap kata hasil *Filtering*. Pada tahap ini dilakukan proses pengembalian berbagai bentukan kata ke dalam makna dasar. Penggunaan metode *stemming* dibandingkan dengan metode lain karena pendekatan ini menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi serta mempunyai tingkat error yang rendah dibandingkan dengan metode lain [25]

3.2. Hasil Klasifikasi Algoritma

Sebelum tahapan klasifikasi algoritma, data-data diolah menggunakan algoritma TF-IDF. TF (*Term Frequency*) adalah frekuensi dari kemunculan sebuah term dalam dokumen yang bersangkutan. Semakin besar jumlah kemunculan suatu term (TF tinggi) dalam dokumen, semakin besar pula bobotnya atau akan memberikan nilai kesesuaian yang semakin besar. Kemudian untuk metode IDF (*Inverse Document Frequency*) sendiri merupakan sebuah perhitungan dari bagaimana term didistribusikan secara luas pada koleksi dokumen yang bersangkutan. IDF menunjukkan hubungan ketersediaan sebuah term dalam seluruh dokumen. Semakin sedikit jumlah dokumen yang mengandung *term* yang dimaksud, maka nilai IDF semakin besar. Berikut adalah contoh perhitungan TF-IDF, di mana rumus dari TF-IDF adalah : rumus 4.

$$W_{ij} = t_{fij} \times \log(D_{df}) + 1 \quad (4)$$

Pada gambar 3. menampilkan hasil Term Frekuensi berdasarkan perhitungan IDF dalam keseluruhan dokumen. Nilai yang dihasilkan pada table 4 menunjukan

bobot masing-masing *term* dokumen. Setelah pembobotan TF-IDF, sistem juga menyediakan kolom test data untuk memasukkan kalimat yang akan diprediksi oleh sistem. Prediksi yang dihasilkan berupa pengkategorisasian negatif, positif atau netral.

Gambar 3. Hasil faktorisasi TF-IDF terhadap data testing

Pada Gambar 4 menampilkan hasil prediksi. Adapun contoh hasil prediksinya adalah “langkah pemerintah sudah sangat baik dan benar cara paling ampuh untuk memerangi pandemi” sebagai kalimat yang mengandung sentimen ‘Positif’.

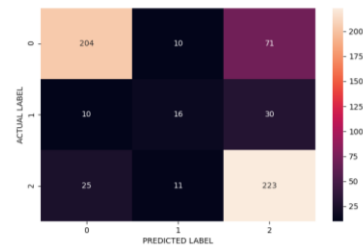
Gambar 4. Hasil prediksi terhadap data testing

3.3. Hasil Pengujian Algoritma Naïve Bayes

Dalam simulasi ini kami melakukan testing terhadap 600 postingan user terkait dengan penanganan covid-19. Dengan algoritma yang diusulkan, kemudian diklasifikasikan postingan ke dalam tiga kelas yaitu kelas Negatif, Positif dan Netral. Untuk mengevaluasi hasil prediksi pendekatan *confusion matrix* digunakan yaitu pengukuran terhadap *precision*, *recall* dan akurasi.

Gambar 5. Pengujian terhadap Akurasi, Precision dan Recall

Dari hasil pengujian algoritma *Multinomial Naïve Bayes* diketahui bahwa performance algoritma memiliki akurasi rata-rata sebesar 74%, *precision* sebesar 74% dan *recall* sebesar 74% dalam memprediksi sentimen terhadap penanganan Covid di Indonesia. Karena pencarian dokumen teks menggunakan query yang berurutan, sehingga hasil pengujian terhadap Tiga parameter diatas bernilai sama. Berikut ini merupakan gambar grafik *confusion matrix* system.



Gambar 6. Tampilan Grafik *Confusion Matrix*

Terdapat tiga kelas yang menjadi output penelitian ini sehingga pengujian dengan *confusion matrix* menggunakan skala 3x3. Pada *confusion matrix* di atas, kelas Negatif di lambangkan dengan angka 0, kelas Netral dilambangkan dengan angka 1 dan kelas Positif dilambangkan dengan angka 2. Berikut ini merupakan perhitungan manual *confusion matrix* untuk menghitung akurasi, *precision* dan *recall*

Tabel 5. Tabel perhitungan manual *confusion matrix*

Actual	Prediksi Positif	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Total Actual
Positif	223	25	11	259
Negatif	71	204	10	285
Netral	30	10	16	56
Total Prediksi	324	239	37	600

Berdasarkan Tabel 5 di atas, pengujian *confusion matrix* dengan skala 3x3 diperoleh nilai TP 223 untuk kelas Positif, 204 TP untuk kelas Negatif dan 16 TP untuk kelas Netral. Di mana TP sendiri adalah jumlah dari sebuah kelas True yang diprediksi. Sedangkan TN adalah jumlah dari sebuah kelas False yang juga diprediksi oleh sistem sebagai kelas False. False Positif adalah kelas True yang salah diprediksi oleh sistem sebagai kelas False, dan terakhir False Negatif adalah kelas False yang salah diprediksi oleh sistem sebagai kelas True. Selanjutnya proses dilanjutkan dengan perhitungan nilai *precision* dengan menguji seberapa

persen ke Tiga kelas tersebut yang benar Negatif, Netral dan Positif dari keseluruhan kelas yang diprediksi? Perhitungan precision menggunakan persamaan 5.

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (5)$$

Sehingga *Weighted Avg Precision* = Jumlah dari Total Actual (6)

$$\text{Kelas / Jumlah Data} * Precision \\ 259/600 * 0,6883 + (285/600 * 0,8536) + \\ (56/600 * 0,4324) = 0,7429$$

Tabel 6. Tabel hasil perhitungan manual precision

Kelas	Proses	Hasil
Class Positif	223/324	0,6883
Class Negatif	204/239	0,8536
Class Netral	16/37	0,4324

Berdasarkan tabel 6 diatas, *precision* ditentukan berdasarkan pembagian antara jumlah prediksi benar dengan total keseluruhan. Hasil yang diperoleh yaitu kelas Positif memiliki *precision* sebesar 0,6883, kelas Negatif sebesar 0,8536 dan *precision* kelas Netral adalah 0,4324. Hal karena hasil olahan kelas netral memiliki temuan data lebih sedikit dibandingkan dengan kelas positif maupun negative sehingga mempengaruhi nilai presisi. Kemudian untuk rata-rata *precision* yang menggunakan *Weighted Average* ditemukan adalah 0,7429 atau dalam persentase 74%.

Kemudian dilanjutkan dengan menghitung recall. Pengujian ini akan menjawab pertanyaan seberapa persen ke Tiga kelas tersebut yang benar negatif, netral dan positif dari keseluruhan kelas yang sebenarnya? Hasil perhitungan *recall* dapat dilihat pada tabel berikut ini.

Tabel 7. Tabel hasil perhitungan manual recall

Kelas	Proses	Hasil
Class Positif	223/259	0,8610
Class Negatif	204/285	0,7158
Class Netral	16/56	0,2857

Sehingga diperoleh

$$Weighted Avg Recall = (259/600 * 0,8610) + \\ (285/600 * 0,7158) + (56/600 * 0,2857) = 0,7383$$

Berdasarkan tabel 7, untuk menghitung *recall* adalah dengan pembagian antara jumlah klasifikasi yang benar dengan total keseluruhan aktual. Sehingga *Recall* kelas Positif memiliki *precision* sebesar 0,8610, kelas Negatif sebesar 0,7158 dan *precision* kelas Netral adalah 0,2857. [1] Kemudian untuk rata-rata dengan *Weighted Average* diperoleh sebesar 0,7383 atau dalam persentase adalah 74%.

Kemudian untuk akurasi adalah menghitung seberapa persen ke Tiga kelas tersebut yang benar Negatif, Netral [3]

dan Positif dari keseluruhan data? Adapun perhitungan manual untuk akurasi adalah

$$Akurasi = Total Correctly Classified / Actual \quad (7) \\ 443/600 = 0,7383$$

Diketahui rumus akurasi adalah total klasifikasi benar dibagi dengan jumlah data aktual, sehingga diperoleh 0,7383 atau dalam persentase adalah 74%. Setelah itu, dihitung nilai AUC yaitu dengan (Rata-rata Recall + Rata-rata Specificity)/2. Sehingga hasilnya adalah: AUC = (0,6208 + 0,8563)/2 = 0,7386

Berdasarkan pengujian terhadap tiga parameter yaitu *precision*, *recall* dan akurasi terhadap Tiga kelas yaitu positif, negative dan netral diperoleh bahwa ukurasi data dipengaruhi oleh data uji. Semakin banyak jumlah data yang di uji maka semakin tinggi tingkat akurasi prediksi. 74% akurasi, 74% *precision* dan 73% *recall* data yang diperoleh menandakan bahwa sekitar 26% data dengan algoritma ini tidak tercover untuk semua jenis kelas. Dengan tingkat kerumitan tinggi pada pengolahan data dalam bentuk text, sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma ini mampu bekerja baik karena dapat membangkitkan dokumen yang relevan terhadap keseluruhan dokumen.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis diatas disimpulkan bahwa sistem dapat melakukan kategorisasi sentimen teks dalam kelas Positif, Negatif dan Netral terhadap kondisi Covid-19. Prediksi yang dilakukan dengan metode *Multinomial Naïve Bayes* mengasilkan akurasi sebesar 74%, *precision* sebesar 74% dan juga *recall* sebesar 74%. Sehingga diperoleh nilai AUC adalah 0,74. Ini menandakan bahwa, algoritma yang diusulkan memiliki tingkatan *fair classification* atau (nilai diagnostik sedang/cukup baik).

Untuk penelitian selanjutnya penggunaan sosial media lain perlu dipertimbangkan. Kemudian, perlu ditambahkan algoritma lain untuk membantu kinerja algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam proses pengklasifikasian sentimen, khususnya karena peneliti melihat bahwa *Multinomial Naïve Bayes* melakukan *learning* per satu kata maka untuk penelitian berikutnya diharapkan algoritma dapat memperhatikan lebih dari satu kata atau bahkan per satu kalimat.

Daftar Rujukan

- [1] D. R. Buana, "Analisis Perilaku Masyarakat Indonesia dalam Menghadapi Pandemi Virus Corona (Covid-19) dan Kiat Menjaga Kesejahteraan Jiwa," *SALAM J. Sos. dan Budaya Syar-i*, vol. 7, no. 3, 2020, doi: 10.15408/sjsbs.v7i3.15082.
- [2] A. Dhita, K. Amrynudin, and R. Katharin, "Birokrasi Dan Kebijakan Percepatan Penanganan Covid-19," *Puslit BKD*, vol. XII, no. 9, pp. 25–30, 2020.
- [3] K. Kesehatan, "Update Perkembangan COVID-19 di Indonesia per tanggal 14 Juli 2020 pukul 12.00 WIB," *Facebook Page Kemeterian Kesehatan*, 2020. .

- [4] F. Nurhuda, S. Widya Sihwi, and A. Doewes, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Calon Presiden Indonesia 2014 berdasarkan Opini dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Teknol. Inf. ITSmart*, vol. 2, no. 2, p. 35, 2016, doi: 10.20961/its.v2i2.630.
- [5] P. Arsi, R. Wahyudi, and R. Waluyo, "Optimasi SVM Berbasis PSO pada Analisis Sentimen Wacana Pindah Ibu Kota Indonesia," *J. RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 231–237, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.2698.
- [6] R. Sistem *et al.*, "Sentimen dan Pemodelan Topik Pariwisata Lombok," *J. RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 1, no. 10, pp. 123–131, 2021.
- [7] Oryza Habibie Rahman, Gunawan Abdillah, and Agus Komarudin, "Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine," *J. RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–23, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2700.
- [8] I. Santoso, W. Gata, and A. B. Paryanti, "Penggunaan Feature Selection di Algoritma Support Vector Machine untuk Sentimen Analisis Komisi Pemilihan Umum," *J. RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 1, no. 10, pp. 5–11, 2019.
- [9] Sharazita Dyah Anggita and Ikmah, "Komparasi Algoritma Klasifikasi Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Ekspedisi Barang," *J. RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 2, pp. 362–369, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i2.1840.
- [10] E. E. Pratama and R. L. Atmi, "A Text Mining Implementation Based on Twitter Data to," *J. Comput. Soc.*, vol. 1, no. 1, pp. 91–100, 2020.
- [11] A. K. Fauziyyah, "Analisis Sentimen Pandemi Covid19 Pada Streaming Twitter Dengan Text Mining Python," *J. Ilm. SINUS*, vol. 18, no. 2, p. 31, 2020, doi: 10.30646/sinus.v18i2.491.
- [12] Robi Kurniawan and A. Aulia, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Virus Corona Berdasarkan Opini Dari Twitter Berbasis Web Scraper," *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, vol. 5, no. 1, p. 67, 2020, doi: 10.24252/instek.v5i1.13686.
- [13] Aribowo Agus Sasmito and S. Khomsah, "Implementation Of Text Mining For Emotion Detection Using The Lexicon Method (Case Study: Tweets About Covid-19)," *Telematika*, vol. 18, no. 1, p. 49, 2021, doi: 10.31315/telematika.v18i1.4341.
- [14] D. Y. L. Noor Hafidz, "Klasifikasi Sentimen pada Twitter Terhadap WHO Terkait Covid-19 Menggunakan SVM, N-Gram, PSO," vol. 1, no. 10, pp. 3–4, 2021.
- [15] S. Hikmawan, A. Pardamean, and S. N. Khasanah, "Sentimen Analisis Publik Terhadap Joko Widodo terhadap wabah Covid-19 menggunakan Metode Machine Learning," *J. Kaji. Ilm.*, vol. 20, no. 2, pp. 167–176, 2020, doi: 10.31599/jki.v20i2.117.
- C. Prianto and N. H. Harani, "Sentiment Analysis of Covid-19 As A Social Media Pandemic," vol. 4, no. 36, pp. 509–517, 2020.
- N. Chintalapudi, G. Battineni, and F. Amenta, "Sentimental Analysis of COVID-19 Tweets Using Deep Learning Models," *Infect. Dis. Rep.*, vol. 13, no. 2, pp. 329–339, 2021, doi: 10.3390/idr13020032.
- P. Studi, T. Informatika, F. I. Komputer, and U. B. Jaya, "Perbandingan Kinerja Variasi Naive Bayes Multivariate Bernoulli dan Naive Bayes Multinomial dalam Pengklasifikasian," vol. 2, pp. 108–125, 2020.
- Yuyun, F. A. Nuzir, and B. J. Dewancker, "Dynamic land-use map based on twitter data," *Sustain.*, vol. 9, no. 12, pp. 1–20, 2017, doi: 10.3390/su9122158.
- N. Umar, Yuyun, Hazriani, and Herman, "Personal popular name identification through twitter data," *Int. J. Adv. Trends Comput. Sci. Eng.*, vol. 9, no. 5, pp. 8184–8190, 2020, doi: 10.30534/ijatcse/2020/182952020.
- F. Afshoh, "Analisa Sentimen Menggunakan Naive Bayes Untuk Melihat Persepsi Masyarakat Terhadap Kenaikan Harga Jual Rokok Pada Media Sosial Twitter," Universitas Muhammadiyah Surakarta, 2017.
- [22] I. F. Rozi, E. N. Hamdana, and M. B. I. Alfahmi, "Pengembangan Aplikasi Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (Studi Kasus SAMSAT Kota Malang)," *J. Inform. Polinema*, vol. 4, pp. 149–154, 2018.
- [23] G. Singh, B. Kumar, L. Gaur, and A. Tyagi, "Comparison between Multinomial and Bernoulli Naive Bayes for Text Classification," *2019 Int. Conf. Autom. Comput. Technol. Manag. ICACTM 2019*, no. May 2020, pp. 593–596, 2019, doi: 10.1109/ICACTM.2019.8776800.
- M. Y. H. Setyawan, R. M. Awangga, and S. R. Efendi, "Comparison Of Multinomial Naive Bayes Algorithm And Logistic Regression For Intent Classification In Chatbot," *Proc. 2018 Int. Conf. Appl. Eng. ICAE 2018*, no. October, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/INCAE.2018.8579372.
- [25] Rianto, A. B. Mutiara, E. P. Wibowo, and P. I. Santosa, "Improving the accuracy of text classification using stemming method, a case of non-formal Indonesian conversation," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 1, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00413-1.