

## Deteksi Konten Hoax Pada Media Berita Indonesia Menggunakan Multinomial Naïve Bayes

Fatahillah Arsyad<sup>\*1</sup>, Nur Hayatin<sup>2</sup>, Christian Sri Kusuma Aditya<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika/Universitas Muhammadiyah Malang  
fataarsyad0@mail.com<sup>\*1</sup>, noorhayatin@umm.ac.id<sup>2</sup>

### Abstrak

Berita hoax merupakan masalah yang perlu ditanggulangi di Indonesia. Melansir laporan dari Kominfo (Kementerian Komunikasi dan Informatika) pada tahun 2020 saja terdeteksi 3.464 berita hoaks. mengingat jumlahnya yang banyak, maka akan sangat sulit untuk mengidentifikasi setiap berita yang ada di Indonesia, tidak secara cepat apalagi secara komprehensif. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu alat atau sistem yang dapat mendeteksi berita yang tersebar, secara cepat dan efisien. Dengan tujuan tersebut, penelitian ini dilakukan, dengan menggunakan metode yang digunakan oleh Multinomial Naïve Bayes (MNB). Pada penelitian sebelumnya, masih terdapat beberapa kekurangan yang dapat ditutupi dengan improvisasi. Untuk berimprovisasi dalam klasifikasi berita hoaks, metode MNB dipilih untuk penelitian ini. MNB sendiri merupakan jenis Naïve Bayes yang sering digunakan untuk analisis teks dimana data direpresentasikan dalam bentuk vektor frekuensi kata. sebagai rival pembanding untuk MNB, Gaussian Naïve Bayes juga akan didatangkan untuk penelitian ini. dengan total 998 data berita yang bersumber dari turnbackhoax.id dan sebagai pembanding penelitian ini juga menggunakan data dari penelitian sebelumnya yang berjumlah 250 berita. Hasil yang diperoleh dengan metode GNB mencapai akurasi 94% dan akurasi tertinggi untuk metode MNB adalah 96% yang menunjukkan MNB lebih baik.

**Kata Kunci:** MNB, Hoax, Text Processing, Klasifikasi

### Abstract

Hoax news is a problem that needs to be addressed in Indonesia. Launching a report from Kominfo (Ministry of Communication and Information) in 2020 alone there were 3464 hoax news detected. considering the large number, it will be very difficult to identify every news that is in Indonesia, not quickly let alone comprehensively. Therefore, it takes a tool or system that can detect the news that is spread, quickly and efficiently. With this purpose, this research was carried out, using the method used by Multinomial Naïve Bayes (MNB). In previous studies, there are still some shortcomings that can be covered by improvisation. To improvise in the classification of hoax news, the MNB method was chosen for this study. MNB itself is a type of Naïve Bayes which is often used for text analysis where data is represented in the form of a word frequency vector. as a comparison rival for MNB, Gaussian Naïve Bayes will also be brought in for this research. with a total of 994 news data sourced from turnbackhoax.id and as a comparison this study also uses data from previous research which amounted to 250 news. The results obtained by the GNB method reach 94% accuracy and the highest accuracy for the MNB method is 96% which shows MNB is better.

**Keywords:** MNB, Hoax, Text Processing, Classification

### 1. Pendahuluan

Dalam laporan Kominfo yang dibantu AIS [1], pada Desember 2020 terdapat sekitar 193 kasus berita bohong atau hoax yang tersebar di seluruh Indonesia. Pada bulan-bulan sebelumnya, jumlahnya mencapai ratusan laporan kasus berita hoax. Ringkasnya [2], Jumlah kasus berita hoaks yang dilaporkan ke Kominfo pada tahun 2020 mencapai 3.464 berita hoaks dari berbagai platform antara lain facebook, instagram dan twitter.

Jelas tidak mungkin untuk menentukan berita mana yang benar dan mana yang berlawanan dengan banyaknya berita yang tersebar setiap hari. Untuk melakukan tugas yang mustahil ini, diperlukan sebuah alat atau sistem untuk mendeteksi dengan cepat mana

berita yang hoax dan mana yang benar. Sistem atau alat yang diusulkan penelitian ini adalah melihat salah satu metode pembelajaran mesin, pembelajaran terawasi.

Dalam rangka upaya mengidentifikasi berita hoax, beberapa penelitian dilakukan. Salah satu dari sekian banyak penelitian yang dilakukan [3]. Penelitian ini mendeteksi berita hoax menggunakan metode Naive Bayes dan ditambah dengan cosinus Similarity. Data yang digunakan adalah 250 artikel dari halaman web TurnBackHoax. Hasil klasifikasi pada penelitian ini sangat memuaskan, akurasi yang diperoleh kedua metode tersebut lebih dari 94%. Dalam sistem yang dikembangkan ini, Naive Bayes terbukti dalam proses pengklasifikasian berita hoax. Namun dalam penguasaan pengolahan teks terdapat beberapa kekurangan, hanya ada 2 tahap yaitu tokenization dan stemming. Tidak ada penghapusan stopword dan case folding.

Dalam penelitian selanjutnya [4]. Penelitian ini menganalisis dan mendeteksi berita hoax di Indonesia menggunakan algoritma Naive Bayes dengan PSO ditambah dengan analisis sentimen dan algoritma persamaan Cosine Similarity. Penelitian ini memperoleh hasil yang memuaskan dengan persamaan Cosine Similarity tertinggi 91% dan terendah 66%, tingkat kesamaan rata-rata 77%. Data yang digunakan sebanyak 30 data berita hoax, sehingga penelitian ini masih dapat ditingkatkan dengan menambah jumlah data.

Selanjutnya juga dilakukan penelitian mengenai klasifikasi berita hoaks terbitan tahun 2018 [5]. Penelitian ini menggunakan hoax dan data valid dalam bahasa Indonesia yang berjumlah 250 berita. Pada proses klasifikasi menggunakan metode Naive Bayes didapatkan hasil akurasi hingga 78%, presisi 67% untuk kategori hoax dan presisi 91% untuk kategori non-hoax atau valid dan recall untuk kategori hoax 89% dan recall untuk kategori non-hoax atau 71% untuk berita yang valid. Sebagian besar penelitian sebelumnya yang menggunakan supervised machine learning untuk mengklasifikasikan konten hoaks bahasa Indonesia tidak menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan, hal ini dimungkinkan karena data yang digunakan agak terlalu sempit sehingga mempengaruhi kinerja supervised learning yang seharusnya membutuhkan banyak data untuk pembentukan model klasifikasi. Selain itu perlu dijajaki teknik klasifikasi lainnya yaitu Multinomial Naive Bayes (MNB).

MNB sendiri adalah metode klasifikasi kategorisasi teks yang cepat dan mudah digunakan. Menurut hasil penelitian dari pan [6] membandingkan MNB dengan metode lain untuk mengklasifikasikan protein virion bakteriofag, ditemukan bahwa MNB dengan akurasi tertinggi 96% bahkan melebihi akurasi Naive Bayes biasa yang hanya mendapat akurasi 75%. Dalam studi lain yang dilakukan oleh Abbas [7] tahun 2019 menggunakan MNB untuk melakukan analisis sentimen untuk ulasan film. Ditemukan bahwa metode MNB melebihi metode Regresi Logistik dengan perbedaan akurasi sekitar 5%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Sandifer [8], klasifikasi teks menggunakan metode MNB dalam analisis review hotel hoax mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan model Bernouli Naive Bayes dan Logistic Regression. Dari 3950 total ulasan, akurasi tertinggi model MNB adalah 85,9%.

Inilah alasan mengapa MNB dipilih untuk penelitian ini. MNB digunakan karena kecepatan dan kesederhanaannya dalam klasifikasi teks [9]. Secara lebih rinci, multinomial selalu menjadi metode yang disukai untuk semua jenis klasifikasi teks (deteksi spam, kategorisasi topik, analisis sentimen) dengan mempertimbangkan frekuensi kata, dan mendapatkan kembali akurasi yang lebih baik daripada hanya memeriksa kemunculan kata [7]. Dengan penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi atau mengklasifikasikan jumlah berita yang benar dan mana yang hoax, dengan menggunakan 994 sampel berita yang diperoleh dari turnbackhoax.id dan metode MNB.

## 2. Studi Pustaka

### 2.1 Pengertian Hoax

Hoax [10] berasal dari "*hocus pocus*" aslinya dari bahasa Latina "*hoc est corpus*", berarti berita bohong. Hoax juga berasal dari Bahasa Inggris *Hoax*, yang berarti berita palsu. Secara terminologi [11] Hoax adalah usaha untuk menipu atau mengakali pembaca atau pendengarnya untuk mempercayai sesuatu, yang dimana pembuat berita palsu tersebut mengetahui bahwa berita tersebut adalah palsu atau tidak terbukti kebenarannya. Salah satu contoh pemberitaan palsu yang paling umum adalah mengklaim suatu barang atau kejadian dengan suatu sebutan atau narasi yang berbeda dengan barang atau kejadian sejatinya tersebut. Menurut Shunhanji [12], Hoax memiliki sisi negatif yang merugikan

banyakapihak yang terlibat didalamnya. Bahkan, hoxadapat mengganggu stabilitasakehidupan itu snediri. Oleh karena itu, hoax perluadisikapi secara bijak.

Berita hoax sendiri biasanya memiliki efek yang mencengangkanatau bombastis bagi para pembacanya. Pada dasarnya perilaku pembaca lebih cenderung percaya informasi hoax, jika informasinya sesuai dengan opini atau sikap yang dimiliki [13]. Dan dengan efek tersebut para pembaca merasa harus membagikannya. Tidak ada kata repot dalam membagikan sebuah informasi di era internet sekarang ini, hanya beberapa tombol maka dalam hitungan detik, informasi tersebut dapat tersebar dengan cepat. Pada prosesnya itupun, tidak ada biaya apapun. Konsekuensi dari hal ini, para pelaku penyebaran tidak akan befikir dua kali untuk menyebarkannya walaupun berita tersebut salah.

## 2.2 Klasifikasi Teks

Klasifikasi adalah proses mengidentifikasi objek ke dalam kelas, kelompok, atau kategori berdasarkan karakteristik yang telah ditentukan. Secara singkat klasifikasi adalah pengelompokan objek berdasarkan kelompoknya yang biasa disebut kelas. [14]. Salah satu teknik klasifikasi teks adalah *text mining*.

*Text mining* merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam klasifikasi teks untuk proses mengekstraksi dan memperoleh informasi berupapola dari sekumpulandokumen teks. Sumber data text mining biasanya memiliki format yang tidak terstruktur, oleh karena itu diperlukan text preprocessing, tahap ini memungkinkan untuk mengubahdata menjadi bentuk yang terstruktur. Selanjutnya adalah pemilihan fitur (pembobotan kata), memberikan nilai pada setiap kata yang mempengaruhi proses kategori teks. Terakhir adalah komponendata mining yang akan menjalankan teknik klasifikasi teks menggunakan metode yang telah ditentukan.

## 2.3 Naïve Bayes

Naive Bayes adalah sekelompok algoritma klasifikasi pembelajaran mesin yang diawasi berdasarkan teorema Bayes. Ini adalah metode klasifikasi sederhana, tetapi memiliki fungsionalitas tingkat tinggi. metode ini digunakan ketika dimensi input tinggi. Masalah klasifikasi kompleks juga dapat diimplementasikan menggunakan Naive Bayes Classifier. Metode ini merupakan salah satumetode yang paling banyakdigunakan dalam klasifikasiteks. Dalam metode ini, teks dianggap sebagai kantong kata-kata yang independensatu sama lain dan tidak tergantung pada lokasinya di dalam teks.

Fungsi peluang setiap teks diturunkan dari perkalian peluang kata-katanya danpeluang kemunculan teks dengan panjangnya. Sistem belajar dengan memperkirakan parameter untuk menghasilkan model yang hanya menggunakan teks yang diberi tag. Algoritme menggunakan parameter yang diperkirakan untuk mengklasifikasikan teks baru dengan menghitung kategori mana yang paling mirip dengan teks yang diberikan [15].

## 2.4 Multinomial Naïve bayes

Klasifikasi Teknik klasifikasi yang dipilih untuk menentukan kelas hoax dan non-hoax adalah dengan menggunakan metode Multinomial Naive Bayes. Multinomial Naive Bayes sendiri merupakan jenis Naive Bayes yang sering digunakan untuk analisis teks dimana data direpresentasikan dalam bentuk vektor frekuensi kata atau bobot TF-IDF [16]. Model multinomial memperhitungkan frekuensi kemunculan setiap kata dalam dokumen [17].

Multinomial Naïve Bayes Classifier adalah metode *supervised learning* yang menggunakan probabilitas dan berfokus pada kasus klasifikasi teks. Metode ini mengikuti prinsip distribusi multinomial dalam probabilitas bersyarat [9]. Meskipun menggunakan distribusi multinomial, algoritma ini dapat diterapkan pada kasus teks dengan mengkonversi ke bentuk nominal yang dapat dihitung dengan nilai integer. Misalnya, ada dokumen  $d$  dan himpunan kelas  $c$ . Berikut adalah Persamaan 1 terkait dengan rumus untuk metode Multinomial Naïve Bayes.

$$P(w|c) = \frac{\text{count}(w,c)+1}{\text{count}(c)+|V|} \quad (1)$$

Pada Persamaan 1  $P(w|c)$  adalah probabilitas dokumen  $w$  berada di kelas  $c$ ,  $\text{count}(tn,c)$  adalah frekuensi suku  $c$  dalam dokumen  $w$ ,  $\text{count}(c)$  adalah frekuensi keseluruhan suku dalam dokumen  $c$  dan terakhir  $V$  adalah jumlah total istilah dalam data pelatihan.

## 2.5 Gaussian Naïve Bayes

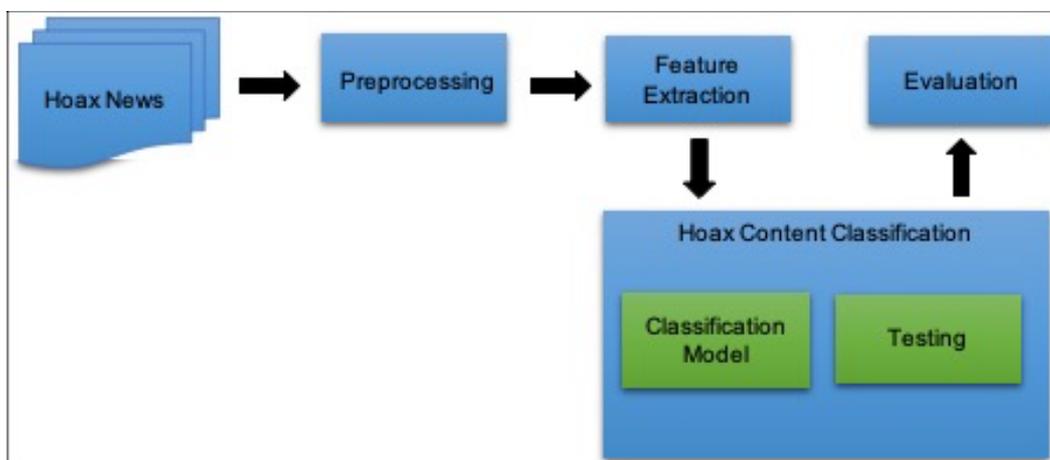
Gaussian Naive Bayes adalah salah satu dari beberapa varian Naive Bayes yang mengikuti distribusi normal Gaussian dan mendukung data kontinu. Saat bekerja dengan data kontinu, asumsi yang sering diambil adalah bahwanilai kontinyang terkait dengan setiap kelas didistribusikan menurut distribusi normal (atau Gaussian). GNB menghitung mean dan standar deviasi dari data pelatihan untuk menerapkan Gaussian Naïve Bayes Classifier seperti pada Persamaan 2.

$$PDF(V, \mu, \sigma) = \left( \frac{1}{\sqrt{\sqrt{2\pi}\sigma}} e^{-\frac{(V-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right) \quad (2)$$

Dimana PDF adalah fungsi kepadatanprobabilitas,  $V$  adalah vektor fiturinput,  $\mu$  adalah rata-rata fitur dan  $\sigma$  adalah standar deviasi. Gaussian Naïve Bayes memilih fitur input dengan probabilitas tertinggi dan menetapkan label kelas [18].

## 3. Methodology

Penelitian diawali dengan pengumpulan dataset penelitian yang nantinya akan digunakan untuk klasifikasi. Namun sebelumnya dari data tersebut akan dilakukan proses preprocessing dan word-weighting sebelum masuk ke tahap klasifikasi. Preprocessing melakukan pengolahan awal dari data mentah sehingga menjadi data yang dapat diolah. Selanjutnya dilakukan proses pembobotan kata, proses ini bertujuan untukmemberikan bobot atau nilai pada kata-kata yang terdapat dalam suatu dokumen. Bobot nilai ini merupakan ukuranjumlah dan tingkat kontribusi suatu kata untuk menentukan suatu kelas atau kategori dalam suatu dokumen. Kemudian masuk ke tahap klasifikasi dengan MNB dan dari hasil klasifikasi tersebut dilakukan evaluasi untuk melihat kinerja dari hasil tersebut. Proses penelitian ini dapat dikatakan menggunakan teknik *data mining* yang dimulai dengan pengumpulan data, preprocessing data, pengolahan data dan diakhiri dengan evaluasi. Tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 3.1 Dataset

Ada dua jenis data yang akan digunakan untuk proses penelitian ini. Pertama, untuk melihat optimasi klasifikasi MNB, penelitian ini menggunakan data dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Zaman [3], Data tersebut adalah 250 berita hoaks dan non hoaks. Dengan membagi proporsi 192 berita hoax dan 58 berita valid. Data ini berisi kolom "number", "title", "content", "url" dan "category".

Data kedua yang akan digunakan untuk penelitian ini adalah kumpulan berita hoax yang berasal dari situs TurnBackHoax. Data diperoleh dengan melakukan scraping pada situs. Hasil dari scraping tersebut adalah link sumber dari konten berita hoax tersebut. Setelah mendapatkan link sumber, proses scrap dilakukan kembali untuk mendapatkan data konten dan judul berita hoax. Dataset yang akan digunakan adalah data terbaru yaitu sebanyak 994

berita hoaks dan beritavalid. Data ini juga berisikolom “nomor”, “judul”, “isi”, “url” dan “kategori” dengan kategori 1 berarti berita valid dan kategori 0 untuk berita hoax. Kedua data tersebut bisa didapatkan di link berikut [https://drive.google.com/file/d/1s-xfmx9gBo44Z7nw4\\_Kes2jKFiaC8PyZ/view?usp=sharing](https://drive.google.com/file/d/1s-xfmx9gBo44Z7nw4_Kes2jKFiaC8PyZ/view?usp=sharing).

### 3.2 Preprocessing Data

Preprocessing merupakan tahapan pengolahan data untuk mendapatkan data latih dan data uji yang lebih terstruktur yang bertujuan untuk mereduksi dimensi dari kedua data tersebut. Berdasarkan [19], *preprocessing* dilakukan untuk meningkatkan kualitas data pada tahap implementasi yang akan membuat nilai akurasi menjadi lebih baik dan presisi. Ada beberapa teknik *preprocessing* yang dilakukan pada tahap ini, teknik tersebut antara lain *tokenizing*, *case folding*, *stemming*, dan *stopword removal*.

*Tokenizing* adalah proses memecah dokumen menjadi kumpulan kata-kata. Tokenisasi dapat dilakukan dengan menghilangkan tanda baca dan memisahkannya dengan spasi [20]. *Case folding* adalah tahapan dimana semua huruf diubah menjadi huruf kecil yang sebelumnya huruf kapital [21]. *Stemming* adalah teknik untuk menghilangkan awalan dan akhiran dari sebuah kata, meninggalkan kata dasar atau akar kata [22]. *Stopword removal*, bertujuan untuk menghilangkan karakter, tanda baca, dan kata umum yang tidak memiliki arti atau informasi yang diperlukan [23]. *preprocessing* bertujuan untuk menyiapkan data mentah untuk mereduksi kata-kata yang dianggap kurang cocok untuk dilanjutkan pada proses klasifikasi [24].

### 3.3 Feature Extraction dengan TF-IDF

Setelah tahap preprocessing selesai, data akan disimpan di penyimpanan sementara dan akan diproses ke tahap selanjutnya yaitu pembobotan TF-IDF. Metode TF-IDF ini menggabungkan dua konsep untuk menghitung bobot kata, dua konsep pertama adalah Term Frequency (TF) yang merupakan frekuensi kemunculan sebuah kata dalam dokumen tertentu dan yang kedua adalah Inverse Document Frequency (IDF) yang merupakan frekuensi dokumen terbalik mengandung kata.

Frekuensi kemunculan sebuah kata dalam dokumen tertentu menunjukkan betapa pentingnya sebuah kata. TF menghitung jumlah atau jumlah kemunculan setiap kata dalam dokumen [25]. IDF adalah sejumlah dokumen yang mengandung kata atau istilah [26]. Frekuensi dokumen yang berisi kata tersebut menunjukkan seberapa umum kata tersebut. Sehingga bobot hubungan antara sebuah kata dan sebuah dokumen akan tinggi jika frekuensi kata tersebut tinggi dalam dokumen dan frekuensi seluruh dokumen yang mengandung kata tersebut rendah dalam kumpulan dokumen.

### 3.4 Hoax Content Classification

#### 3.4.1 Classification Model

Ada 2 model klasifikasi yang akan digunakan. dimana keduanya menggunakan tipe Naive Bayes yang sama. yang pertama adalah Multinomial dan yang kedua adalah Gaussian. keduanya akan menggunakan data latih dari hasil pembagian 90% kedua dataset. referensi dataset dan memo dataset. Cara kerja proses klasifikasi metode ini didasarkan pada sekumpulan bukti atau bisa disebut karakteristik kelas (hoax dan valid) kemudian dilakukan pelatihan terhadap data pelatihan sehingga probabilitas kepastian dari bukti yang diberikan oleh kelas dapat ditentukan.

#### 3.4.2 Testing

Selain itu, metode klasifikasi ini juga menggunakan probabilitas suatu kelas dari perhitungan data latih. Dari proses pengujian data yang terdiri dari sekumpulan alat bukti, dapat diketahui probabilitas bahwa dokumen tersebut berada pada kelas hoax atau valid. Data pengujian sendiri terdiri dari 10% dari total data dari kedua dua dataset. Tes ini membawa dua metode sekaligus menghasilkan 4 jenis hasil evaluasi. memo MNB, referensi MNB, memo GNB, dan referensi GNB.

### 3.5 Evaluation

Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan stratified k-fold crossvalidation atas hasil metode model yang telah dibuat. Hal ini bertujuan untuk mengetahui seberapa baik performansi model yang telah dibangun. Cara kerja metode validasi silang k-fold bertingkat menurut Anam

[27] adalah membagi data dokumen teks berita hoax dan valid menjadi dua bagian yaitu data uji dan data latih yang besarnya harus sama antar lipatan.

Bentuk evaluasi hasil klasifikasi sendiri akan ditampilkan dalam bentuk visualisasi data menggunakan grafik dan tabel. Beberapa hasil evaluasi yang akan ditampilkan adalah akurasi, presisi, recall dan f1-score. Akurasi adalah rasio prediksi yang benar dengan data keseluruhan [28]. Presisi adalah rasio prediksi positif yang benar dengan hasil prediksi positif keseluruhan [29]. *Recall* adalah rasio prediksi positif benar dibandingkan dengan jumlah total data positif benar [30]. Skor F adalah perbandingan berbobot dari rata-rata presisi dan *recall*.

#### 4. Hasil Penelitian

Model evaluasi yang dilakukan untuk mengukur kinerja kami menggunakan alat ukur standar yaitu akurasi, presisi recall dan fscore. Kami membandingkan model klasifikasi menggunakan jenis algoritma naive bayes, MNB dan GNB. Pada Tabel 1 menunjukkan akurasi setiap lipatan untuk setiap metode dan juga untuk setiap kumpulan data.

Tabel 1. Accuracy Results of Each Fold

Fold	Accuracy			
	Scrap		Reference	
	MNB	GNB	MNB	GNB
1	0.92	0.90	0.52	0.76
2	0.96	0.93	0.48	0.76
3	0.91	0.87	0.56	0.80
4	0.88	0.85	0.44	0.84
5	0.95	0.93	0.40	0.76
6	0.88	0.87	0.52	0.80
7	0.93	0.89	0.44	0.92
8	0.92	0.92	0.48	0.80
9	0.89	0.89	0.52	0.80
10	0.96	0.94	0.52	0.92

Seperti yang terlihat pada Tabel 1 scrap MNB lipatan ke-2 dan ke-10 mendapat akurasi tertinggi 0,96. Angka ini merupakan yang tertinggi untuk hasil keseluruhan. pada scrap MNB lipatan ke-4 dan ke-6 nilai akurasi terendah, yaitu 0,88. Pada scrap GNB, hanya fold 10 yang mendapatkan akurasi tertinggi, yaitu 0.94. angka ini masih kalah dengan akurasi tertinggi dari MNB scrap. Dan akurasi terendah ada di lipatan ke-4. Akurasi tertinggi dan terendah dari memo GNB berada di lipatan yang sama dengan memo MNB.

Tidak ada satu pun referensi MNB yang mencapai lebih dari 0,6, semuanya berada di bawah 0,6 dengan akurasi tertinggi untuk referensi MNB yang terletak di lipatan ke-3 dengan akurasi 0,56. sedangkan untuk angka terendah mencapai 0,4 terdapat pada lipatan ke-5. Dalam referensi GNB tingkat akurasi terendah adalah 0,76 ditemukan di 3 fold point, 1st 2nd dan 5th fold. Poin tertinggi adalah lipatan ke-7 dan ke-10 dengan akurasi 0,92.

Implementasi metode GNB menggunakan data scrap, pada ringkasan evaluasi rata-rata untuk setiap fold untuk akurasi sekitar 0,9 dengan skor maksimum 0,94 dan nilai akurasi minimum 0,85, standar deviasi akurasi 10 kali lipat diperoleh dalam kisaran 0,03. Saat menggunakan data referensi, nilai akurasi yang diperoleh menurun. Mean atau nilai rata-rata berubah menjadi 0,82 dengan minimum 0,76 dan maksimum 0,92, standar deviasi yang diperoleh juga sedikit melebar 0,06, seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Accuracy Summary

	Accuracy			
	Scrap		Reference	
	MNB	GNB	MNB	GNB
<b>Min</b>	0.88	0.85	0.40	0.76
<b>Max</b>	0.96	0.94	0.56	0.92
<b>Mean</b>	0.92	0.90	0.49	0.82
<b>StDev</b>	0.03	0.03	0.05	0.06

Pada penggunaan metode Multinomial Naive Bayes dengan menggunakan data scrap, hasil akurasi yang diperoleh menunjukkan peningkatan. Hasil yang diperoleh mean atau rata-rata meningkat menjadi 0,92 dengan nilai maksimum 0,96 dan nilai minimum 0,88 serta standar deviasi 0,02. Penggunaan metode Multinomial Naive Bayes untuk data scrap dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode Gaussian Naive Bayes.

Penerapan metode Multinomial Naive Bayes dengan menggunakan data referensi mendapatkan hasil akurasi yang sangat buruk dibawah 0,6. Rata-rata atau mean hanya mencapai 0,49 dan maksimum 0,56 dan ketelitian minimum atau terendah 0,4 dengan standar deviasi sekitar 0,05. hal ini berbanding terbalik ketika Multinomial Naive Bayes diimplementasikan untuk data scrap yang nilai akurasinya meningkat dibandingkan dengan saat data tersebut menerapkan metode Gaussian Naive Bayes.

*Tabel 3. Precision Results of Each Fold*

Fold	Precision			
	Scrap		Reference	
	MNB	GNB	MNB	GNB
1	0.93	0.90	0.67	0.64
2	0.96	0.93	0.66	0.67
3	0.92	0.87	0.68	0.73
4	0.90	0.85	0.65	0.78
5	0.95	0.93	0.55	0.72
6	0.89	0.87	0.67	0.74
7	0.93	0.89	0.65	0.89
8	0.94	0.92	0.66	0.73
9	0.93	0.90	0.65	0.73
10	0.96	0.94	0.65	0.88

Seperti disebutkan pada Tabel 3 scrap MNB memiliki presisi tertinggi 0,96 pada lipatan 2 dan 10, sedangkan terendah pada lipatan 4 adalah 0,90. Titik presisi GNB scrap tertinggi juga terdapat pada lipatan 10 dengan angka yang sedikit lebih kecil yaitu 0,94 dan terendah juga pada lipatan 4 yaitu 0,85, angka ini juga lebih rendah dari scrap MNB. Pada referensi MNB, titik presisi tertinggi mencapai 0,67 pada fold 1 dan 6 dengan titik terendah mencapai 0,55 pada fold ke-5. Referensi GNB mencapai titik presisi tertinggi pada lipatan ke-7 dengan 0,89 dan terendah dengan 0,64 pada lipatan pertama.

*Tabel 4. Recall Results of Each Fold*

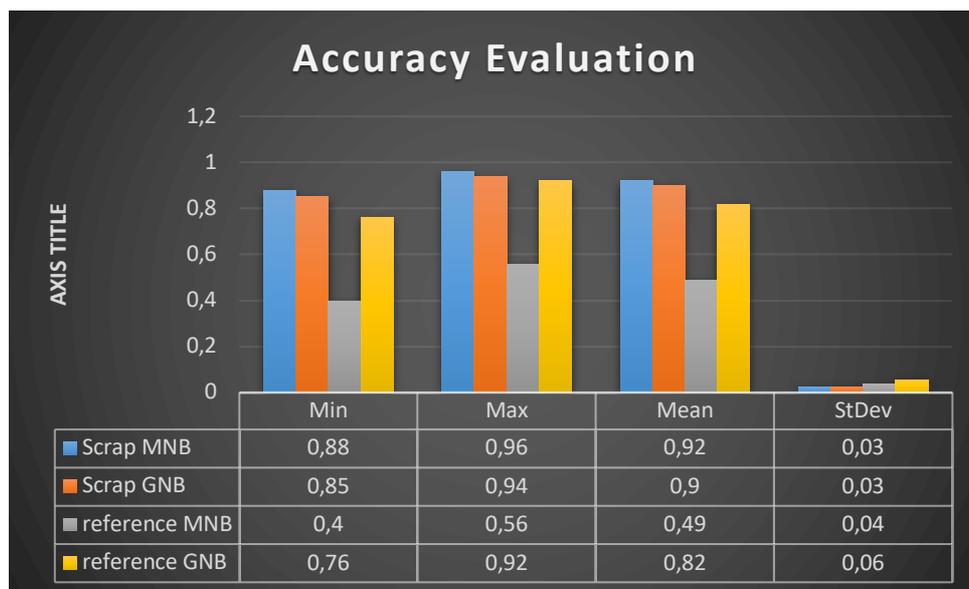
Fold	Recall			
	Scrap		Reference	
	MNB	GNB	MNB	GNB
1	0.92	0.90	0.68	0.56
2	0.96	0.93	0.66	0.67
3	0.90	0.87	0.71	0.70
4	0.88	0.84	0.63	0.78
5	0.94	0.93	0.55	0.79
6	0.86	0.87	0.68	0.64
7	0.92	0.89	0.63	0.89
8	0.90	0.92	0.66	0.70
9	0.88	0.88	0.70	0.80
10	0.96	0.94	0.70	0.88

Pada Tabel 4 terdapat hasil recall untuk setiap fold, MNB scrap mencapai recall tertinggi 0.96 pada fold 2 dan 10, sedangkan fold terendah pada fold 4 dan 9 sebesar 0.88. Titik tertinggi recall GNB scrap juga terdapat pada lipatan ke-10 dengan angka yang sedikit lebih kecil 0.94 dan terendah juga pada lipatan ke-4 yaitu 0.84, angka ini juga lebih rendah dari scrap MNB. Pada acuan MNB, poin recall tertinggi mencapai 0,71 pada fold ketiga dan terendah mencapai 0,55 pada fold ke-5. Referensi GNB mencapai titik penarikan tertinggi di lipatan ke-7 dengan 0,89 dan terendah dengan 0,56 di lipatan pertama.

Tabel 5. Fscore Results of Each Fold

Fold	Fscore			
	Scrap		Reference	
	MNB	GNB	MNB	GNB
1	0.92	0.90	0.52	0.56
2	0.96	0.93	0.48	0.67
3	0.91	0.87	0.56	0.71
4	0.87	0.85	0.44	0.78
5	0.95	0.93	0.40	0.72
6	0.87	0.87	0.52	0.66
7	0.93	0.89	0.44	0.89
8	0.92	0.92	0.48	0.71
9	0.89	0.88	0.52	0.74
10	0.96	0.94	0.52	0.88

Di dalam Tabel 5 terlihat hasil fscore masing-masing lipatan, MNB scrap mencapai fscore tertinggi 0,96 pada lipatan 2 dan 10, sedangkan terendah pada lipatan 4 dan 6 sebesar 0,87. Titik tertinggi fscore GNB scrap juga terdapat pada lipatan 10 dengan angka yang sedikit lebih kecil 0.94 dan terendah juga pada lipatan ke 4 yaitu 0.84, angka ini juga lebih rendah dari scrap MNB. Pada referensi MNB, nilai fscore tertinggi mencapai 0,56 pada fold ketiga dan terendah mencapai 0,40 pada fold ke-5. Referensi GNB mencapai titik fscore tertinggi di lipatan ke-7 dengan 0,89 dan terendah dengan 0,56 di lipatan pertama.



Gambar 2. Accuracy evaluation

Pada penerapan kedua metode tersebut, metode Gaussian Naive Bayes lebih baik jika diterapkan pada data referensi, dengan perbedaan nilai akurasi yang cukup besar antar metode klasifikasi pada setiap lipatannya. Hal ini berbanding terbalik dengan penerapan scrap data dimana kedua jenis metode klasifikasi tersebut mendapatkan hasil yang cukup baik bahkan hasil yang sangat baik pada metode Multinomial Naive Bayes. Kinerja kedua jenis metode klasifikasi menunjukkan hasil yang baik dan metode Multinomial Naive Bayes pada Gambar 5 menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode Gaussian Naive Bayes.

## 5. Conclusion

Hasil evaluasi metode Gaussian Naive Bayes dan Multinomial Naive Bayes menunjukkan bahwa metode Multinomial Naive Bayes lebih unggul dan efektif pada data scrap. Hasil evaluasi metode Gaussian Naive Bayes dan Multinomial Naive Bayes menunjukkan bahwa metode Gaussian Naive Bayes lebih unggul dan efektif jika diterapkan pada data

referensi. Hasil evaluasi data scrap dan data referensi menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes menunjukkan kinerja yang sangat baik pada data scrap dan menghasilkan kinerja yang buruk pada data referensi. Hasil evaluasi data scrap dan data referensi menggunakan metode Gaussian Naive Bayes menunjukkan kinerja yang sangat baik pada data scrap dan menghasilkan kinerja yang cukup baik pada data referensi.

Dapat disimpulkan, Metode Multinomial Naive Bayes bila digunakan pada data yang lebih besar akan mendapatkan hasil evaluasi yang sangat baik, namun jika digunakan pada data yang lebih kecil dan distribusi data tidak seimbang maka akan mendapatkan hasil yang kurang baik.

### Referensi

- [1] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan K-Nearest Neighbor," *J. Techno.COM*, Vol. 13, No. 4, Novemb. 2014 251-262, vol. 13, no. 4, pp. 251–262, 2014.
- [2] I. Nurhaida, A. Noviyanto, R. Manurung, and A. M. Arymurthy, "Automatic Indonesian's Batik Pattern Recognition Using SIFT Approach," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 59, no. Iccsci, pp. 567–576, 2015.
- [3] D. Yulianti, "Mengungkap Sejarah Dan Motif," *Paramita*, vol. 20, no. 1, pp. 11–20, 2010.
- [4] A. A. Utama, R. Efendi, D. Andreswari, and J. Rekursif, "Klasifikasi Motif Batik Besurek Menggunakan Metode Rotated Haar Wavelet Transformation Dan," *Rekursif*, pp. 161–175, 2016.
- [5] Y. Azhar, A. E. Minarno, and Y. Munarko, "Optimasi Deteksi Texton Pada Metode Multi Texton Co - Occurrence Descriptor Untuk Image Retrieval," pp. 34–38, 2018.
- [6] M. M. Susilo, D. M. Wonohadidjojo, and N. Sugianto, "Pengenalan Pola Karakter Bahasa Jepang Hiragana Menggunakan 2D Convolutional Neural Network," *J. Inform. dan Sist. Inf. Univ. Ciputra*, vol. 03, no. 02, pp. 28–36, 2017.
- [7] I. W. S. E. Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016.
- [8] Q. Guan *et al.*, "Deep convolutional neural network VGG-16 model for differential diagnosing of papillary thyroid carcinomas in cytological images: A pilot study," *J. Cancer*, vol. 10, no. 20, pp. 4876–4882, 2019.
- [9] Z. Yang, J. Yue, Z. Li, and L. Zhu, "Vegetable Image Retrieval with Fine-tuning VGG Model and Image Hash," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 17, pp. 280–285, 2018.
- [10] Y. Gultom, A. M. Arymurthy, and R. J. Masikome, "Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning," *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 59, 2018.
- [11] Sam'ani and M. H. Qamaruzzaman, "Pengenalan Huruf Dan Angka Tulisan Tangan Menggunakan Metode Convolution Neural Network ( CNN )," *J. Speed – Sentra Penelit. Eng. dan Edukasi*, vol. 9, no. 2, pp. 55–64, 2017.
- [12] G. Santoso, Aditya and Ariyanto, "Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah," *Emit. J. Tek. Elektro*, vol. 18, no. 01, pp. 15–21, 2018.
- [13] G. Lin and W. Shen, "Research on convolutional neural network based on improved Relu piecewise activation function," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 131, pp. 977–984, 2018.

