

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI IBI LIBRARY PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

Muhammad Reyan¹, Franindya Purwaningtyas²

1,2) Ilmu Perpustakaan, Fakultas Ilmu Sosial, UIN Sumatera Utara Medan, Indonesia

Article Info

Article history:

Received: 25 Juni 2025

Revised: 06 Juli 2025

Accepted: 22 Juli 2025

ABSTRACT

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi sentimen pengguna dan mengetahui proporsi dominasi sentimen ulasan pengguna aplikasi iBI Library dalam rangka mengevaluasi kualitas layanan perpustakaan digital berbasis mobile. Metode yang digunakan meliputi pendekatan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang terintegrasi dengan algoritma *Naive Bayes Classifier* (Gaussian, Multinomial, dan Bernoulli). Data ulasan diperoleh dari google play store melalui web scraping, kemudian dianalisis menggunakan proses preprocessing, pelabelan sentimen dengan *VADER*, transformasi fitur dengan *TF-IDF*, dan evaluasi model menggunakan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *MultinomialNB* menghasilkan akurasi terbaik sebesar 68,89%, diikuti *BernoulliNB* (66,67%) dan *GaussianNB* (51,11%). Sebagian besar ulasan diklasifikasikan sebagai sentimen netral (76,9%), dengan proporsi sentimen positif (12,0%) dan sentimen negatif (11,1%). Visualisasi wordcloud memperkuat analisis dengan menampilkan kosakata dominan dalam tiap kategori sentimen positif, negatif dan netral. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan NLP berbasis *Naive Bayes* dapat digunakan secara efektif untuk mengevaluasi opini pengguna secara otomatis dan dapat mendukung pengambilan keputusan dalam pengembangan layanan perpustakaan digital.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Naive Bayes Classifier, iBI Library, Perpustakaan Digital, Klasifikasi Ulasan.

Abstract

This research aims to identify user sentiment and determine the proportion of sentiment dominance user reviews of the iBI Library application in order to evaluate the quality of mobile based digital library services. The methods used include the Knowledge Discovery in Database (KDD) approach integrated with the Naive Bayes Classifier algorithm (Gaussian, Multinomial, and Bernoulli). Review data is obtained from google play store through web scraping, then analyzed using preprocessing, sentiment labeling with VADER, feature transformation with TF-IDF, and model evaluation using confusion matrix. The results showed that the MultinomialNB model produced the best accuracy of 68.89%, followed by BernoulliNB (66.67%) and GaussianNB (51.11%). Most reviews were classified as neutral sentiment (76.9%), with a proportion of positive sentiment (12.0%) and negative sentiment (11.1%). Wordcloud visualization strengthens the analysis by displaying the dominant vocabulary in each positive, negative and neutral sentiment category. This study concludes that the naive bayes based NLP approach can be effectively used to automatically evaluate user opinions and can support decision making in the development of digital library services.

Keywords: Sentiment Analysis, Naive Bayes Classifier, iBI Library, Digital Library, Review Classification.

Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercial ShareAlike 4.0 ([CC-BY-NC-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)).



*Corresponding Author:*E-mail : muhammad0601212019@uinsu.ac.id

1. PENDAHULUAN

Semua bidang dan aspek kehidupan telah terpengaruh oleh perubahan teknologi informasi dan komunikasi, termasuk perpustakaan dan organisasi penyedia informasi lainnya. Perpustakaan kini dapat berfungsi sebagai pusat informasi yang menawarkan akses ke sumber informasi dari seluruh dunia tanpa dibatasi oleh waktu dan tempat, terutama karena perkembangan perangkat digital dan kemudahan akses informasi. Transformasi ini tidak hanya meningkatkan efisiensi, tetapi juga membuka peluang untuk menjangkau pengguna secara global [1]. Salah satu hasil dari transformasi digital ini adalah munculnya aplikasi perpustakaan berbasis mobile seperti aplikasi iBI Library.

Aplikasi iBI Library merupakan perpustakaan digital berbasis mobile yang diluncurkan oleh Bank Indonesia (BI) sebagai bagian dari transformasi Perpustakaan BI menjadi perpustakaan modern. Aplikasi ini dikembangkan bersama dengan PT. Woolu Aksara Maya. Peluncuran iBI Library bertujuan untuk memudahkan akses ke koleksi digital BI bagi masyarakat, termasuk kalangan perguruan tinggi [2]. Aplikasi ini memungkinkan pengguna dapat mendaftar, meminjam dan membaca buku secara online maupun offline. Aplikasi ini menyediakan beragam koleksi ebook dalam berbagai bidang keilmuan yang memungkinkan pengguna untuk mencari dan membaca ebook dengan mudah. Aplikasi juga menyediakan fitur-fitur media sosial seperti berbagi rekomendasi buku dan berinteraksi dengan pengguna lain.

Platform google play store telah mencatat 50.000 unduhan aplikasi iBI Library sejak diluncurkan pada 25 Oktober 2017 dan memperoleh penilaian rata-rata sebesar 3. Evaluasi pengguna tentang ulasan mereka terhadap aplikasi iBI Library diikuti rating aplikasi ini. Kesuksesan aplikasi perpustakaan digital bergantung pada seberapa baik aplikasi itu bisa menjawab kebutuhan pengguna dalam memenuhi kebutuhan informasi [3].

Penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi penggunaan analisis sentimen dalam konteks aplikasi perpustakaan digital. Zuhdi & Prasetyo menemukan bahwa sebagian besar ulasan pengguna iPusnas menunjukkan sentimen positif sebesar 75,1%, yang menunjukkan efektivitas algoritma *Naive Bayes* dalam mengkategorikan opini berbasis teks tidak terstruktur [4]. Penelitian lain dilakukan oleh Pasaribu mengidentifikasi

adanya permasalahan teknis pada aplikasi iBI Library, seperti fitur pencarian yang tidak optimal dan kesulitan login [5]. Pendekatan yang dilakukan masih bersifat deskriptif dan belum mengadopsi metode klasifikasi berbasis *machine learning*. Penelitian sebelumnya menekankan pentingnya pendekatan kuantitatif yang dapat menyaring dan mengelompokkan data opini pengguna untuk memberikan wawasan yang lebih terukur dan sistematis.

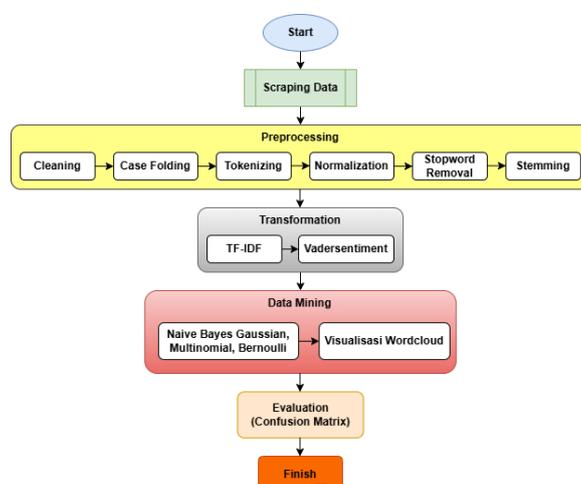
Kesenjangan dari studi terdahulu adalah belum diintegrasikannya pendekatan KDD (*Knowledge Discovery in Database*) dan algoritma NLP (*Natural Language Processing*) yang komprehensif dalam menganalisis ulasan aplikasi perpustakaan. Penelitian ini menawarkan kebaruan dengan menerapkan proses analisis sentimen berbasis *VADER Sentiment*, transformasi teks menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi dengan *Naive Bayes Classifier*. Seluruh proses dilakukan dalam platform *Google Colaboratory* untuk meningkatkan efisiensi dalam pengolahan data. Dengan pendekatan ini, ulasan pengguna yang berjumlah besar dapat diolah secara sistematis dan dikategorikan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral sehingga dapat memberikan evaluasi layanan digital berbasis analisis sentimen. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan (*research gap*) dengan mengintegrasikan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) dengan algoritma *Naive Bayes Classifier* untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi iBI Library ke dalam kategori positif, negatif, dan netral serta mengetahui proporsi dominasi sentimen yang ada dalam ulasan pengguna aplikasi iBI Library.

Salah satu metode yang sering digunakan dalam analisis sentimen adalah algoritma *Naive Bayes*, yakni metode pembelajaran mesin berbasis probabilistik yang didasarkan pada teorema bayes. Algoritma ini telah terbukti efektif dalam menyelesaikan tugas klasifikasi teks karena kemampuannya mengolah data besar dengan efisien dan akurasi yang cukup tinggi [6]. Dalam konteks analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi seperti iBI Library, Algoritma *Naive Bayes* diterapkan dalam proses pengelompokan opini pengguna ke dalam kategori sentimen seperti positif, negatif, dan netral berdasarkan probabilitas statistik. Keunggulannya terletak pada kesederhanaan model serta efisiensinya dalam menangani data teks, bahkan pada data dengan dimensi besar seperti ulasan aplikasi [7]. Untuk mempercepat analisis dan mengurangi data yang tidak relevan, penelitian ini mengintegrasikan teknik KDD (*Knowledge Discovery in Database*) dengan *Naive Bayes* sebagai metode klasifikasi sentimen.

Dalam konteks layanan digital, respons pengguna terhadap aplikasi menjadi indikator penting dalam menilai kualitas dan keberhasilan layanan tersebut. Penelitian ini penting dilakukan untuk mengidentifikasi persepsi pengguna dalam menggunakan aplikasi iBI Library dan mengevaluasi layanan perpustakaan digital berbasis mobile library dalam memenuhi kebutuhan informasi.

2. METODE PENELITIAN

Proses data mining digunakan dalam pengolahan data penelitian ini. Untuk mengkategorikan ulasan sentimen, metode penelitian ini mengintegrasikan *Naive Bayes* dengan KDD (*Knowledge Discovery in Database*), yang bertujuan mengidentifikasi sentimen pengguna dari database yang tidak terstruktur dari jumlah data yang sangat besar, termasuk ulasan pengguna terhadap aplikasi iBI Library. Tahapan KDD terdiri dari pengumpulan data ulasan, pembersihan data, transformasi data, pelabelan sentimen menggunakan *VADER*, pemodelan klasifikasi menggunakan *Naive Bayes* dan evaluasi kinerja model menggunakan confusion matrix meliputi accuracy, presisi, recall, dan F1-score. Adapun tahapan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.



Bagan Kerangka Penelitian 1. 1

1. Scraping Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan metode web scraping menggunakan pustaka google play scraper berbasis Python di *Google Colaboratory*. Populasi dalam penelitian ini mencakup seluruh ulasan pengguna terhadap aplikasi iBI Library yang tersedia di platform google play store hingga bulan April 2025. Data yang

dikumpulkan bersumber dari laman google play store terkait layanan aplikasi iBI Library yang dapat diakses melalui tautan :

<https://play.google.com/store/apps/details?id=mam.reader.bilibrary&hl=id>, Populasi ini bersifat terbuka dan dinamis sehingga pengambilan data dilakukan secara langsung (real-time).

2. Preprocessing Data

Tahap awal dalam pemrosesan data melibatkan proses pembersihan (data cleaning) yang bertujuan untuk menghilangkan atribut-atribut yang tidak relevan bagi analisis, seperti data duplikat, kesalahan penulisan, dan elemen non-teks lainnya [8]. Proses ini meliputi enam tahapan utama :

- a. Cleaning : Menghilangkan karakter atau elemen asing yang tidak membantu dalam proses klasifikasi, seperti emotikon, tautan (URL), tagar, simbol khusus, dan huruf yang muncul lebih dari dua kali.
- b. Case Folding : Mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan arti akibat penggunaan huruf kapital (case sensitive).
- c. Tokenizing : Memisahkan kalimat menjadi satuan kata (token) agar lebih mudah dianalisis secara linguistik maupun statistik.
- d. Normalization : Mengubah kata tidak baku akibat singkatan, kesalahan pengetikan, atau penggunaan bahasa informal menjadi bentuk kata baku.
- e. Stopword Removal : Menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi makna signifikan terhadap analisis, seperti "dan", "yang", atau "adalah".
- f. Stemming : Mengembalikan kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan atau akhiran, sehingga membantu menyederhanakan representasi data.

3. Transformation

Tahap transformasi data diawali dengan pembagian dataset menjadi dua kelompok utama, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data). Proses pemisahan ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pelatihan model dan data yang digunakan untuk menguji kinerjanya bersifat independen [9]. Data latih berfungsi sebagai dasar bagi algoritma *Naive Bayes* untuk mempelajari pola-pola kata yang berkaitan dengan kategori sentimen sedangkan data uji digunakan untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang belum pernah dianalisis sebelumnya [10].

a. TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*)

Prinsip pemisahan dataset ini sangat penting dalam proses transformasi TF-IDF, di mana setiap kata pada data teks ulasan akan diubah menjadi representasi numerik berbasis frekuensi dan distribusi kata. Dengan TF-IDF, bobot kata dihitung untuk memperkuat kata-kata yang memiliki nilai informasi tinggi di ulasan pengguna sehingga fitur yang dihasilkan lebih representatif. Transformasi TF-IDF menjadi salah satu tahap penting dalam pipeline analisis sentimen karena mampu menyaring kata-kata yang tidak relevan dan menekankan kata yang memiliki kontribusi besar dalam membedakan opini pengguna [11].

b. Pelabelan Vadersentiment

VADER (*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*) digunakan untuk mengekstraksi makna emosional dari teks ulasan pengguna sehingga peneliti dapat memahami bagaimana persepsi dan pengalaman pengguna terhadap aplikasi iBI Library ditransformasikan ke dalam bentuk label sentimen. Proses ini dilakukan untuk menggambarkan tingkat kepuasan dan keluhan pengguna terhadap fitur, layanan dan kualitas aplikasi. Pelabelan data menggunakan VADER menghasilkan sentimen positif, negatif dan netral yang berfungsi sebagai data target (*target label*) dalam proses klasifikasi selanjutnya menggunakan algoritma *Naive Bayes* [12].

4. Data Mining

Dalam konteks analisis ulasan aplikasi iBI Library, *Naive Bayes* dipilih untuk mengelompokkan opini pengguna ke dalam tiga kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Tujuannya adalah agar opini pengguna dapat diinterpretasikan secara kuantitatif dan divisualisasikan untuk mendukung pengambilan sentimen pengguna aplikasi iBI Library. Keunggulan *Naive Bayes* terletak pada kecepatannya dalam pelatihan dan kemampuannya menangani data dengan dimensi tinggi seperti yang umum ditemukan dalam teks ulasan pengguna [13]. Algoritma *Naive Bayes Gaussian*, *Multinomial*, dan *Bernoulli* digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan sentimen. Kemudian dilanjutkan dengan proses visualisasi wordcloud yang merupakan representasi grafis dari frekuensi kata yang muncul dalam suatu korpus teks, di mana ukuran kata mencerminkan seberapa sering kata tersebut digunakan [14]. Dalam penelitian analisis sentimen, wordcloud digunakan sebagai alat bantu eksplorasi data (*exploratory data analysis*) untuk mengidentifikasi kata-kata dominan yang digunakan oleh pengguna

dalam memberikan ulasan [15]. Hal ini memberikan gambaran tentang topik atau aspek yang paling sering dibicarakan pengguna, tanpa harus membaca setiap ulasan secara manual.

Dalam konteks penelitian ini, visualisasi wordcloud diaplikasikan untuk menampilkan pola dominan dari teks ulasan pengguna aplikasi iBI Library setelah melalui tahap preprocessing data seperti tokenization, stopword removal dan stemming. Hasil visualisasi membantu peneliti mengenali kata-kata kunci yang sering muncul dalam ulasan pengguna, baik dalam kategori sentimen positif, negatif dan netral. Dengan demikian, wordcloud menjadi sarana penting untuk mendukung interpretasi awal sebelum model klasifikasi diterapkan [16].

5. Evaluation

Proses evaluasi model bertujuan untuk mengukur sejauh mana model yang dibangun mampu melakukan klasifikasi secara akurat terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya [17]. Dalam penelitian ini, validasi data dilakukan menggunakan evaluasi model metrik seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score melalui confusion matrix.

Confusion matrix merupakan alat evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa prediksi model dengan label sebenarnya. Matrix ini menampilkan jumlah prediksi yang benar maupun salah untuk setiap kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral [18]. Terdapat Empat komponen utama dalam confusion matrix meliputi :

- a) TP (True Positive) : Jumlah data yang benar diklasifikasikan sebagai sentimen positif.
- b) TN (True Negative) : Jumlah data yang benar diklasifikasikan sebagai sentimen negatif.
- c) FP (False Positive) : Jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai sentimen positif.
- d) FN (False Negative) : Jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai sentimen negatif.

Berdasarkan hasil pada confusion matrix, dapat dihitung beberapa metrik evaluasi sebagai berikut :

- a) Precision : Proporsi prediksi yang benar untuk setiap kelas.
- b) Recall : Kemampuan model untuk mengidentifikasi setiap bagian data yang masuk ke dalam kelas tertentu.
- c) F1-Score : Nilai yang merepresentasikan keseimbangan antara presisi dan recall berasal dari perbandingan rata-rata keduanya.
- d) Accuracy : Proporsi keseluruhan prediksi yang benar dibandingkan total prediksi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memperoleh data berupa opini pengguna aplikasi iBI Library melalui proses scraping menggunakan pustaka *Google Play Scraper*, dengan mempertimbangkan ulasan yang relevan dan menggunakan bahasa Indonesia. Informasi yang dikumpulkan mencakup isi ulasan, nama pengguna, tanggal penulisan ulasan, serta rating yang diberikan terhadap aplikasi. Total data yang berhasil dihimpun pada bulan April 2025 berjumlah 225 ulasan pengguna.

```
[ ] len(df_busu.index) #count the number of data we got
225

df_busu[['userName', 'score', 'at', 'content']].head() #preview userName, rating, date-time, and reviews only
```

	userName	score	at	content
0	indra arianto	1	2025-04-03 04:32:37	aplikasinya udah bagus dari segi tampilan dan ...
1	Violet Cyrilus	5	2025-01-24 09:31:06	Aplikasinya bagus. Cuman saran aj, mungkin lbi...
2	Shafira Raisya	3	2025-03-09 05:22:24	katanya offline, tapi waktu offline gabisa di ...
3	Monicha	3	2025-01-28 19:46:36	Tolong bikin kebijakan buat yg sudah pinjam bu...
4	Hanum Anisa Dwi Cahya	3	2025-03-28 18:07:57	Sorry bgt ngasih 3 bintang, tapi bukunya ga ad...

Hasil Scraping Data 1. 2

Sumber Gambar : google colaboratory

Setelah itu, dataset yang terkumpul kemudian disimpan dan diubah menjadi file CSV yang berisi data ulasan aplikasi iBI Library. Langkah-langkah untuk mengubah dataset ke dalam format file CSV adalah sebagai berikut.

```
[ ] # prompt: save csv data
df.to_csv('processed_data_iBI.csv', index=False)

df = pd.read_csv('processed_data_iBI.csv')
df
```

Format File CSV 1. 3

Sumber Gambar : google colaboratory

Dilanjutkan dengan tahapan preprocessing data yang dilakukan agar dataset yang berisi ulasan dapat digunakan untuk analisis sentimen yang memudahkan dalam pengklasifikasian sentimen. Tahapan yang dilakukan yaitu cleaning data, case folding, tokenizing, normalization, stopword removal dan stemming menggunakan bahasa pemrograman Python pada *Google Colaboratory* sebagai berikut.

Tabel Hasil Preprocessing Data 2. 1

Tahap	Ulasan
Data Mentah	Ini kenapa sih nggak bisa login. Failed terus pas mau masuk aplikasinya :-):-)
Cleaning	Ini kenapa sih nggak bisa login failed terus pas mau masuk aplikasinya
Case Folding	ini kenapa sih nggak bisa login failed terus pas mau masuk aplikasinya
Tokenizing	['ini', 'kenapa', 'sih', 'tidak', 'bisa', 'login', 'failed', 'terus', 'pas', 'mau', 'masuk', 'aplikasinya']
Normalization	ini kenapa sih tidak bisa login failed terus pas mau masuk aplikasinya
Stopword Removal	['sih', 'login', 'failed', 'pas', 'masuk', 'aplikasinya']
Stemming	sih login failed pas masuk aplikasi

Sumber Tabel : Hasil Preprocessing Data

Tahap selanjutnya Transformation data dimulai dengan splitting dataset (pembagian data) ke dalam dua kelompok, yaitu data training dan data testing. Dengan pembagian data training dan data testing masing-masing sebesar 80 : 20.

```

➡ Jumlah data latih: 180
  Jumlah data uji: 45

Distribusi data latih:
label
netral      76.67%
positif     12.22%
negatif     11.11%
Name: proportion, dtype: object

Distribusi data uji:
label
netral      77.78%
negatif     11.11%
positif     11.11%
Name: proportion, dtype: object
  
```

Hasil Splitting Dataset 1. 4

Sumber Gambar : google colaboratory

Hasil pembagian dataset (splitting), data ulasan yang telah melalui proses preprocessing dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data), dengan rasio 80:20. Dari total 225 data ulasan yang tersedia, sebanyak 180 data (80%) digunakan sebagai data latih untuk melatih model klasifikasi, sementara sisanya sebanyak 45 data (20%) digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi performa model.

Distribusi sentimen dalam data latih menunjukkan bahwa mayoritas ulasan berada dalam kategori netral sebesar 76,67%, disusul oleh kategori positif sebesar 12,22%, dan negatif sebesar 11,11%. Sementara itu, distribusi data uji menunjukkan proporsi yang

relatif konsisten, yaitu netral sebesar 77,78%, serta positif dan negatif masing-masing sebesar 11,11%.

Setelah dilakukan splitting dataset, maka selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur yaitu dengan melakukan pembobotan kata menggunakan TF-IDF sebagai berikut.

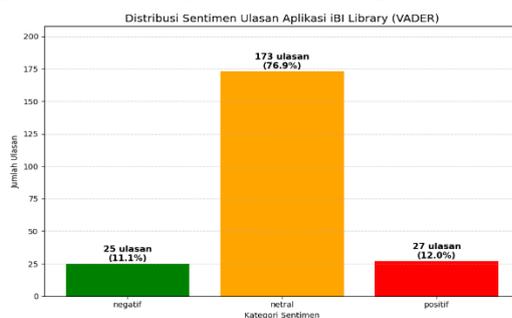
	ada	aplikasi	baca	bagus	buku	bukunya	ga	gak	kenapa	lagi	...	mohon	nya	padahal	pinjam	tepat
0	0.552278	0.0	0.000000	0.199730	0.128543	0.368185	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.197561	0.403945	0.000000	0.334550
1	0.299512	0.0	0.577482	0.324953	0.418270	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.544301
2	0.344403	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.538822
3	0.228960	0.0	0.000000	0.000000	0.316531	0.000000	0.122956	0.000000	0.0	0.000000	...	0.133776	0.000000	0.000000	0.243242	0.000000
4	0.370435	0.0	0.357113	0.000000	0.000000	0.370435	0.401900	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.000000	0.000000	0.307536	0.336594
5	0.363654	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.363654	0.394543	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.000000	0.398973	0.000000	0.330433
6	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.388146	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.767861	0.000000	0.000000	0.326074
7	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.761341	0.0	0.256769	...	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
8	0.264943	0.0	0.255415	0.000000	0.184997	0.000000	0.574866	0.000000	0.0	0.267478	...	0.000000	0.284326	0.000000	0.000000	0.000000
9	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.527147	0.000000	0.0	0.000000	...	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.441489

Hasil TF-IDF 1. 5

Sumber Gambar : google colaboratory

Hasil transformasi TF-IDF ditampilkan dalam bentuk matriks, di mana setiap baris merepresentasikan satu ulasan dan setiap kolom merepresentasikan bobot dari kata tertentu. Berdasarkan output yang ditampilkan, beberapa kata seperti “buku”, “baca”, “bagus”, “pinjam” dan “aplikasi” memiliki bobot yang bervariasi di tiap ulasan, tergantung pada frekuensi dan relevansinya dalam konteks kalimat. Sebagai contoh, dalam ulasan dengan sentimen positif, kata “bagus” atau “buku” mungkin muncul dengan bobot tinggi, sedangkan kata “gak”, “kenapa” atau “error” cenderung lebih menonjol dalam ulasan dengan sentimen negatif. Sementara ulasan netral menunjukkan distribusi kata yang lebih tersebar dan tidak terlalu dominan.

Berikutnya dilakukan pelabelan data menggunakan pendekatan *VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)* yaitu algoritma berbasis leksikon yang dirancang khusus untuk menganalisis sentimen pada teks yang tidak terstruktur seperti ulasan, komentar media sosial dan percakapan sehari-hari [19]. VADER memiliki keunggulan dalam mendeteksi ekspresi emosional bahkan ketika teks mengandung singkatan, kata gaul atau penekanan seperti huruf kapital dan tanda seru.



Hasil VADER Sentiment 1. 6

Sumber Gambar : google colaboratory

Setelah diterapkan pada 225 data ulasan pengguna aplikasi iBI Library, sistem klasifikasi VADER menghasilkan tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif dan netral. Hasil pelabelan menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan berada dalam kategori netral, yakni sebanyak 173 ulasan atau sekitar 76,9% dari total data. Sementara itu, ulasan dengan sentimen positif berjumlah 27 ulasan (12,0%) dan sentimen negatif tercatat sebanyak 25 ulasan (11,1%).

Setelah dilakukan pelabelan sentimen, Model *Gaussian*, *Multinomial*, dan *Bernoulli* adalah tiga model algoritma *Naive Bayes* yang digunakan pada tahap klasifikasi sentimen terhadap ulasan aplikasi iBI Library. Dengan menggunakan skenario pengujian 80:20 yang telah diuraikan pada tahap transformasi, algoritma *Naive Bayes Gaussian*, *Multinomial*, dan *Bernoulli* diimplementasikan. Berikut ini adalah salah satu hasil dari penerapan algoritma *Naive Bayes Classifier*.

	content	GaussianNB_sentiment	MultinomialNB_sentiment	BernoulliNB_sentiment
0	bukunya lumayan lengkap	positif	positif	positif
1	kok gabisa memuat data yaaa	negatif	negatif	negatif
2	daftar buku yg tersedia malah ada sistemnya me...	positif	negatif	negatif
3	mon maaf ji tulisannya kagak nongol gimanasih	netral	negatif	negatif
4	kenapa ya ga dibuka lagi bukubukunya padahal k...	negatif	negatif	negatif
5	bagus aplikasinya koleksi buku lumayan terimak...	positif	positif	positif
6	registrasi bagaimana caranya	negatif	negatif	negatif
7	error gak pinjam buku	netral	negatif	negatif
8	aplikasinya perlu beberapa perbaikan karna ser...	positif	negatif	positif
9	kenapa sih nggak login failed terus pas mau ma...	negatif	negatif	negatif

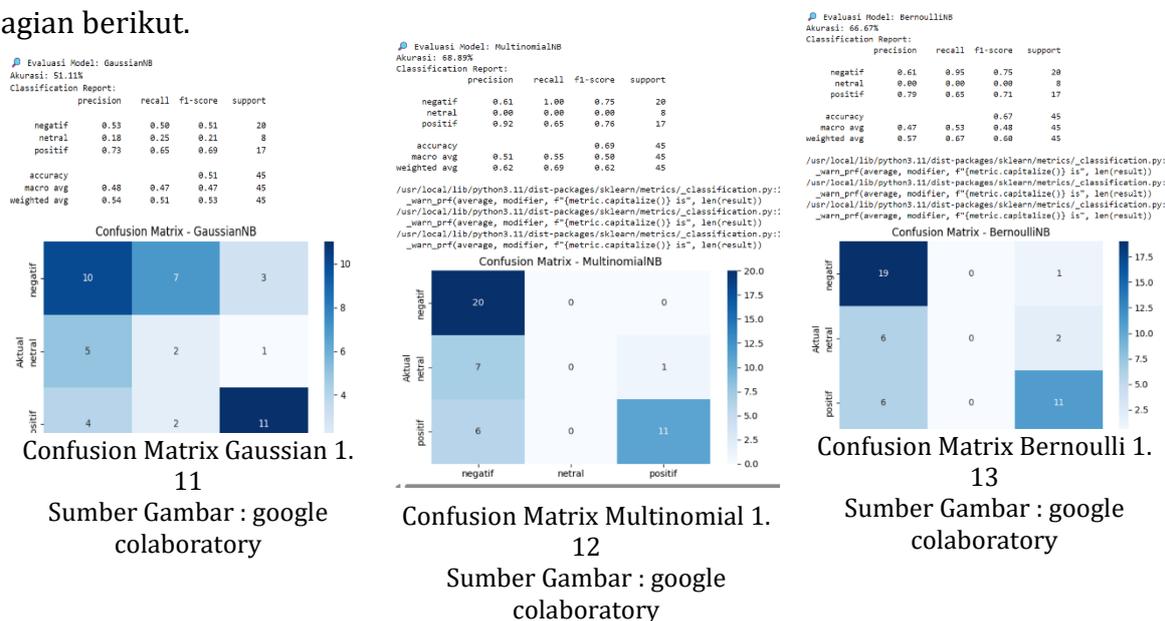
Hasil Klasifikasi Naive Bayes 1. 7
Sumber Gambar : google colaboratory

Dari hasil klasifikasi terhadap sampel ulasan yang diuji, ketiga model *Naive Bayes* menunjukkan kemampuan yang bervariasi. Model *GaussianNB* cenderung menghasilkan klasifikasi yang lebih seimbang dan menangkap nuansa netral seperti pada ulasan "mon maaf ji tulisannya kagak nongol gimanasih" dan "error gak pinjam buku". Di sisi lain, *MultinomialNB* lebih tepat dalam mengklasifikasikan sentimen menjadi positif atau negatif, namun cenderung mengabaikan kemungkinan kategori netral. Sementara itu, *BernoulliNB* memperlihatkan konsistensi tinggi dengan hasil klasifikasi yang sebagian besar seragam dengan *MultinomialNB*, meskipun menunjukkan sedikit perbedaan dalam mengenali ulasan positif seperti pada kalimat "aplikasinya perlu beberapa perbaikan karna sering ngelag".

Secara keseluruhan, klasifikasi oleh ketiga model menghasilkan prediksi yang relatif selaras, terutama dalam mendeteksi sentimen negatif dan positif. Namun, perbedaan

menyalahkan, oleh karena itu penting untuk tidak mengabaikan sentimen netral dalam interpretasi keseluruhan.

Menilai seberapa baik kinerja algoritma *Naive Bayes* yaitu *Gaussian*, *Multinomial*, dan *Bernoulli* dalam klasifikasi sentimen adalah tahap terakhir dari penelitian ini. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix, yang mencakup matrix True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), serta ukuran performa seperti accuracy, precision, recall, dan f1-score. Hasil dari evaluasi terhadap ketiga model berdasarkan skenario pengujian yang diterapkan disajikan pada bagian berikut.



Pada tahapan evaluasi model, ketiga model *Naive Bayes* menunjukkan performa yang bervariasi dalam mengklasifikasikan data sentimen ke dalam kategori positif, negatif dan netral. Model *MultinomialNB* menunjukkan performa terbaik secara keseluruhan dengan akurasi tertinggi sebesar 68.89%, diikuti oleh *BernoulliNB* dengan 66.67%, sedangkan *GaussianNB* hanya mencapai 51.11%. *MultinomialNB* memiliki kelebihan pada klasifikasi sentimen negatif dengan recall sempurna (1.00) dan f1-score tinggi (0.75), serta mampu mengenali sentimen positif dengan precision sangat tinggi (0.92). Namun, sama seperti *BernoulliNB*, model ini gagal sepenuhnya mengenali sentimen netral dengan precision dan recall sebesar 0.00. *BernoulliNB* juga menunjukkan performa yang cukup baik untuk kategori negatif (recall 0.95) dan positif (precision 0.79), namun mengalami kegagalan serupa dalam mendeteksi sentimen netral. Sebaliknya, *GaussianNB* tampil kurang memuaskan secara umum, dengan akurasi paling

rendah dan ketidakkonsistenan dalam mengenali seluruh kelas sentimen. Meskipun mampu menangkap sebagian data positif (recall 0.65), model ini banyak melakukan kesalahan dalam klasifikasi, terutama pada kategori netral, yang sering diklasifikasikan secara keliru sebagai negatif atau positif.

Confusion matrix dari ketiga model secara konsisten menunjukkan kelemahan utama dalam mendeteksi sentimen netral, dengan banyaknya data netral yang diklasifikasikan sebagai negatif. Secara keseluruhan, *MultinomialNB* merupakan model yang paling tepat di antara ketiganya, khususnya dalam mengenali sentimen negatif dan positif, sementara *GaussianNB* tampak kurang cocok untuk data ini dan semua model memerlukan peningkatan dalam menangani sentimen netral agar performa klasifikasi menjadi lebih seimbang.

Dalam penelitian ini terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, yaitu mengenai keterbatasan pada jumlah dan distribusi data ulasan dari total 225 ulasan yang dikumpulkan, mayoritas tergolong ke dalam kategori sentimen netral (76,9%) sehingga menyebabkan ketidakseimbangan kelas yang dapat memengaruhi kinerja model dalam mengenali sentimen positif dan negatif secara optimal. Ketimpangan distribusi ini berdampak pada rendahnya performa model dalam mengklasifikasikan data sentimen netral, seperti yang ditunjukkan oleh evaluasi confusion matrix. Penggunaan algoritma VADER sebagai alat pelabelan sentimen, meskipun efektif untuk teks informal, memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks semantik yang kompleks dalam bahasa Indonesia, terutama jika teks mengandung ambiguitas, sarkasme, atau struktur kalimat yang tidak baku. Pemilihan model klasifikasi hanya terbatas pada tiga varian *Naive Bayes* tanpa membandingkannya dengan algoritma pembelajaran mesin lainnya seperti SVM atau Random Forest yang mungkin dapat memberikan performa lebih baik [21]. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi model klasifikasi yang lebih beragam, menerapkan teknik *resampling* untuk mengatasi ketidakseimbangan data, serta menggunakan pendekatan pelabelan sentimen berbasis pembelajaran mendalam (deep learning) agar mampu menangkap nuansa opini pengguna dengan lebih akurat.

4. SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan metode KDD (*Knowledge Discovery in Database*) yang diintegrasikan dengan algoritma *Naive Bayes Classifier* (Gaussian, Multinomial, & Bernoulli) efektif dalam mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap aplikasi iBI Library berbasis data. Dari hasil analisis, ditemukan bahwa sebagian besar ulasan pengguna bersifat netral (76,9%), sedangkan selebihnya terbagi dalam sentimen positif (12,0%) dan negatif (11,1%). Model *MultinomialNB* menunjukkan performa terbaik dengan akurasi tertinggi mencapai 68,89%, unggul dibandingkan *BernoulliNB* (66,67%) dan *GaussianNB* (51,11%). Visualisasi wordcloud digunakan untuk menunjukkan kata-kata dominan dalam masing-masing kategori sentimen yang mencerminkan persepsi pengguna terhadap fitur dan kualitas layanan aplikasi.

Sentimen positif menunjukkan kepuasan pengguna dengan kemudahan akses layanan terhadap koleksi buku digital, antarmuka aplikasi yang intuitif, serta kelengkapan konten yang sesuai kebutuhan informasi dan Hal ini memperkuat pentingnya mempertahankan keunggulan tersebut sebagai standar kualitas layanan. Sentimen negatif menggambarkan keluhan pengguna terhadap fitur yang tidak berfungsi optimal, seperti masalah login, proses peminjaman digital yang gagal, aplikasi crash dan kesalahan sistem lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa pengembang perlu melakukan evaluasi menyeluruh terhadap keandalan sistem (*system reliability*), memperbaiki bug teknis, serta menyediakan dukungan pengguna yang responsif, termasuk panduan penggunaan dan layanan bantuan. Sementara itu, sentimen netral memperlihatkan komentar deskriptif tanpa ekspresi emosional yang kuat. Kosakata seperti “gak bisa buka”, “kenapa belum muncul” atau “harap ditambah koleksi”, menandakan bahwa pengguna menyampaikan keluhan ringan atau permintaan fitur tambahan dengan nada informatif. Meskipun tidak eksplisit menyatakan ketidakpuasan, pola ini tetap penting sebagai indikator potensi perbaikan, terutama dalam hal peningkatan koleksi, kecepatan respon dan tampilan aplikasi.

Penelitian ini memberikan implikasi baik secara teoritis, praktis dan teknologi. Secara teoritis, penelitian ini memperkaya kajian dalam bidang ilmu perpustakaan dan informasi dengan menghadirkan pendekatan baru berbasis data melalui integrasi metode analisis sentimen dan algoritma *Naive Bayes* untuk mengevaluasi opini pengguna secara otomatis, khususnya pada konteks aplikasi perpustakaan digital. Secara praktis,

hasil penelitian memberikan masukan konkret bagi pengelola iBI Library untuk memahami persepsi pengguna secara lebih mendalam, di mana ulasan positif menyoroti fitur yang layak dipertahankan, sementara ulasan negatif menyatakan aspek teknis seperti login, kinerja aplikasi dan ketersediaan koleksi yang perlu diperbaiki untuk peningkatan kualitas layanan. Dari sisi teknologi, penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan platform *Google Colaboratory* yang diintegrasikan dengan KDD dan tiga model *Naive Bayes (Gaussian, Multinomial & Bernoulli)* terbukti efektif untuk mengolah data ulasan dalam jumlah besar secara efisien. Temuan ini dapat menjadi dasar pengembangan sistem evaluasi otomatis dan real time untuk mendukung pengambilan keputusan serta perbaikan berkelanjutan dalam pengelolaan layanan perpustakaan digital.

REFERENCES

- [1] A. A. Harahap, R. Iqbal, D. Amalia, and S. Y. Kamseno, "EVALUATION OF USER SATISFACTION OF IBI LIBRARY APPLICATION USING PIECES MODEL," *J. El -Pustaka*, vol. 05, no. 01, pp. 35–58, 2024, [Online]. Available: https://ejournal.radenintan.ac.id/index.php/elpustaka/article/download/22241/7442?__cf_chl_tk=8xFdn.eJdlDMqQMYVIwXwOFp4QTqLZigBY9aaoaMkQc-1745243761-1.0.1.1-ibqRbj8NfuKDaDWAadjbvVzE5Tzwaqsd1Mhr1bzw0w
- [2] Aksaramaya, "iBI Library: Aplikasi Digital Library Milik BI," 2023. <https://aksaramaya.com/en/ibi-library-aplikasi-digital-library-milik-bi/> (accessed Apr. 21, 2025).
- [3] R. P. Arianty, M. R. A. Prasetya, S. P. Cipta, and B. Nugraha, "Sentiment analysis study of library services using support vector machine methods," *TEKNOSAINS*, vol. 12, no. 1, pp. 122–132, 2025, doi: 10.37373/tekno.v12i1.1303.
- [4] H. N. Zuhdi and B. Prasetyo, "Sentiment Analysis On Ipusnas Application Reviews In Google Play Store Using Naive Bayes Classifier Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi iPusnas di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier," vol. 5, no. 1, pp. 12–19, 2025, [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/ijirse/article/view/1846>
- [5] S. Pasaribu, L. Rohani, and M. Faisal, "Persepsi pengguna aplikasi digital perpustakaan bank indonesia 'IBI Library' berbasis android," *Triwikrama J. Ilmu Sos.*, vol. 3, no. 7, pp. 156–166, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.warunayama.org/index.php/triwikrama/article/view/3105>
- [6] M. Raffi, A. Suharso, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Binar Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Sentiment Analysis of Binar Application Reviews on Google Play Store Using Naive Bayes Algorithm," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2023, [Online]. Available: <https://journal.ipm2kpe.or.id/index.php/INTECOM/article/download/6117/3690>
- [7] A. Septiani and I. Budi, "Klasifikasi Ulasan Pengguna Aplikasi: Studi Kasus Aplikasi Ipusnas Perpustakaan Nasional Republik Indonesia (PNRI)," *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 4, pp. 1110–1120, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i4.3216.
- [8] R. Shad, K. Potter, and A. Gracias, "International Journal of Artificial Natural Language Processing (NLP) for Sentiment Analysis : A Comparative Study of Machine Learning Algorithms," *SvedbergOpen*, vol. 5, no. 1, pp. 58–69, 2025, doi: 10.51483/IJAIML.5.1.2025.58-69.
- [9] F. A. Tohir, B. Irawan, and A. Bahtiar, "Analisis Sentimen Aplikasi ChatGPT Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *ICIT (Innovative Creat. Inf. Technol.)*, vol. 10, no. 2, pp. 179–192, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.raharja.ac.id/index.php/icit/article/view/3016>
- [10] S. Khoerunnisa, D. F. Shiddiq, and D. Nurhayati, "Application of the Naive Bayes Algorithm with TF-IDF and Cross Validation Techniques for Sentiment Analysis Towards Starlink Penerapan Algoritma Naive Bayes dengan Teknik TF-IDF dan Cross Validation untuk Analisis Sentimen Terhadap Starlink," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. April, pp. 566–577, 2025, [Online].

- Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/download/1852/933/10058>
- [11] R. Mursyid and A. D. Indriyanti, "Perbandingan Akurasi Metode Analisis Sentimen Untuk Evaluasi Opini Pengguna Pada Platform Media Sosial (Studi Kasus: Twitter)," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 06, pp. 371–383, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/61322%0Ahttps://ejournal.unesa.ac.id>
- [12] M. Birjali, M. Kasri, and A. Beni-Hssane, "A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 226, p. 107134, 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107134.
- [13] L. J. Anreaja, N. N. Harefa, J. G. P. Negara, V. N. H. Priyantara, and A. B. Prasetyo, "Naive Bayes and Support Vector Machine Algorithm for Sentiment Analysis Opensea Mobile Application Users in Indonesia," *JISA (Jurnal Inform. dan Sains)*, vol. 5, no. 1, pp. 62–68, 2022, doi: 10.31326/jisa.v5i1.1267.
- [14] V. Kumar and B. Bhimrao, "Exploring the Use of Sentiment Analysis in Library User Studies: Approaches and Challenges," *Chang. Landsc. LIS Educ. Res.*, no. April, 2023, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/370058798>
- [15] A. T. Rizkya, R. Rianto, and A. I. Gufroni, "Implementation of the Naive Bayes Classifier for Sentiment Analysis of Shopee E-Commerce Application Review Data on the Google Play Store," *Int. J. Appl. Inf. Syst. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 31–37, 2023, doi: 10.37058/jaisi.v1i1.8993.
- [16] B. Alsanousi, A. S. Albeshar, H. Do, and S. Ludi, "Investigating the User Experience and Evaluating Usability Issues in AI-Enabled Learning Mobile Apps: An Analysis of User Reviews," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 6, pp. 18–29, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140602.
- [17] F. Aftab *et al.*, "A Comprehensive Survey on Sentiment Analysis Techniques," *Int. J. Technol.*, vol. 14, no. 6, pp. 1288–1298, 2023, doi: 10.14716/ijtech.v14i6.6632.
- [18] R. F. P. Pratama and W. Maharani, "Comparative Analysis of Naive Bayes and SVM for Improved Emotion Classification on Social Media," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 11–20, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29087.
- [19] E. A. Elfaiz, R. Akhsani, S. Prayoga, M. Cinthya, and M. S. Akbar, "Analisis Sentimen Performansi Operator Telekomunikasi di Indonesia Menggunakan Metode Text Mining," *J. Sains Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 14–22, 2025, doi: 10.54259/satesi.v5i1.4024.
- [20] M. Yusran, S. Siswanto, and A. Islamiyati, "Comparison of Multinomial Naive Bayes and Bernoulli Naive Bayes on Sentiment Analysis of Kurikulum Merdeka with Query Expansion Ranking," *Sistemasi*, vol. 13, no. 1, p. 96, 2024, doi: 10.32520/stmsi.v13i1.3187.
- [21] D. Sabrina, A. D. Sabilla, and N. Azizah, "KOMBINASI VADER LEXICON DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN KOMENTAR APLIKASI BLU BCA," *Inser. Inf. Syst. Emerg. Technol. Journa.*, vol. 6, no. 1, pp. 22–33, 2025, [Online]. Available: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/insert/article/download/86240/33060/287368>