

Siti Nurhaliza - Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Fenomena Childfree (Kehidupan Tanpa Anak) pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

by Siti Nurhaliza By Arien B

Submission date: 02-Sep-2023 08:35AM (UTC+0700)

Submission ID: 2156103802

File name: Twitter_Menggunakan_Algoritma_Na_ve_Bayes_-_Siti_Nurhaliza.docx (487.11K)

Word count: 5188

Character count: 32906

Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Fenomena *Childfree* (Kehidupan Tanpa Anak) pada *Twitter* Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

10 Siti Nurhaliza^{[1]*}, Firman Noor Hasan^[2]
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri dan Informatika^{[1],[2]}
Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA
Jakarta, Indonesia
fromelizza@gmail.com^{[1],[2]}

Abstract— *Childfree* has become a topic that is discussed quite often in almost all regions of Indonesia, especially in urban areas. Not only negative stigma, the choice to live a life without children in Indonesia also carries positive stigma. Views on *childfree* in Indonesia are highly diverse, considering the many differences in social environments and personal experiences of each individual. In this research, the *Naïve Bayes* algorithm is used as a sentiment classifier in the form of textual data collected through *Twitter* using the *Rapid Miner*. The aim of this research is to analyze and present data regarding sentiment towards the *childfree* phenomenon in Indonesia. The results of this research reveal the presence of 319 negative sentiments and 181 positive sentiments, and the accuracy value of the *Naïve Bayes* algorithm in conducting sentiment analysis on the *childfree* phenomenon reached 95.02% in sentiment analysis towards the *childfree* phenomenon. This is attributed to varying perspectives on personal well-being and understanding of lifestyle choices, where some consider that they can attain greater personal well-being by opting for a *childfree* life. They prioritize focusing on their careers, education, or other activities that they believe can bring them happiness and greater well-being in their lives.

Keywords— *Childfree*, *Naïve Bayes*, *Sentiment Analysis*, *Twitter*

Abstrak— *Childfree* telah menjadi topik yang cukup sering dibahas di hampir semua daerah di Indonesia, terlebih lagi di daerah perkotaan. Tak hanya stigma negatif, pilihan untuk menjalani kehidupan tanpa anak di Indonesia juga memberikan stigma yang positif. Pandangan terhadap *childfree* di Indonesia ini sangatlah beragam, mengingat banyaknya perbedaan lingkungan sosial dan pengalaman pribadi dari setiap individu. Dalam penelitian ini, algoritma *Naïve Bayes* digunakan sebagai pengklasifikasi sentimen dalam bentuk data teks yang dikumpulkan melalui *Twitter* dengan menggunakan perangkat lunak *Rapid Miner*. Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis serta menyajikan data mengenai sentimen masyarakat terhadap fenomena *childfree* di Indonesia. Hasil dari penelitian ini menunjukkan adanya 319 sentimen negatif dan 181 sentimen positif serta nilai akurasi algoritma *Naïve Bayes* dalam melakukan analisis sentimen terhadap fenomena *childfree* yang mencapai angka 95,02%. Hal ini disebabkan dengan adanya pandangan mengenai pendekatan terhadap kesejahteraan pribadi dan pemahaman tentang pilihan hidup, di mana beberapa dari mereka menganggap bahwa mereka bisa mendapatkan kesejahteraan pribadi yang lebih dengan memilih untuk *childfree*. Mereka lebih menginginkan untuk fokus ke kehidupan karir,

pendidikan, atau aktivitas lain yang bagi mereka dapat memberikan kebahagiaan serta kesejahteraan yang lebih dalam hidup mereka.

Kata Kunci— *Childfree*, *Naïve Bayes*, *Analisis Sentimen*, *Twitter*

I. PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan teknologi, terutama pada jejaring sosial, Indonesia sedang disibukkan dengan fenomena baru yang hadir disela-sela kehidupan masyarakat. *Childfree* sendiri adalah bentuk pilihan hidup tanpa dikaruniai seorang anak atau dengan kata lain *childfree* merupakan pilihan hidup yang secara sukarela memilih untuk tidak memiliki anak dengan pertimbangan lingkungan [1]. Fenomena *childfree* yang datang dari kebudayaan luar ini perlahan hadir dan berkembang di Indonesia. Namun, mengingat beragamnya sudut pandang masyarakat dan banyaknya perbedaan lingkungan kehidupan sosial masyarakat, menjadikan fenomena ini masih banyak didebatkan kehadirannya. Ada yang menganggap fenomena ini cocok untuk diterapkan di Indonesia, dan begitupun sebaliknya, mengingat kembali bagaimana budaya yang diterapkan di sini. Beberapa masyarakat juga masih ada yang belum bisa menyaring kehadiran fenomena ini dengan baik. Hal ini ditunjukkan dengan adanya beberapa masyarakat yang sekadar mengikuti fenomena ini dikarenakan sedang menjadi *trend* [2].

Salah satu media sosial yang menjadi tempat banyak masyarakat untuk berbagi komentar atau memberikan opini mereka adalah *Twitter*. *Tweet* yang ditulis oleh masyarakat sangat berguna karena memberikan umpan balik terhadap suatu hal. Selain itu, *tweet-tweet* tersebut dapat dijadikan dasar dalam memahami sentimen atau persepsi masyarakat terhadap hal yang dibicarakan [3]. Hal ini dikarenakan *Twitter* memiliki lebih dari 140 juta pengguna aktif yang setiap harinya dapat membagikan lebih dari 400 juta *tweet* atau opini mereka kepada publik. Tak hanya itu, pengguna *Twitter* juga dapat membicarakan hal-hal yang sedang tren dan membagikannya untuk mendapatkan umpan balik dari pengguna lainnya [4].

Data-data *tweet* tersebut akan diproses melalui *text mining* untuk dilakukan analisis terhadapnya. *Text mining* sendiri bertujuan untuk mencari dan menemukan informasi yang belum diketahui sebelumnya, namun berpotensi berguna dari data teks tak terstruktur atau semi-struktur [5]. Dari

berbagai macam *tweet* yang terdapat pada Twitter tersebut, tentunya perlu waktu yang lama untuk dilakukan proses analisis. Dengan ini, beberapa metode dapat digunakan dengan tujuan menyingkat ²² proses analisis sentimen terhadap data *tweet* tersebut. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis sentimen suatu hal tersebut adalah metode atau algoritma Naïve Bayes [6], [7]. Algoritma Naïve Bayes didasari oleh prinsip Bayes yang menjelaskan bahwa seluruh kegiatan memiliki kontribusi yang kepentingannya sama atau memiliki kebebasan terhadap pemilihan *class* tertentu. Algoritma ini adalah metode yang digunakan dalam proses *text mining* untuk memvisualisasi sentimen masyarakat [8].

Analisis sentimen adalah metode pengidentifikasi sebuah sentimen yang berbentuk data teks dan bagaimana sentimen tersebut bisa dikategorikan sebagai sentimen yang positif atau negatif [9]. Dengan kata lain, analisis sentimen juga memiliki istilah lain yakni, *opinion mining*. *Opinion mining* sendiri merupakan gabungan dari *text mining* dan *natural language processing*. Tujuan dari *text mining* yaitu sebagai penambah data teks yang asalnya dari *file* tertentu dan mencari kata-kata yang *file* tersebut wakikan. Dengan demikian, memungkinkan adanya analisis yang terhubung antara *file* tersebut [10]. Nantinya proses analisis tersebut dilakukan menggunakan tool Rapid Miner menggunakan algoritma Naïve Bayes. Pada penelitian ini, Rapid Miner digunakan sebagai penganalisis data dan juga sebagai mesin *data mining* [11]. Pada Rapid Miner, dilakukan beberapa tahapan untuk memenuhi penelitian ini. Diawali dengan menarik dan mengumpulkan data-data berbentuk opini dari *Twitter*. Setelah melakukan tahap *crawling data* tersebut, dilakukan beberapa tahap lainnya guna membersihkan data-data tersebut agar dapat dianalisis dengan baik. Tahap *cleansing* dan *filtering* tersebut mencakupi tokenisasi, *case folding*, *stopword removal*. Setelahnya dilakukan pelabelan, dan pengklasifikasian [12][13]. Setelah melalui tahap tersebut dilakukan penganalisisan menggunakan Naïve Bayes yang memungkinkan adanya pengklasifikasian yang didasari oleh asumsi di mana setiap prediksi *attributes* mempunyai hubungan kondisional yang mandiri di setiap kelasnya. Dengan demikian, algoritma ini adalah metode pengklasifikasian yang sangat efektif serta menghasilkan hasil klasifikasi yang baik [14]. Metode ini terbukti efektif dalam melakukan pengklasifikasian serta kinerjanya lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. Naïve bayes dinilai lebih baik karena kecepatan dan kesederhanaannya dalam mengklasifikasi suatu data teks ²⁸. Keuntungan lainnya yang diberikan oleh algoritma Naïve Bayes yakni tidak perlukannya data latih dalam jumlah yang begitu banyak, sehingga proses klasifikasi teks yang akan diprediksi dapat dilakukan dengan mudah dan cepat. Untuk memperhitungkan klasifikasi metode ini adalah dengan perhitungan probabilitas [16].

¹⁴ Penelitian serupa dilakukan oleh Pristiyono berjudul “*Sentiment Analysis of COVID-19 Vaccine in Indonesia using Naïve Bayes Algorithm*” [17] yang membahas mengenai analisis sentimen terhadap vaksin untuk COVID-19 di Indonesia dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes sebagai pengklasifikasinya. Penelitian ini bertujuan untuk menilai sentimen masyarakat Indonesia melalui analisis jaringan sosial dari vaksin COVID-19 per Januari 2021. Hasil pengukuran

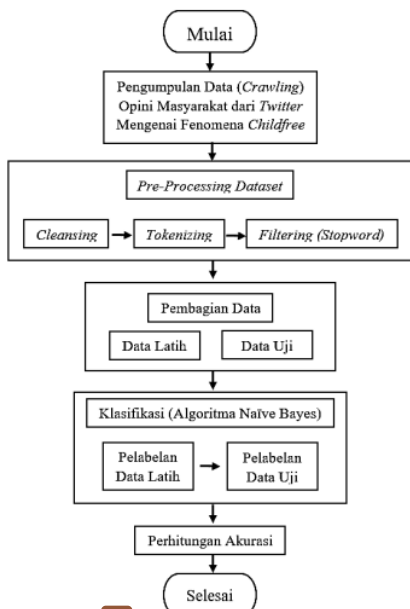
sentimen penelitian ini menunjukkan bahwa terdapat lebih dari 56% *tweet* negatif, lebih dari 39% *tweet* positif, dan 1% *tweet* netral. Penelitian selanjutnya yang serupa adalah penelitian yang dilakukan oleh Charlyn Villavicencio yang berjudul “*Twitter Sentiment Analysis towards COVID-19 Vaccines in the Philippines Using Naïve Bayes*” [18] yang membahas tentang analisis sentimen dengan algoritma Naïve Bayes mengenai vaksin COVID-19 di Filipina dengan polaritas positif, negatif, dan netral. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes menghasilkan nilai akurasi sebesar 81,77%. Penelitian lain yang juga serupa dilakukan oleh Lopamudra Dey yang berjudul “*Sentiment Analysis of Review Datasets using Naïve Bayes and K-NN Classifier*” [19] yang membahas mengevaluasi kinerja klasifikasi sentimen dalam hal akurasi, dan presisi. Algoritma yang digunakan untuk menganalisis topik dari penelitian itu adalah Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbour. Hasil percobaan pada penelitian ini menunjukkan bahwa hasil dengan pendekatan Naïve Bayes lebih baik dari pendekatan K-NN dengan menghasilkan nilai akurasi sebesar 80%. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah pengukuran sentimen, yang di mana pada penelitian terdahulu mengukur sentimen positif, negatif, dan netral. Sedangkan penelitian ini hanya mengukur dua jenis sentimen saja, yakni positif dan negatif. Selain itu, terdapat pula perbedaan pada penggunaan algoritma pengklasifikasi. Pada penelitian terdahulu, terdapat perbandingan antara algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbour. Sedangkan penelitian ini hanya menggunakan algoritma Naïve Bayes sebagai penganalisis sentimen.

Pada penelitian ini, data-data yang dikumpulkan berasal dari media Twitter yang berisikan komentar atau opini-opini masyarakat mengenai *childfree*. Setelah itu, data yang telah dikumpulkan tersebut akan dilakukan proses pembersihan data, lalu setelahnya akan dianalisis dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Penelitian ini sendiri memiliki tujuan, yakni mencari tahu sentimen positif dan negatif masyarakat Indonesia mengenai fenomena *childfree* menggunakan *tweet* yang diunggah melalui Twitter. Kemudian data-data yang telah teridentifikasi apakah positif atau negatif akan dilakukan analisis dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes [20]. Penelitian ini fokus kepada opini masyarakat mengenai *childfree* yang terdapat pada Twitter berjumlah 500 data. Proses penarikan data dan analisis sentimen dilakukan menggunakan Rapid Miner.

II. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

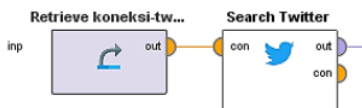
Tahapan dari penelitian ini diawali dari tahap data (*crawling*) dan dilanjutkan ke tahap analisis dari data yang telah melalui tahap-tahap sebelumnya.



31
Gambar 1. Tahapan Penelitian (Sumber: Peneliti)

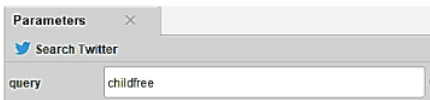
A. Pengumpulan Data (Crawling)

Tahap ini merupakan langkah awal yakni, tahap pengumpulan data berbentuk opini dari Twitter melalui Rapid Miner menggunakan operator *Search Twitter*. Data yang dikumpulkan untuk penelitian ini sejumlah 2000 data dengan rentang waktu pengumpulan data adalah pada tanggal 3 s.d. 10 Mei 2023.



Gambar 2. Crawling Data (Rapid Miner) (Sumber: Peneliti)

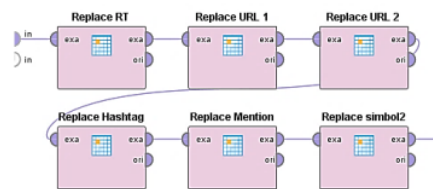
Pada gambar 2 terdapat proses pengumpulan data melalui *Rapid Miner* yang menggunakan dua operator utama yakni, operator *Retrieve* (pengambilan) dan operator *Search* (Pencarian). Dikarenakan penelitian ini ingin mengumpulkan data dari Twitter, maka digunakan operator *Retrieve* koneksi-twitter untuk melakukan koneksi dengan twitter agar dapat mengumpulkan data-data yang ingin digunakan untuk penelitian ini. Sedangkan operator *Search Twitter* adalah operator yang digunakan untuk mencari *tweet-tweet* di Twitter mengikuti kata kunci, waktu, dan *limit* yang dimasukkan ke dalam parameter dari operator ini. Pada penelitian ini, penulis melakukan pengumpulan data menggunakan operator *Search Twitter* dan berdasarkan kata kunci “*childfree*” yang dimasukkan ke dalam parameter.



Gambar 3. Kata Kunci pada Operator *Search Twitter* (Sumber: Peneliti)

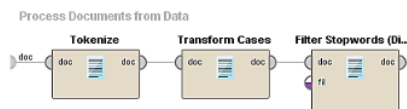
B. Pre-processing

Setelah data terkumpul, dilakukan tahap pre-processing yang mencakup *cleansing data*, *tokenizing*, dan *filtering (stopword removal)*. Tahap ini dilakukan dengan tujuan supaya proses klasifikasi atau analisis dapat diproses secara mudah [21]. Di bawah ini merupakan operator yang digunakan untuk melakukan pembersihan data tersebut. Operator ini adalah *Replace* yang fungsinya adalah untuk membersihkan data-data tersebut dari beberapa simbol, angka, link, dan lain-lain yang tidak terkait. Dalam proses pembersihan data pada penelitian ini, operator *Replace* digunakan untuk menghapus kata “RT”, tautan-tautan, *mention*, simbol *hashtag*, dan simbol-simbol lainnya.



Gambar 4. *Cleansing Data* (Sumber: Peneliti)

Tahap selanjutnya merupakan *tokenizing*, *case folding*, dan *filtering stopwords*. Operator *Tokenize* yang ada pada gambar 4 di bawah ini merupakan operator yang digunakan sebagai pemisah sebuah teks berbentuk paragraf, kalimat, atau kata yang berimbuhan menjadi sebuah kata dasar. Operator *Transform Case* adalah operator untuk mengubah semua huruf pada teks menjadi huruf kecil (*lower case*) atau huruf besar (*upper case*) [22]. Sedangkan operator *Filtering Stopword* adalah operator yang digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang terdapat di dalam *stopword*. Kata-kata yang terkandung dalam *stopword* tersebut merupakan kata-kata yang tidak memiliki arti atau kontribusi penting dalam proses penganalisisan. Kemudian operator tersebut dimasukkan ke dalam operator bernama *Process Document from Data*. Operator ini dirancang untuk menyiapkan data-data teks yang nantinya akan dilakukan penganalisisan lebih lanjut menggunakan algoritma yang digunakan.



Gambar 5. *Tokenizing*, *Case Folding*, *Stopword* (Sumber: Peneliti)

Setelah melalui tahap *pre-processing*, dan menghilangkan beberapa data yang memiliki duplikasi, data yang tadinya

berjumlah 2000 hanya tersisa menjadi 500 data teks berbentuk opini.

TABEL 1. HASIL PRE-PROCESSING

Sebelum	Sesudah
RT @fatimah_rusalka: @skripsweet Orang tua problematik melahirkan dan membesarkan anak yg problematik juga. Tolongkalian childfree aja da...	orang tua problematik melahirkan dan membesarkan anak yg problematik juga tolong kalian childfree aja da
itu pilihan pastinya, dan kita ga bisa nilai sepihak kalau itu baik ataupun tidak, pasti di balik itu semua ada alasan tertentu. Jadi kalau emg pasangan milih childfree selama mereka bahagia itu baik tp kalau beda pendapat itu perlu dibicarakan kembali. https://t.co/4QY9vduvSO	itu pilihan pastinya dan kita ga bisa nilai sepihak kalau itu baik ataupun tidak pasti di balik itu semua ada alasan tertentu jadi kalau emg pasangan milih childfree selama mereka bahagia itu baik tp kalau beda pendapat itu perlu dibicarakan kembali
tidak masalah, kalau emang childfree karena masih kurangnya finansial itu lebih baik, daripada anak gak terpenuhi gizi dan lain sebagainya https://t.co/PaJyKv1rna	tidak masalah kalau emang childfree karena masih kurangnya finansial itu lebih baik daripada anak gak terpenuhi gizi dan lain sebagainya
@tanyakanrl Aku salah satu yg kelahiran 2000 yg milih childfree bahkan ga berharap sama pernikahan karena rasa trauma masa lalu ???	aku salah satu yg kelahiran 2000 milih childfree bahkan ga berharap sama pernikahan karena rasa trauma masa lalu
@tanyakanrl ngga sih, pasangan yg memutuskan untuk childfree banyak tapi yg masih pgn punya anak jg ga kalah banyak	ngga sih pasangan yg memutuskan untuk childfree banyak tapi masih pgn punya anak jg ga kalah banyak
@risasasamiya @tanyakanrl Di kota berlaku mungkin. Kalo di desa kemungkinan besar ga bakal childfree. Orang baru nikah beberapa bulan aja udah pada berdo'a supaya isi padahal ekonomi masih belum stabil. Terus juga takut di nyinyirin kalo ga segera hamil.	di kota berlaku mungkin kalo di desa kemungkinan besar ga bakal childfree orang baru nikah beberapa bulan aja udah pada berdo'a supaya isi padahal ekonomi masih belum stabil terus juga takut di nyinyirin kalo ga segera hamil
tetap pengen punya banyak anak di tengah gempuran gen z childfree ??	tetap pengen punya banyak anak di tengah gempuran gen z childfree

RT @tsubakiee: @tanyakanrl Gak semua anak 2000an milih childfree nder. Kebanyakan org yg milih childfree tu biasanya dari kalangan yg punya lebih banyak akses ke pendidikan dan informasi dan emg cenderung punya lifestyle yg open-minded dan tbh jumlahnya ga sebanyak itu	anak milih childfree nder kebanyakan milih childfree kalangan akses pendidikan informasi cenderung lifestyle open minded
---	--

C. Pembagian dan Pelabelan Data

16

Setelah *pre-processing*, pembagian data menjadi 2 bagian, yakni *data training* dan *data testing* akan dilakukan. Setelahnya, *data training* atau *data latih* akan melalui tahap labelisasi secara independen, dan nantinya data tersebut digunakan sebagai acuan analisis bagi data *testing* atau uji yang akan dilakukan langsung di Rapid Miner. Berikut adalah contoh data latih yang telah dilabeli oleh sentimen positif dan negatif:

TABEL 2. PELABELAN DATA LATIH

Teks	Label
orang tua problematik melahirkan dan membesarkan anak yg problematik juga tolong kalian childfree aja da	Pos
itu pilihan pastinya dan kita ga bisa nilai sepihak kalau itu baik ataupun tidak pasti di balik itu semua ada alasan tertentu jadi kalau emg pasangan milih childfree selama mereka bahagia itu baik tp kalau beda pendapat itu perlu dibicarakan kembali	Pos
tidak masalah kalau emang childfree karena masih kurangnya finansial itu lebih baik daripada anak gak terpenuhi gizi dan lain sebagainya	Pos
aku salah satu yg kelahiran 2000 milih childfree bahkan ga berharap sama pernikahan karena rasa trauma masa lalu	Pos
ngga sih pasangan yg memutuskan untuk childfree banyak tapi masih pgn punya anak jg ga kalah banyak	Neg
di kota berlaku mungkin kalo di desa kemungkinan besar ga bakal childfree orang baru nikah beberapa bulan aja udah pada berdo'a supaya isi padahal ekonomi masih belum stabil terus juga takut di nyinyirin kalo ga segera hamil	Neg
tetap pengen punya banyak anak di tengah gempuran gen z childfree	Neg

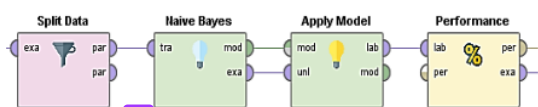
Data di bawah ini merupakan salah satu dari data uji yang telah dibagi. Nantinya data tersebut akan diklasifikasi oleh algoritma Naïve Bayes untuk ditentukan prediksi sentimennya. Hasil prediksi yang nantinya telah keluar juga dihitung nilai probabilitas dan nilai lainnya.

TABEL 3. CONTOH DATA UJI

Teks	Label
anak milih childfree nder kebanyakan milih childfree kalangan akses pendidikan informasi cenderung lifestyle open minded	?

D. Klasifikasi Data Uji (Naïve Bayes)

Setelah data latih telah terlabeli semua, kemudian data terse³³ akan digunakan sebagai acuan untuk prediksi sentimen dan pengujian terhadap data *testing* menggunakan algoritma Naïve Bayes di dalam Rapid Miner.



Gambar 6. Klasifikasi Data (Naïve Bayes) (Sumber: Peneliti)

Pada gambar 5 terdapat operator *Split Data*, *Naïve Bayes*, *Apply Model*, dan *Performance*. Operator *Split Data* digunakan untuk membagi dataset menjadi 2 bagian yakni, data latih dan data uji. Pada penelitian ini sa³⁴ menggunakan rasio 60:40 dalam pembagian datanya, yakni 60% untuk data latih dan 40% data uji. Selanjutnya adalah algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes yang digunakan untuk mengklasifikasikan atau menganalisis sentimen. Lalu, operator *Apply Model* digunakan sebagai *machine learning* untuk memprediksi data uji. Operator terakhir, yakni operator *Performance* yang merupakan operator yang melakukan penilaian terhadap kinerja model *machine learning*. Jadi, keempat operator tersebut merupakan operator-operator yang digunakan dalam proses persiapan data, pengembangan model, penerapan model pada data uji, dan pengevaluasi kinerja model dalam hal menganalisis data. Dari proses klasifikasi data tersebut didapatkan hasil prediksi sentimen terhadap data uji sebagai berikut:

TABEL 4. JUMLAH SENTIMEN DATA

Jenis Data	Positif	Negatif
Data Latih	221	78
Data Uji	98	103
Total	319	181

E. Evaluasi Hasil Pengujian

Setelah proses pengujian dan prediksi sentimen, dapat dilakukan perhitungan probabilitas. Terdapat 2 perhitungan probabilitas yakni, probabilitas prior dan posterior. Untuk melakukan perhitungan probabilitas posterior, harus terlebih dulu dilakukan perhitungan probabilitas prior.

1. Probabilitas Prior

Perhitungan probabilitas prior ini dilakukan dari setiap *class* yang terdapat di dalam dataset yang digunakan pada penelitian ini. Tujuannya adalah untuk menghindari predisposisi dalam klasifikasi terhadap pengelompokan *class* yang umum ditemukan hingga yang jarang muncul. Probabilitas prior akan

menghasilkan *class* positif dan negatif yang diperoleh dari proses identifikasi mengenai fenomena *childfree* [23].

- Probabilitas Prior Positif

$$P(Positif) = \frac{Jumlah\ Data\ Positif}{Total\ Jumlah\ Data} \quad (1)$$

- Probabilitas Prior Negatif

$$P(Negatif) = \frac{Jumlah\ Data\ Negatif}{Total\ Jumlah\ Data} \quad (2)$$

2. Probabilitas Posterior

Setelah menghasilkan probabilitas prior, lalu dilakukan perhitungan probabilitas posterior. Perhitungan probabilitas posterior ini bertujuan untuk menentukan *class* terhadap hasil identifikasi kasus baru. Hal ini dilakukan jika teridentifikasi adanya kasus baru dalam pengolahan data pada penelitian ini [24].

- Probabilitas Posterior Positif

$$Posterior\ Pos = Class\ Positif \times P(Positif) \quad (3)$$

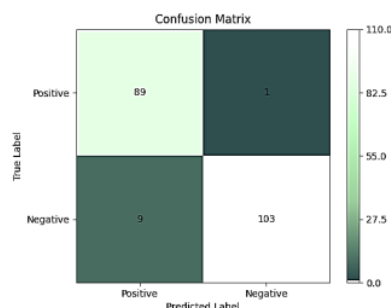
- Probabilitas Posterior Negatif

$$Posterior\ Neg = Class\ Negatif \times P(Negatif) \quad (4)$$

Selain probabilitas, nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall* juga kemudian dilakukan analisa. Nilai-nilai tersebut dapat diperhitungkan dengan terlebih dulu memperhitungkan *confusion matrix* yang tertera pada tabel dan gambar berikut:

TABEL 5. CONFUSION MATRIX

Prediction	True	
	Positif	Negatif
Positif	89 (TP)	1 (FN)
Negatif	9 (FP)	102 (TN)



Gambar 7. Visualisasi Confusion Matrix (Sumber: Peneliti)

Confusion matrix di atas merupakan tabel yang isinya berupa pernyataan dari klasifikasi jumlah data yang benar terprediksi positif atau *True Positive* (TP), salah terprediksi positif atau *False Positive* (FP), benar terprediksi negatif atau *True Negative* (TN), dan salah terprediksi negatif atau *False Negative* (FN). Nantinya, *confusion matrix* tersebut akan

digunakan untuk menghitung nilai *accuracy*, *recall* (*True Positive Rate*), *precision* (*Positive Predictive Value*), *True Negative Rate*, dan *Negative Predictive Value*.

Nilai *accuracy* merupakan persentase dari data uji atau data *testing* yang kelasnya berhasil diidentifikasi atau diklasifikasikan dengan benar oleh sistem berdasarkan kelas aslinya. Rumus perhitungan nilai *accuracy* dapat dilihat pada persamaan (5) di bawah ini [25]:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (5)$$

Nilai *recall* atau nilai *True Positive Rate* yang memiliki nama lain, yakni nilai *sensitivity* merupakan persentase dari keberhasilan sistem dalam mengklasifikasi kelas positif sebagai kelas positif. Rumus perhitungan nilai *recall* (TPR) terdapat pada persamaan (6) sebagai berikut [25]:

$$Recall (True Positive Rate) = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

Nilai *precision* atau nilai *Positive Predictive Value* merupakan persentase dari data yang terprediksi sebagai kelas positif oleh algoritma pengklasifikasi yang merupakan data positif sebenarnya dari seluruh yang terprediksi sebagai kelas positif. Rumus perhitungan nilai *precision* (PPV) terdapat pada persamaan (7) sebagai berikut [25]:

$$Precision (Positive Predictive Value) = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

Nilai *True Negative Rate* yang memiliki nama lain, yakni nilai *specificity* merupakan persentase dari keberhasilan sistem dalam mengklasifikasi kelas negatif sebagai kelas negatif. Rumus perhitungan nilai TNR terdapat pada persamaan (8) sebagai berikut [26].

$$True Negative Rate = \frac{TN}{FP+TN} \quad (8)$$

Nilai NPV atau nilai *Negative Predictive Value* merupakan persentase dari data yang terprediksi sebagai kelas negatif oleh algoritma pengklasifikasi yang merupakan data negatif sebenarnya dari seluruh yang terprediksi sebagai kelas negatif. Rumus perhitungan nilai NPV atau nilai *Negative Predictive Value* terdapat pada persamaan (9) sebagai berikut [26]:

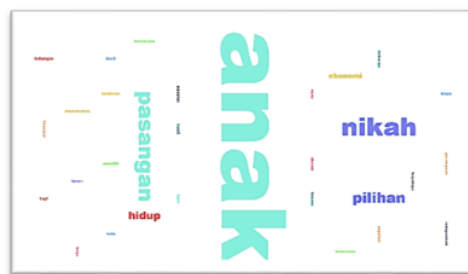
$$Negative Predictive Value = \frac{TN}{FN+TN} \quad (9)$$

5. III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, hasil dari penelitian dan beberapa pengujian dilakukan. Data-data yang telah teranalisis sentimennya menggunakan algoritma Naïve Bayes, kemudian dilakukan perhitungan probabilitasnya. Perhitungan probabilitas yang digunakan pada penelitian ini adalah probabilitas prior dan probabilitas posterior. Setelah melakukan perhitungan terhadap nilai probabilitas prior dan posterior, dilakukan pula perhitungan terhadap nilai *accuracy*, *recall* (TPR), *precision* (PPV), TNR, dan NPV dengan menjadikan *confusion matrix* sebagai acuan dalam melakukan kelima perhitungan setelah perhitungan probabilitas.

Untuk memperhitungkan kedua nilai probabilitas yakni, probabilitas prior dan posterior dibutuhkan kata-kata yang paling sering muncul dari data yang dikumpulkan. Berikut

adalah visualisasi *wordcloud* dari kata-kata yang paling sering muncul pada data yang telah dikumpulkan pada penelitian ini:



Gambar 8. Wordcloud Kata yang Sering Muncul (Sumber: Peneliti)

Dari *wordcloud* di atas akan diambil tiga kata yang paling sering muncul sebagai contoh dan acuan dalam perhitungan probabilitas prior dan posterior, yakni kata “anak” yang muncul sebanyak 125 kali, “nikah” yang muncul sebanyak 37, dan “pasangan” yang muncul sebanyak 30 kali. Berikut adalah tabel dari contoh sentimen yang diambil sebagai contoh untuk dilakukan perhitungan terhadap probabilitas prior dan posterior:

TABEL 6. KLASIFIKASI DATA

	Anak	Ni kah	Pasangan	Label
P2	1	0	0	Pos
P62	0	0	1	Pos
P69	1	0	0	Pos
P99	0	1	0	Pos
N36	1	0	1	Neg
N48	0	1	0	Neg
N67	1	0	0	Neg
U169	1	0	0	?

Berikut adalah perhitungan probabilitas prior dan posterior dari beberapa data yang telah dilakukan pengklasifikasian:

1. Probabilitas Prior

$$P(Positif) = \frac{Jumlah\ Data\ Positif}{Total\ Jumlah\ Data} = \frac{4}{7} = 0,57$$

$$P(Negatif) = \frac{Jumlah\ Data\ Negatif}{Total\ Jumlah\ Data} = \frac{3}{7} = 0,42$$

Class Positif (P(U169|Positif))

$$= P(anak=2|Pos) \times P(nikah=1|Pos) \times P(pasangan=1|Pos) = 0,5 \times 0,25 \times 0,25 = 0,03125$$

Class Negatif (P(U169|Negatif))

$$= P(anak=2|Neg) \times P(nikah=1|Neg) \times P(pasangan=1|Neg) = 0,66 \times 0,33 \times 0,33 = 0,07187$$

2. Probabilitas Posterior

Posterior Positif = $(P(U169|Positif) \times P(Positif))$
 = $0,03125 \times 0,57$
 = $0,0178125$

Posterior Negatif = $(P(U169|Negatif) \times P(Negatif))$
 = $0,07187 \times 0,42$
 = $0,0301854$

Setelah melakukan perhitungan nilai probabilitas tersebut, dapat diklasifikasikan bahwa data uji atau data *testing* ke-169 masuk ke dalam kategori sentimen negatif. Hal ini dikarenakan nilai probabilitas posterior negatif yang dihasilkan lebih besar daripada probabilitas posterior positif.

TABEL 7. DATA UJI TERKLASIFIKASI

Teks	Label
anak milih childfree nder kebanyakan milih childfree kalangan akses pendidikan informasi cenderung lifestyle open minded	Negative

Dari tabel 4, yakni tabel *confusion matrix*, dilakukan perhitungan nilai *accuracy*, *recall (TPR)*, *precision (PPV)*, *TNR*, dan *NPV*. Perhitungan nilai *accuracy* dilakukan dengan tujuan untuk menilai sejauh mana algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes dapat melakukan prediksi terhadap seluruh data uji secara benar. Selanjutnya, perhitungan nilai *recall* atau *True Positive Rate (TPR)* dilakukan untuk menilai seberapa jauh algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes dapat melakukan deteksi terhadap seluruh sentimen positif dengan benar. Lalu, perhitungan nilai *precision* atau *Positive Predictive Value (PPV)* dilakukan untuk mengukur seberapa jauh algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes dapat memberikan prediksi positif dengan akurat. Setelah itu, perhitungan nilai *True Negative Rate (TNR)* digunakan untuk menilai algoritma Naïve Bayes dapat seberapa jauh melakukan pendeteksian seluruh sentimen negatif secara akurat. Terakhir, yakni perhitungan nilai *Negative Predictive Value (NPV)* yang bertujuan untuk menilai seberapa jauh algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes dapat memberikan prediksi negatif dengan akurat. Berikut adalah perhitungan dari nilai-nilai tersebut:

- **Accuracy**

$$Accuracy = \frac{89+102}{89+9+1+102}$$

$$Accuracy = 0,9502 \text{ atau } 95,02\%$$

- **Recall (True Positive Rate)**

$$Recall = \frac{89}{89+1}$$

$$Recall = 0,9889 \text{ atau } 98,89\%$$

- **Precision (Positive Predictive Value)**

$$PPV = \frac{89}{89+9}$$

$$PPV = 0,9082 \text{ atau } 90,82\%$$

- **TNR (True Negative Rate)**

$$TNR = \frac{102}{9+102}$$

$$TNR = 0,9189 \text{ atau } 91,89\%$$

- **NPV (True Negative Rate)**

$$NPV = \frac{102}{102+1}$$

$$NPV = 0,9903 \text{ atau } 99,03\%$$

Dari perhitungan tersebut dapat dijelaskan bahwa algoritma Naïve Bayes bekerja dengan baik dalam menganalisis sentimen. Hal ini dibuktikan dengan hasil perhitungan nilai *accuracy* yang mencapai angka 95,02%, yang berarti algoritma atau model klasifikasi memiliki akurasi tingkat tinggi dalam memprediksi sentimen positif dan negatif secara benar dan akurat. Selain itu, hasil perhitungan nilai *recall* (TPR) dan TNR yang hasilnya berturut-turut adalah 98,89% dan 91,89%. Hal ini berarti, nilai *recall* (TPR) dan TNR menjelaskan bahwa algoritma atau model klasifikasi mampu mendeteksi sentimen positif dan negatif secara benar. Perhitungan selanjutnya adalah perhitungan nilai *precision* (PPV) dan NPV, yang masing-masing menunjukkan hasil 90,82% dan 99,03%. Dari perhitungan tersebut dapat diketahui bahwa algoritma atau model klasifikasi mengindikasikan tiap sentimen positif dan negatif yang diprediksi adalah benar.

accuracy:95.02%

	true Positive	true Negative	class precision
pred Positive	89	1	98.89%
pred Negative	9	102	91.89%
class recall	90.82%	99.03%	

Gambar 9. Hasil Perhitungan pada Rapid Miner (Sumber: Peneliti)

IV. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada penelitian tentang analisis sentimen opini masyarakat Indonesia mengenai fenomena *childfree* yang datanya ditarik dari *Twitter* sejumlah kurang lebih 2000 data, yang kemudian data-data tersebut melalui beberapa tahap pembersihan agar lebih mudah dilakukan analisis, hingga menyisakan data sejumlah 500 data, dan akhirnya data tersebut dianalisis menggunakan algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes dapat disimpulkan bahwa Algoritma klasifikasi Naïve Bayes yang diterapkan pada penelitian ini dinilai efektif dalam melakukan penganalisan atau pengklasifikasian sentimen opini-opini masyarakat mengenai *childfree* yang datanya dikumpulkan dari *Twitter*. Hasil nilai *accuracy* yang terhitung dari pengujian evaluasi algoritma atau model klasifikasi Naïve Bayes terhadap sentimen masyarakat mengenai *childfree* mencapai angka 95,02%, hal ini berarti bahwa algoritma pengklasifikasi Naïve Bayes dapat memprediksi sentimen-sentimen atau opini-opini masyarakat mengenai fenomena *childfree* secara benar dan akurat. Hal ini dikarenakan nilai akurasi yang dihasilkan hampir menyentuh angka sempurna. Selain itu dapat disimpulkan juga

bahwa opini masyarakat mengenai fenomena *childfree* lebih condong ke arah mereka yang menanggapinya secara negatif dibandingkan positif. Hal ini dapat dibuktikan dengan sentimen positif yang berjumlah lebih banyak dari yang negatif dengan jumlah total sentimennya adalah 319 sentimen, dan sentimen negatif yang berjumlah 181 sentimen. Dengan demikian, simpulan mengenai pandangan masyarakat di Indonesia mengenai fenomena *childfree* masih dominan mengarah kepada tanggapan yang positif. Hal ini disebabkan dengan adanya pandangan mengenai pendekatan terhadap kesejahteraan pribadi dan pemahaman tentang pilihan hidup, di mana beberapa dari mereka menganggap bahwa mereka bisa mendapatkan kesejahteraan pribadi yang lebih dengan memilih untuk *childfree*. Mereka lebih menginginkan untuk fokus ke kehidupan karir, pendidikan, atau aktivitas lain yang bagi mereka dapat memberikan kebahagiaan serta kesejahteraan yang lebih dalam hidup mereka.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Nakkerud, "Ideological Dilemmas Actualised by the Idea of Living Environmentally Childfree," *Hum. Arenas*, no. 0123456789, 2021, doi: 10.1007/s42087-021-00255-6.
- [2] D. Siregar, F. Ladayya, N. Z. Albaqi, and B. M. Wardana, "Penerapan Metode Support Vector Machines (SVM) dan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) dalam Analisis Sentimen Publik terhadap Konsep Child-free di Media Sosial Twitter," vol. 7, no. 1, pp. 93–104, 2023.
- [3] P. W. Ratiasasudara, S. Sudarno, and T. Tarno, "Analisis Sentimen Penerapan Ppkn Pada Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi-Square," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 580–590, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.114.580-590.
- [4] G. A. A. Jabbar Alkubaisi, S. S. Kamaruddin, and H. Husni, "Stock Market Classification Model Using Sentiment Analysis on Twitter Based on Hybrid Naive Bayes Classifiers," *Comput. Inf. Sci.*, vol. 11, no. 1, p. 52, 2018, doi: 10.5539/cis.v11n1p52.
- [5] F. N. Hasan, F. Sidik, and P. Afikah, "Sentiment Analysis of Community Response on Cooking Oil Price Increase Policy with Naïve Bayes Classifier Algorithm," *J. Linguist. Komputasional*, vol. 5, no. 2, pp. 71–76, 2022, [Online]. Available: <https://inacl.id/journal/index.php/jlk/article/view/99>.
- [6] M. Fahmi, A. Puspita, and Y. Yuningsih, "Sentiment Analysis of Online Gojek Transportation Services on Twitter Using the Naïve Bayes Method," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 8, no. 2, pp. 84–90, 2023, doi: 10.33480/jitk.v8i2.4004.
- [7] H. H. Mubarroroh, H. Yasin, and A. Rusgiyono, "Analisis Sentimen Data Ulasan Aplikasi Ruangguru Pada Situs Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dengan Normalisasi Kata Levenshtein Distance," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 2, pp. 248–257, 2022, doi: 10.14710/j.gauss.v11i2.35472.
- [8] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional," *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [9] R. Novendri, A. S. Callista, D. N. Pratama, and C. E. Puspita, "Sentiment Analysis of YouTube Movie Trailer Comments Using Naïve Bayes," *Bull. Comput. Sci. Electr. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 26–32, 2020, doi: 10.25008/bsec.v1i1.5.
- [10] R. Sari and R. Y. Hayuningtyas, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Wisata TMII Berbasis Website," *Indones. J. Softw. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 51–60, 2019, doi: 10.31294/ijse.v5i2.6957.
- [11] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 8–17, 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17.
- [12] F. Sidik, I. Suhada, A. H. Anwar, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring Dengan Algoritma Naive Bayes Classifier," *J. Linguist. Komputasional*, vol. 5, no. 1, p. 34, 2022, doi: 10.26418/jlk.v5i1.79.
- [13] F. Ratnawati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 3, no. 1, p. 50, 2018, doi: 10.35314/isi.v3i1.335.
- [14] N. S. Wardani, A. Prahutama, and P. Kartikasari, "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Negara Dengan Klasifikasi Naive Bayes Untuk Model Bernoulli Dan Multinomial," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 237–246, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27963.
- [15] A. A. Farisi, Y. Sibaroni, and S. Al Faraby, "Sentiment analysis on hotel reviews using Multinomial Naïve Bayes classifier," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1192, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012024.
- [16] J. LING, I. P. E. N. KENCANA, and T. B. OKA, "Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square," *E-Jurnal Mat.*, vol. 3, no. 3, p. 92, 2014, doi: 10.24843/mtk.2014.v03.i03.p070.
- [17] Pristiyono, M. Ritonga, M. A. Al Ihsan, A. Anjar, and F. H. Rambe, "Sentiment analysis of COVID-19 vaccine in Indonesia using Naïve Bayes Algorithm," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1088, no. 1, p. 012045, 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1088/1/012045.
- [18] C. Villavicencio, J. J. Macrohon, X. A. Inbaraj, J. H. Jeng, and J. G. Hsieh, "Twitter sentiment analysis towards covid-19 vaccines in the Philippines using naïve bayes," *Inf.*, vol. 12, no. 5, 2021, doi: 10.3390/info12050204.
- [19] L. Dey, S. Chakraborty, A. Biswas, B. Bose, and S. Tiwari, "Sentiment Analysis of Review Datasets Using Naïve Bayes and K-NN Classifier," *Int. J. Inf. Eng. Electron. Bus.*, vol. 8, no. 4, pp. 54–62, 2016, doi: 10.5815/ijeeeb.2016.04.07.
- [20] Z. Bokaei Nezhad and M. A. Deihimi, "Twitter sentiment analysis from Iran about COVID 19 vaccine," *Diabetes Metab. Syndr. Clin. Res. Rev.*, vol. 16, no. 1, p. 102367, 2022, doi: 10.1016/j.dsx.2021.102367.
- [21] A. Wibowo, F. Firmansyah, R. Nurhayati, and Arief Wibowo, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Keefektifan Pembelajaran Daring Selama Pandemi COVID-19 Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Asimetrik J. Ilm. Rekayasa Inov.*, vol. 4, pp. 239–248, 2022, doi: 10.35814/asimetrik.v4i1.3577.
- [22] I. R. Afandi, F. H. Noor, A. A. Rizki, N. Pratiwi, and Z. Halim, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Pelayanan Jasa Ekspedisi Anteraja Dengan Metode Naive Bayes," *Jtk*, vol. 5, no. 2, pp. 63–70, 2022, [Online]. Available: <https://t.co/2HADwg1dR>.
- [23] Duwi Cahya Putri Buani, "Optimasi Algoritma Naïve Bayes dengan Menggunakan Algoritma Genetika untuk Prediksi Kesuburan (Fertility)," *J. Evolusi*, vol. 4, no. 01, pp. 55–64, 2016, doi: 10.31294/evolusi.v4i1.3397.
- [24] N. Nuraeni, "Penentuan Kelayakan Kredit Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier: Studi Kasus Bank Mayapada Mitra Usaha Cabang PGC," *J. Tek. Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 9–15, 2017, [Online]. Available: <https://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/jtk/article/view/1337>.
- [25] Y. I. Kumiawan and T. I. Barokah, "Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan K-Nearest Neighbor," *J. Ilm. Matrik*, vol. 22, no. 1, pp. 73–82, 2020, doi: 10.33557/jurnal.matrik.v22i1.843.
- [26] N. Herlinawati, Y. Yuliani, S. Faizah, W. Gata, and S. Samudi, "Analisis Sentimen Zoom Cloud Meetings di Play Store Menggunakan Naïve Bayes dan Support Vector Machine," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 5, no. 2, p. 293, 2020, doi: 10.24114/cess.v5i2.18186.

Siti Nurhaliza - Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Fenomena Childfree (Kehidupan Tanpa Anak) pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

ORIGINALITY REPORT

17%

SIMILARITY INDEX

15%

INTERNET SOURCES

12%

PUBLICATIONS

8%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Jenderal Soedirman Student Paper	5%
2	media.neliti.com Internet Source	1%
3	www.researchgate.net Internet Source	1%
4	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	1%
5	jurnal.atmaluhur.ac.id Internet Source	1%
6	123dok.com Internet Source	1%
7	www.scribd.com Internet Source	<1%
8	Adhitia Erfina, Muhamad Fani Al-shufi. "ANALISIS SENTIMEN APLIKASI JASA KURIR DI PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA	<1%

NAIVE BAYES", Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika), 2022

Publication

9	Submitted to Vaasan yliopisto Student Paper	<1 %
10	journal.unilak.ac.id Internet Source	<1 %
11	opus.lib.uts.edu.au Internet Source	<1 %
12	jurnal.radenfatah.ac.id Internet Source	<1 %
13	jurnaleccis.ub.ac.id Internet Source	<1 %
14	Submitted to Academic Library Consortium Student Paper	<1 %
15	ojs.uajy.ac.id Internet Source	<1 %
16	doi.org Internet Source	<1 %
17	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	<1 %
18	ejurnal.teknokrat.ac.id Internet Source	<1 %
19	nurhapsaricontoh-contoh.blogspot.com Internet Source	<1 %

20	repository.its.ac.id Internet Source	<1 %
21	ddd.uab.cat Internet Source	<1 %
22	journal.universitasbumigora.ac.id Internet Source	<1 %
23	jurnal.upnyk.ac.id Internet Source	<1 %
24	pdfs.semanticscholar.org Internet Source	<1 %
25	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	<1 %
26	sigaa.ufsj.edu.br Internet Source	<1 %
27	Anggi Hanafiah, Arbi Haza Nasution, Yudhi Arta, Rizky Wandri, Hafiza Oktasia Nasution, Jerika Mardafora. "Sentimen Analisis Terhadap Customer Review Produk Shopee Berbasis Wordcloud Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier", INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science, 2023 Publication	<1 %
28	Puji Laksono, Harliana Harliana, Tito Prabowo. "Deteksi Tumor Otak Melalui	<1 %

Penerapan GLCM dan Naïve Bayes
Classification", Jurnal Ilmiah Intech :
Information Technology Journal of UMUS,
2023

Publication

29

Rizki Wahyudi, Gilang Kusumawardana.
"Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di
Google Play Store Menggunakan Support
Vector Machine", Jurnal Informatika, 2021

Publication

<1 %

30

doaj.org
Internet Source

<1 %

31

ejournal.ars.ac.id
Internet Source

<1 %

32

elibrary.nusamandiri.ac.id
Internet Source

<1 %

33

jtiik.ub.ac.id
Internet Source

<1 %

34

jurnal.polibatam.ac.id
Internet Source

<1 %

35

ojs.stmik-banjarbaru.ac.id
Internet Source

<1 %

36

openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id
Internet Source

<1 %

37

orcid.org
Internet Source

<1 %

38	pasardana.com Internet Source	<1 %
39	repository.usd.ac.id Internet Source	<1 %
40	sismatik.nusaputra.ac.id Internet Source	<1 %
41	Herlawati Herlawati, Rahmadya Trias Handayanto, Prima Dina Atika, Fata Nidaul Khasanah et al. "Analisis Sentimen Pada Situs Google Review dengan Naïve Bayes dan Support Vector Machine", Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika), 2021 Publication	<1 %
42	Laurentius Dandi Andhika, Dela Regita Cahyani, Dhika Saputra, Tirta Herawati, Muhammad Khoiruddinsyah, Dedi Dwi Saputra. "Analisis Sentimen Kosumen KFC Berdasarkan Pendekatan Naive Bayes dan Ada Boost Berbasis Data Twitter", Jurnal INSAN - Journal of Information System Management Innovation, 2023 Publication	<1 %
43	Anggreiny Rolangon, Axcel Weku, Green Arther Sandag. "Perbandingan Algoritma LSTM Untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Rumah Sakit Saat Pandemi Covid-19", TeIKa, 2023	<1 %

44

Muhammad Iqbal Khatami. "EKSISTENSI "BALIHO 2024" DALAM PERTARUNGAN ELEKTABILITAS: ANALISIS PENCITRAAN TOKOH POLITIK", JISIP UNJA (Jurnal Ilmu Sosial Ilmu Politik Universitas Jambi), 2021

Publication

<1 %

45

Mussalimun, Elvien Hastatomo Khasby, Gempita Icky Dzikrillah, Muljono. "Comparison of K- Nearest Neighbor (K -NN) and Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis on Google Play Store Textual Reviews", 2021 8th International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering (ICITACEE), 2021

Publication

<1 %

46

repository.unib.ac.id

Internet Source

<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On