

# ANALISIS PERBANDINGAN *SENTIMENT* DAN PERBINCANGAN NETIZEN TERHADAP *TWITTER* PASCA PERGANTIAN NAMA

Fariz Herlando<sup>1)</sup>, Achmad Rizal Dzikrillah<sup>\*2)</sup>, Farhan Nufairi<sup>3)</sup>, Estu Sinduningrum<sup>4)</sup>, Muchamad Sholeh<sup>5)</sup>

1. Universitas Muhammadiyah Prof Dr.Hamka, Indonesia
2. Universitas Muhammadiyah Prof Dr.Hamka, Indonesia
3. Universitas Muhammadiyah Prof Dr.Hamka, Indonesia
4. Universitas Muhammadiyah Prof Dr.Hamka, Indonesia
5. Universitas Muhammadiyah Prof Dr.Hamka, Indonesia

## Article Info

**Kata Kunci:** Analisis Perbandingan, Media Sosial, *Latent Dirichlet Allocation*, *Twitter*.

**Keywords:** *Comparative Analysis*, *Latent Dirichlet Allocation*, *Media Social*, *Twitter*.

## Article history:

Received 3 December 2023

Revised 17 December 2023

Accepted 31 December 2023

Available online 1 March 2024

## DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v9i1.4934>

\* Corresponding author.

Achmad Rizal Dzikrillah

E-mail address:

[ahmadrizaldzikrillah@uhamka.ac.id](mailto:ahmadrizaldzikrillah@uhamka.ac.id)

## ABSTRAK

*Twitter* adalah media sosial yang dimanfaatkan sebagai tempat penyebaran pandangan terhadap suatu *topic*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil *sentimentt positive* dan *negative*, serta mengetahui hasil *topic* pembahasan apa saja yang dibahas oleh para penggunanya. Desain pada penelitian ini mempunyai lima tahapan, tahapan yang pertama yaitu pengumpulan data, *preprocessing* data, analisis perbandingan, klasifikasi, dan kesimpulan. Data yang diambil berasal dari ulasan aplikasi *Twitter* itu sendiri pada *Google Play Store* sebanyak 2000 data. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Latent Dirichlet Allocation*, menghasilkan *topic-topic* apa saja yang banyak dibahas oleh para penggunanya. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, menghasilkan bahwa akibat perubahan nama dan logo pada *Twitter* terjadi penurunan pada *sentimentt positive* yaitu dari 655 menjadi 596 sedangkan terjadi kenaikan pada *sentiment negative* dari 345 menjadi 404, dari hasil *sentimentt* yang didapatkan para pengguna cenderung kecewa akan perubahan yang dilakukan oleh pemilik *Twitter* itu sendiri, serta hasil pada metode *Latent Dirichlet Allocation* menunjukkan bahwa *topic* terbaik yang paling banyak dibicarakan para pengguna adalah *topic* ke-5, dibuktikan bahwa nilai *topic coherency* yang tertinggi bernilai 0.61 yang berisi kata-kata penyusunnya adalah "enggak", "sekarang", "dulu", "bisa", "kagak", "ini", "malah", "lagi", "*Twitter*", "sudah".

## ABSTRACT

*Twitter* is a social media that is used as a place to spread views on a certain topic. This study aims to find out the results of positive and negative sentiment, and to find out the results of what topics are discussed by its users. The design of this study has five stages, the first stage is data collection, data preprocessing, comparative analysis, classification, and conclusion. The data taken comes from reviews of the *Twitter* app itself on *Google Play Store* as many as 2000 data. The method used in this study is *Latent Dirichlet Allocation*, producing topics that are widely discussed by its users. Seen from the results of the research that has been done, it shows that as a result of the name and logo change on *Twitter* there was a decrease in positive sentiment from 655 to 596 while there was an increase in negative sentiment from 345 to 404, from the sentiment results obtained the users tend to be disappointed with the changes made by the owner of *Twitter* itself, and the results of the *Latent Dirichlet Allocation* method show that the best topic that is often discussed by users is topic 5, proven that the highest topic coherency value is 0.61 which contains the words "enggak", "sekarang", "dulu", "bisa", "kagak", "ini", "malah", "lagi", "*Twitter*", "sudah".

## I. PENDAHULUAN

MAYORITAS masyarakat Indonesia memandang media sosial sebagai identitas pribadi dan juga sebuah kebutuhan, sehingga mereka tidak bisa melewatkan satu hari pun tanpa mengaksesnya. Faktanya, mereka hampir tidak dapat berfungsi tanpa perangkat dan ponsel selama hampir satu hari penuh [1]. Definisi media social menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) adalah sebuah platform yang dapat digunakan untuk berbagi dan membuat konten, dan juga dapat ikut serta dalam jaringan sosial [2]. Menurut riset, Media sosial mana yang paling populer di kalangan masyarakat Indonesia berdasarkan frekuensi penggunaan adalah *YouTube*, *WhatsApp*, *Instagram*, *Facebook*, dan *Twitter* [1]. Perubahan desain logo diperlukan untuk menyesuaikan dengan citra perusahaan yang baru, sebagaimana desain logo yang baik tidak hanya mewakili sebuah perusahaan, namun juga dapat membuat produk atau layanan mudah diingat oleh publik [3]. Terdapat fakta baru terhadap aplikasi *Twitter* yaitu perubahan terhadap logo dan juga nama aplikasi. Menurut laporan situs resmi Sensor Tower (lembaga resmi yang berfokus pada penganalisaan pengguna aplikasi) perubahan nama dan logo mengakibatkan popularitas aplikasi *Twitter* turun empat tingkat, menjadi peringkat 36 disebabkan karena jumlah instalasinya menurun sebesar 8 persen secara keseluruhan, data tersebut didapat dari ilmuwan data dan algoritme yang diproses dan memperkaya triliunan titik data teragregasi yang disumbangkan kepada Sensor Tower itu sendiri [4].

*Twitter* adalah satu dari sekian banyak jejaring media sosial yang saat ini masyarakat gunakan sebagai tempat untuk membagikan pandangan mereka terhadap suatu *topic*. *Twitter* sendiri dapat diakses tanpa adanya batasan waktu dan lokasi sehingga pengguna dapat selalu menyampaikan opini mereka terkait suatu *topic* mulai dari peristiwa sehari-hari hingga insiden atau permasalahan yang serius, kapanpun dan dimanapun [5]. Sensor Tower merinci, penurunan tersebut terjadi di iOS dan Android, masing-masing turun 22 persen dan 18 persen.

Berdasarkan latar belakang permasalahan diatas, maka peneliti tertarik untuk melakukan penelitian *sentiment* mengenai "ANALISIS PERBANDINGAN *SENTIMENT* DAN PERBINCANGAN NETIZEN TERHADAP *TWITTER* PASCA PERGANTIAN NAMA". Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil *sentiment positive* dan juga *negative*, serta mengetahui hasil *topic-topic* pembahasan apa saja yang dibahas oleh para penggunanya dengan menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation*. Data yang diambil merupakan ulasan terhadap aplikasi *Twitter* di *Google Play Store* sehingga peneliti tepat sasaran dalam pengambilan data.

*Twitter* adalah situs jejaring sosial dan situs berita yang memungkinkan orang bertukar pesan singkat yang disebut tweet. Para pengguna *Twitter* dapat memposting pesan atau yang biasa disebut *tweet* pada media sosial *Twitter* dengan batas maksimal karakter sebanyak 280 karakter berlaku sejak Oktober 2018, batas karakter tersebut bertambah dari yang sebelumnya hanya 140 karakter. *Tweet* yang telah dibagikan akan secara otomatis bersifat publik dan dapat dilihat oleh semua orang, kecuali jika *tweet* tersebut dibuat pribadi sehingga hanya bisa dilihat oleh orang tertentu saja. Para pengguna *Twitter* juga dapat saling berinteraksi ataupun terlibat dengan akun orang lain, seperti memposting kembali tweet milik orang lain (*retweet*), menyukai *tweet* (*like*), menandai *username* seseorang (*mention*), atau membalas *tweet* (*reply*) [6].

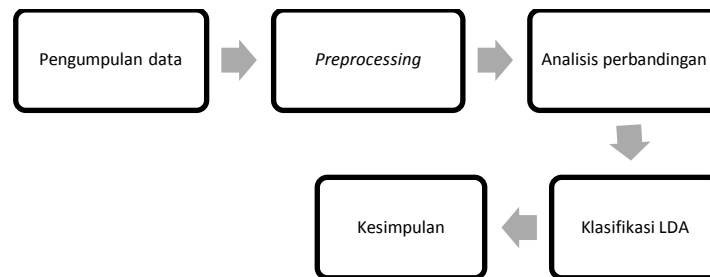
Teknik analisis data yang sering digunakan untuk pengkategorian dokumen ke dalam *topic-topic* yang berbeda disebut pemodelan *topic*. Pemodelan *topic* bertujuan untuk mencari kategori atau tema yang ada dalam kumpulan dokumen dan mengetahui sebaran *topic* di setiap dokumen. Dengan pemodelan *topic*, kita dapat mengelompokkan dokumen atau teks ke dalam beberapa *topic* yang relevan dan mengambil informasi dari dokumen yang tidak terstruktur. Metode ini membantu proses pencarian informasi, membantu mengidentifikasi tren atau perkembangan dalam kumpulan dokumen, dan membantu mengekstraksi fitur yang penting untuk proses klasifikasi atau pengelompokan [7].

*LDA* adalah suatu teknik untuk menemukan tiap-tiap *topic* dalam koleksi dokumen dan membandingkan bagaimana *topic* tersebut muncul [8]. Kelebihan metode *LDA* adalah kemampuan untuk mengidentifikasi beberapa *topic* yang muncul dari masing-masing pendapat di setiap kelas. Ini adalah kemampuan untuk mengekstrak *topic* yang tepat dari kumpulan data yang cukup besar [9]. *LDA* mampu menemukan hubungan struktural internal dalam dokumen, karena mampu bekerja pada level kata, dokumen, dan korpus, dan *LDA* dapat menangani masalah overfitting, karena menggunakan distribusi prior Dirichlet untuk topik dan kata [10], serta *LDA* dapat meringkas, mengklusterkan, dan menghubungkan dokumen berdasarkan topik-topik yang ada [11].

Metode ini dilakukan dengan cara membuat kamus kata opini (*lexicon*) terlebih dahulu, lalu kamus kata-kata tersebut diidentifikasi apakah kalimat mengandung opini atau tidak [12]. Ilmu dasar pada *Lexicon based* adalah asumsi orientasi *sentiment* kontekstual merupakan total *sentiment* yang terkait dengan setiap kata atau frase. Metode *lexicon* dapat digunakan untuk mengambil *sentiment* dengan menggabungkan pengetahuan leksikal dan klasifikasi teks [13]. Dalam sistem yang menggunakan metode berbasis *lexicon*, kamus memiliki peran penting. Kamus digunakan untuk normalisasi kalimat dan ekstraksi kata kunci [14].

## II. METODE PENELITIAN

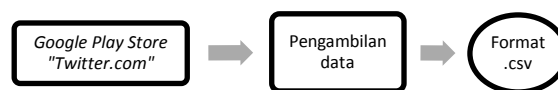
Penelitian ini memiliki rancangan yang terdiri dari lima tahap: pengumpulan data, proses *preprocessing*, analisis perbandingan, klasifikasi pembagian *Latent Dirichlet Allocation*, dan hasil klasifikasi, alur penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar. 1. Alur Penelitian

### A. Pengumpulan Data

Data yang diambil dalam penelitian ini berbentuk data teks [15] ulasan *Twitter* pada aplikasi *Google Play Store* yang diambil dengan cara *scraping* data dengan *Google Collabs* yang berbahasa program *Python*. Dengan bantuan *library google\_play\_scraper* maka peneliti dapat mengambil ulasan data dari *Play Store* itu sendiri, lalu peneliti mencari aplikasi *Twitter* tersebut dan mengambil sebanyak 2000 data, tercatat pada tanggal 30 Juli perubahan dilakukan oleh karena itu peneliti melakukan *undersampling* atau pengurangan jumlah data pada kelas agar jumlah data menjadi sama rata [16] dan peneliti mengambil data sebanyak 1000 data sebelum perubahan dilakukan pada tanggal tersebut dan 1000 data lagi setelah perubahan dilakukan, alur dalam pengumpulan data dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar. 2. Pengumpulan Data

### B. Preprocessing

Setelah data diambil, maka selanjutnya dilakukan *preprocessing* guna mempersiapkan dokumen yang sebelumnya tidak terstruktur rapih menjadi terstruktur [17]. *Preprocessing* terdiri dari 6 tahapan yaitu:

1. *cleaning* adalah proses pembersihan kata mention dan karakter khusus agar data bersih dari karakter yang tidak terpakai untuk penelitian [18].
2. *case folding* adalah proses mengubah bentuk huruf menjadi kecil [19] digunakan agar semua data berjenis *font* yang sama, dan juga dapat memudahkan dalam pencarian data karena teks tidak memiliki konsistensi huruf kapital [20].
3. *tokenizing* adalah proses mengubah kalimat menjadi kata tersendiri yang memudahkan untuk proses klasifikasi LDA nantinya [21].
4. *normalization* adalah mengubah kata gaul menjadi kata formal [18] dengan menggunakan bantuan kamus *Lexicon Based Learning* guna membuat daftar kata atau frasa beserta informasi terkait, seperti sentimen atau kelas kebahasaan, yang dapat digunakan untuk menganalisis teks [13].
5. *stopword* adalah penghapusan kata yang tidak memiliki fungsi dalam kalimat [22], *stopword* berisi kata-kata umum yang sering muncul dalam suatu teks dan biasanya dianggap tidak membawa makna yang signifikan untuk pemahaman kontennya [23].
6. *stemming* adalah proses menghapus kata imbuhan dan menjadi kata dasar [18], proses ini menggunakan *library sastrawi* yang telah disesuaikan dengan kaidah bahasa Indonesia, sehingga hasil *stemming* juga akan mengikuti ketentuan yang terdapat dalam *library sastrawi* [24].

Setelah itu dilakukan tahap pelabelan sentiment dengan menggunakan data yang telah dibersihkan melalui tahap *preprocessing* data yang ada ditranslate terlebih dahulu menjadi Bahasa Inggris setelah itu peneliti menghitung skor guna mendapatkan hasil sebuah nilai *compound* yang mana setelah itu hasil *compound* tersebut diubah menjadi 2 *sentiment* yaitu *positive* dan *negative* [25] dengan kriteria hasil *compound* sebagai berikut  $>0 = positive$ ,  $<0 = negative$  guna mengkategorikan data-data untuk proses analisis perbandingan selanjutnya.

### C. Analisis Perbandingan

Setelah mengetahui bagaimana respon yang diberikan oleh netizen terhadap perubahan nama dan logo aplikasi *Twitter* yang dilakukan [26], maka peneliti mengelompokkan data berdasarkan waktu *sentiment* tersebut di tuliskan yaitu 1000 data *sentiment* sebelum perubahan dilakukan dan 1000 data setelah perubahan dilakukan, peneliti melakukan komparasi maka data selanjutnya akan di analisis yang nanti akan menghasilkan pelabelan *sentiment* menjadi *positive* dan *negative* [25]. Pelabelan *sentiment* ini menggunakan modul *vader lexicon*, modul ini tidak memerlukan data training atau data yang telah dilabeli namun sudah tersedia dalam kamus lengkap dengan kepopolaritasan sentimennya, *vader lexicon* digunakan untuk proses *sentiment analysis* karena proses penentuan *sentiment* yang mudah bersumber dari *dictionary* yang tersedia sehingga bisa mendekati penilaian manusia [27]. Analisis *sentiment* juga disebut bidang studi yang berfokus pada penganalisaan pendapat, *sentiment*, pendapat, penilaian, dan penilaian emosional pada entitas atribut yang dibahas dalam penelitian ini [28].

### D. Klasifikasi LDA

Setelah data diindeks dengan beberapa cara, peneliti dapat menggunakan klasifikasi *LDA* pada data tersebut [29]. Prinsip dasar dari *LDA* adalah dokumen direpresentasikan sebagai gabungan *topic-topic* yang belum diketahui, dimana setiap *topic* terdiri dari distribusi banyak kata [16]. Metode *LDA* terdapat beberapa langkah, mulai dari menentukan parameter yang menjadi batas data yang akan digunakan kemudian, dan parameter yang digunakan peneliti adalah *random\_state = 40*, *chunksize = 100*, *passes = 50*, *iterations = 50* dan memasukkan jumlah *topic* yang ingin dihasilkan, lalu parameter tersebut menghasilkan sebaran *topic* dalam bentuk kata dari dokumen yang telah diproses [29]. Setelah *topic* dihasilkan selanjutnya dilakukannya proses *topic coherency* yang mana *Topic coherence* merupakan satu set dari kata-kata yang dihasilkan pada topik model dengan dinilai berdasarkan tingkat koherensi atau dalam diinterpretasi oleh manusia dengan tingkat kemudahannya. *Topic Coherence* menilai dari suatu topik dengan mengukur tingkat kesamaan semantik antara kata-kata yang ada dalam topik. Pengukuran ini dapat membantu dalam membedakan antara topik yang dapat diinterpretasi secara semantik dengan topik yang memiliki keterkaitan secara *statistic* [30]. *Topic Coherence* merupakan suatu ukuran yang akan digunakan untuk mengevaluasi *Topic Modeling*, dimana jika *coherence score* tinggi maka model yang dihasilkan lebih baik [31].

### E. Kesimpulan

Data yang telah melewati analisis sehingga penulis bisa membuat kesimpulan yang diambil dari penelitian yang dilakukan. Penulis mencoba mencari bahan percobaan *topic* dan mencari nilai koherensi yang tinggi sehingga menghasilkan *topic* yang paling sering dibicarakan oleh para pengguna. Kesimpulan ini juga nanti akan memperlihatkan *topic* apa saja dan kata kata apa saja yang sering dikeluarkan oleh para pengguna.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan ulasan pengguna *Twitter* pada aplikasi *Google Play Store* yang diambil dengan cara *scraping* data dengan *Google Collabs* yang berbahasa program *Python*. Data yang didapat memuat nama pengguna, *rating* yang diberikan, tanggal penulisan ulasan, dan ulasan yang ditulis oleh pengguna. Dengan bantuan *library google\_play\_scraper* maka peneliti dapat dengan mudah mengambil ulasan data dari *Play Store* itu sendiri, lalu peneliti mencari aplikasi *Twitter* tersebut dan mengambil sebanyak 2000 data. Tercatat pada tanggal 30 Juli 2023 lalu Elon Musk selaku *CEO (Chief Executive Officer)* X menerapkan perubahan atau *Rebrand* pada produk aplikasinya yang sebelumnya bernama *Twitter* dan berlogo burung menjadi bernama baru X dan berlogo huruf X saja dan oleh karena itu peneliti mengambil data sebanyak 1000 data sebelum perubahan terjadi, dan 1000 data setelah perubahan terjadi, sampel pengumpulan data dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I  
 HASIL PENGUMPULAN DATA

Nama	Ulasan
Dwi Septiani	semakin buruk, aplikasinya. aku login gk bisa, bye X
Aby Amdani	Lebih banyak informasi yg menarik dan lagi viral di sini X terbaik

## B. Hasil Preprocessing Data

Data ulasan yang telah di ambil dari pengumpulan data diatas akan diteruskan untuk dilakukan proses *preprocessing*. *Preprocessing* adalah proses yang terdiri dari beberapa tahapan, seperti:

### 1. Cleaning

*Cleaning* adalah proses pengolahan data yang digunakan untuk membersihkan teks data dari *mention* atau karakter khusus seperti “&”, “\*”, “(”, “)”, “#”, “.”, “@”, “-” dan lainnya, sampel penerapan *cleaning* dapat dilihat pada Tabel II.

TABEL II  
CLEANING

Sebelum	Sesudah
semakin buruk, aplikasinya. aku login gk bisa.Â² bye X	semakin buruk aplikasinya aku login gk bisa bye X

### 2. Case Folding

*Case Folding* adalah proses pengolahan data dimana data akan diubah menjadi huruf kecil semua (*lower case*), sampel penerapan *case folding* dapat dilihat pada Tabel III.

TABEL III  
CASE FOLDING

Sebelum	Sesudah
semakin buruk ap- likasinya aku login gk bisa bye X	semakin buruk aplikasinya aku login gk bisa bye x

### 3. Tokenizing

*Tokenizing* adalah proses pengolahan data dimana data akan diubah dari sebuah kalimat menjadi se-  
buah kata-kata, sampel penerapan *tokenizing* dapat dilihat pada Tabel IV.

TABEL IV  
TOKENIZING

Sebelum	Sesudah
semakin buruk aplikasinya aku login gk bisa bye x	['semakin', 'buruk', 'aplikasinya', 'aku', 'login', 'gk', 'bisa', 'bye', 'x']

### 4. Normalization

*Normalization* adalah proses pengolahan data dimana data yang tergolong non-formal akan diubah menjadi formal, dengan bantuan kamus normalisasi *colloquial-indonesian-lexicon*, sampel penerapan *normalization* dapat dilihat pada Tabel V.

TABEL V  
NORMALIZATION

Sebelum	Sesudah
['semakin', 'buruk', 'aplikasinya', 'aku', 'login', 'gk', 'bisa', 'bye', 'x']	['semakin', 'buruk', 'aplikasinya', 'aku', 'login', 'enggak', 'bisa', 'bye', 'kali']

### 5. Stopword

*Stopword* adalah proses pengolahan data dimana data akan di filter sesuai dengan yang ada di kamus *corpus nltk*, sampel penerapan *stopword* dapat dilihat pada Tabel VI.

TABEL VI  
STOPWORD

Sebelum	Sesudah
['semakin', 'buruk', 'aplikasinya', 'aku', 'login', 'enggak', 'bisa', 'bye', 'kali']	['buruk', 'aplikasinya', 'login', 'bye', 'kali']

## 6. Stemming

*Stemming* adalah proses pengolahan data dimana data yang ada kata imbuhan maka kata tersebut akan dihapus, sampel penerapan *stemming* dapat dilihat pada Tabel VII.

TABEL VII  
STEMMING

Sebelum	Sesudah
['buruk', 'aplikasinya', 'login', 'bye', 'kali']	['buruk', 'aplikasi', 'login', 'bye', 'kali']

## C. Analisis Perbandingan

Dari proses preprocessing data yang telah dilakukan, Langkah selanjutnya adalah proses labeling data yang mana data tersebut akan dijadikan 2 *sentiment* yang mana apabila data menghasilkan nilai  $>0$  = *positive*,  $<0$  = *negative*, hasil analisis yang dilakukan peneliti dapat dilihat pada Tabel VIII.

TABEL VIII  
PERBANDINGAN SENTIMENT

Sebelum Rebrand	Sesudah Rebrand
<i>Positive</i> 655	<i>Positive</i> 596
<i>Negative</i> 345	<i>Negative</i> 404

## D. Klasifikasi Latent Dirichlet Allocation

Setelah selesai dilakukannya proses preprocessing data, maka proses klasifikasi *LDA* dapat dilakukan:

1. Memuat paket, data, dan *preprocessing* data. Menggunakan *dictionary* dan *library corpus* yang diperlukan untuk *Topic Modelling*. *Gensim* menciptakan *id* unik untuk setiap kata dalam dokumen. *Corpus* yang dihasilkan seperti yang ditunjukkan adalah pemetaan dari (*id\_kata*, *frekuensi\_kata*). Sebagai contoh, (0, 1) di bawah pada keluaran tersebut mengimplikasikan, *id* kata 0 muncul sekali dalam dokumen pertama.
2. Peneliti memiliki semua yang diperlukan untuk melatih model *LDA*. Selain *corpus* dan *dictionary*, peneliti perlu menyediakan jumlah *topic* juga, dan beberapa *trial error* jumlah *topic* sudah dilakukan oleh peneliti dan menghasilkan tidak jauh dari semua hasil *topic* yang ada, dan peneliti mencoba melakukan *trial error* sebanyak 10 *topic*.
3. *LDA* adalah teknik tanpa pengawasan, yang berarti sebelum menjalankan model, kita tidak tahu berapa jumlah *topic* yang ada dalam *corpus*. Peneliti menggunakan alat visualisasi *LDA* yaitu *LdaModel*, untuk mencoba beberapa jumlah *topic* kemudian membandingkan hasilnya. *Coherency topic* adalah teknik utama yang bisa digunakan untuk memperkirakan jumlah *topic*. Penulis akan menggunakan metode *c\_v* untuk melihat skor koherensi dari model *LDA* peneliti, koherensi skor yang optimal adalah skor koherensi yang bernilai paling tinggi diantara hasil percobaan yang lain.

## E. Hasil Analisis

Dengan menerapkan metode *LDA* pada data, menggunakan model *coherency c\_v* dan parameter yang digunakan peneliti (*random\_state* = 40, *chunksize* = 100, *passes* = 50, *iterations* = 50). Menetapkan banyaknya

TABEL IX  
SAMPEL TOPIC COHERENCY

Jumlah Topic	Coherency Score
1	0.52
2	0.49
3	0.44
4	0.44
5	0.61
6	0.51
7	0.54
8	0.48
9	0.47
10	0.49

subjek yang ideal, dengan berpacu pada nilai *topic coherence* semakin tinggi nilai yang dihasilkan maka semakin bagus modelnya. Peneliti melakukan *trial error* dengan jumlah *topic* sebanyak 10, sehingga didapatkan nilai *topic coherence* yang dapat bisa dilihat pada Tabel 9.

Dari hasil *trial error* yang telah peneliti ditemukan pada *topic* ke-5 lah yang menghasilkan nilai koherensi yang paling optimum dan setelah *topic* ke-5 koherensi skor yang dihasilkan selalu menurun dan tidak ada yang lebih optimum lagi dibanding *topic* ke-5, nilai koherensi dapat dilihat pada Tabel IX.

TABEL X  
 TOPIC TERBAIK

Topic	Jumlah Kemunculan	Kata-Kata Penyusun
3	600	["enggak", "sekarang", "dulu", "bisa", "kagak", "ini", "malah", "lagi", "Twitter", "sudah"]
5	242	["yang", "jadi", "dan", "kali", "logo", "aplikasi", "Twitter", "kenapa"]
1	132	["tidak", "saya", "bisa", "akun", "baru", "daftar", "nomor", "padahal", "tapi"]
2	17	["baik", "dalam", "ribet", "terlalu", "ketika", "tersebut", "akan", "iklan", "kirim"]
4	10	["susah", "amat", "ketemu", "kurang", "foto", "menarik", "parah", "informasi"]

Dari Tabel X, dapat disimpulkan bahwa para pengguna dominan memberikan *sentiment* yang mengacu pada perbandingan terhadap aplikasi *Twitter* karena dilakukannya perubahan, dilihat dari hasil *topic* terbaik yang dihasilkan terdapat kata penyusunnya yaitu “sekarang”, dan “dulu”.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan, peneliti dapat menyimpulkan, Hasil *sentiment* menunjukkan bahwa akibat perubahan nama dan logo pada *Twitter* terjadi penurunan pada *sentiment positive* yaitu dari 655 menjadi 596 sedangkan terjadi kenaikan pada *sentiment negative* dari 345 menjadi 404, dari hasil *sentiment* yang didapatkan para pengguna cenderung kecewa akan perubahan yang dilakukan akibat pemilik *Twitter* itu sendiri. Hasil pada metode Latent Dirichlet Allocation menunjukkan bahwa *topic* terbaik yang sering dibicarakan oleh para pengguna adalah *topic* ke-5, dibuktikan bahwa nilai *topic coherence* yang tertinggi bernilai 0.61 yang berisi kata-kata penyusunnya adalah "enggak", "sekarang", "dulu", "bisa", "kagak", "ini", "malah", "lagi", "Twitter", "sudah".

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan puji syukur kepada Allah SWT, serta ucapan terimakasih kepada orang tua yang tak henti-hentinya memberikan doa dan semangat kepada saya. Terima kasih yang sebesar-besarnya saya sampaikan kepada Bapak Achmad Rizal Dzikrillah, S.T., M.TI., yang menjadi pembimbing selama penelitian ini, teman spesial Julia Lestari yang juga tak pernah lelah untuk selalu mendukung dan membantu saya selama penelitian ini dan seterusnya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. R. I. Rezeki, Y. Restiviani, and R. Zahara, "Penggunaan Sosial Media Twitter dalam Komunikasi Organisasi (Studi Kasus Pemerintah Provinsi DKI Jakarta dalam Penanganan Covid-19)," *J. Islam. Law Stud.*, vol. 4, no. 2, pp. 63–78, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.uin-antasari.ac.id/index.php/jils/>
- [2] A. S. Cahyono, *Fikih Media Sosial Di Indonesia*, vol. 5, no. 2. 2020. doi: 10.32923/asy.v5i2.1586.
- [3] S. Everlin and Y. Erlyana, "Analisis Perubahan Desain Logo Gojek Tahun 2019," *DESKOMVIS J. Ilm. Desain Komun. Vis. Seni Rupa dan Media*, vol. 1, no. 1, pp. 72–88, 2020, doi: 10.38010/dkv.v1i1.11.
- [4] Sensor Tower, "Bersumber secara Bertanggung Jawab Data", [Online]. Available: <https://sensortower.com/responsibly-sourced-data>
- [5] L. A. Abdillah, *Peranan Media Sosial Modern*. 2022. [Online]. Available: [www.bening-mediapublishing.com](http://www.bening-mediapublishing.com)
- [6] A. Karami, M. Lundy, F. Webb, and Y. K. Dwivedi, "Twitter and Research: A Systematic Literature Review through Text Mining," *IEEE Access*,

vol. 8, no. 1, pp. 67698–67717, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2983656.

- [7] M. Rossetti, F. Stella, and M. Zanker, “Analyzing User Reviews in Tourism With Topic Models,” *Inf. Technol. Tour.*, vol. 16, no. 1, pp. 1–18, 2016, doi: 10.1007/s40558-015-0035-y.
- [8] C. Naury, D. H. Fudholi, and A. F. Hidayatullah, “Topic Modelling pada Sentimen Terhadap Headline Berita Online Berbahasa Indonesia Menggunakan LDA dan LSTM,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 24–33, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2556.
- [9] A. Alamsyah, W. Rizkika, D. D. A. Nugroho, F. Renaldi, and S. Saadah, “Dynamic Large Scale Data on Twitter Using Sentiment Analysis and Topic Modeling,” *Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICoICT 2018*, vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/ICoICT.2018.8528776.
- [10] BINUS University, “Latent Dirichlet Allocation (LDA).” <https://socs.binus.ac.id/2018/11/29/latent-dirichlet-allocation-lda/>
- [11] A. I. Alfanzar, K. Khalid, and I. S. Rozas, “Topic Modelling Skripsi Menggunakan Metode Latent Dirichlet Allocation,” *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 1, p. 7, 2019, doi: 10.30656/jsii.v7i1.2036.
- [12] Y. Azhar, “Metode Lexicon-Learning Based Untuk Identifikasi Tweet Opini Berbahasa Indonesia,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 3, pp. 237–243, 2017.
- [13] M. Taboada, J. Brooke, and K. Voll, “Lexicon-Based Methods for Sentiment Analysis,” *Comput. Linguist.*, vol. 37, no. 2, pp. 267–307, 2011, [Online]. Available: <https://www.proquest.com/docview/896181231/C4F09CD9F4A6440APQ/13?accountid=13827>
- [14] F. M. Matulatuwa, E. Sedyono, and A. Iriani, “Text Mining dengan Metode Lexicon Based untuk Sentiment Analysis Pelayanan PT. Pos Indonesia Melalui Media Sosial Twitter,” *J. Masy. Inform. Indones.*, vol. 2, no. 3, pp. 1–13, 2017.
- [15] A. L. D. tavares Duarte and Eddy Nurraharjo, “Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Tweet Terkait Naiknya Kasus Omicron Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *J. Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, 2023, doi: 10.36595/jire.v6i1.779.
- [16] N. L. P. M. Putu, Ahmad Zuli Amrullah, and Ismarmiaty, “Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Pariwisata Lombok Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Latent Dirichlet Allocation,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 123–131, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2587.
- [17] D. R. Aditya, E. Supriyati, and T. Listyorini, “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Rokok Elektrik (Vape) Di Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes,” *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 43–50, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i1.2145.
- [18] D. R. Kusuma, S. Syofian, and L. N. Afifa, “Analisis Sentimen Tanggapan Pelanggan Indihome di Platform Sosial Media Facebook dan Twitter Menggunakan Support Vector Mesin dan Pendekatan Klasifikasi Naive Bayes,” vol. XIII, no. 1, pp. 124–133, 2023.
- [19] L. B. Ilmawan and M. A. Mude, “Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 154–161, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.597.154-161.
- [20] Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, and Sutan Faisal, “Analisis Sentimen Aplikasi Tiktok Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *TEKNOSAINS J. Sains, Teknol. dan Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023, doi: 10.37373/teknol.v10i2.419.
- [21] A. P. Giovani, A. Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, and W. Gata, “Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi,” *J. Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, p. 115, 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [22] F. Novianti, K. Rizky, and N. Wardani, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Data Tweet Traveloka Selama Rapid Test Antigen Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” vol. 8, no. 3, pp. 922–933, 2023.
- [23] Ananda Kusumawardana, “Stopwords Bahasa Indonesia Karya Ananda Kusumawardana,” *Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta*, 2020. <https://www.ukdw.ac.id/stopwords-bahasa-indonesia-karya-ananda-kusumawardana/>
- [24] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 42–48, 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.609.
- [25] 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, pp. 131–145, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [26] F. F. Rachman and S. Pramana, “Analisis Sentimen Pro dan Kontra Masyarakat Indonesia tentang Vaksin COVID-19 pada Media Sosial Twitter,” *Indones. Heal. Inf. Manag. J.*, vol. 8, no. 2, pp. 100–109, 2020, [Online]. Available: <https://inohim.esaunggul.ac.id/index.php/INO/article/view/223/175>
- [27] J. Garay, R. Yap, and M. J. Sabellano, “An Analysis on The Insights of The Anti-vaccine Movement From Social Media Posts Using K-means Clustering Algorithm and Vader Sentiment Analyzer,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 482, no. 1, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1757-899X/482/1/012043.
- [28] S. Kurniawan, W. Gata, D. A. Puspitawati, N. -, M. Tabrani, and K. Novel, “Perbandingan Metode Klasifikasi Analisis Sentimen Tokoh Politik Pada Komentar Media Berita Online,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 176–183, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.935.
- [29] A. Rahmawati, N. L. Nikmah, R. D. A. Perwira, and N. A. Rakhmawati, “Analisis Topik Konten Channel YouTube K-pop Indonesia Menggunakan Latent Dirichlet Allocation,” *Teknol. J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 11, no. 1, pp. 16–25, 2021, doi: 10.26594/teknologi.v11i1.2155.
- [30] K. B. Putra and R. P. Kusumawardani, “Analisis Topik Informasi Publik Media Sosial di Surabaya Menggunakan Pemodelan Latent Dirichlet Allocation (LDA),” *J. Tek. ITS*, vol. 6, no. 2, pp. 4–9, 2017, doi: 10.12962/j23373539.v6i2.23205.
- [31] Alyssa Wisdom, “Topic Modeling,” 2017. <https://medium.com/square-corner-blog/topic-modeling-optimizing-for-human-interpretability-48a81f6ce0ed>