Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)
Vol. 4, No. 5, October 2023, pp. 1063-1074

DOI: https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.951
p-ISSN: 2723-3863
e-ISSN: 2723-3871

TOPIC MODELING IN COVID-19 VACCINATION REFUSAL CASES USING LATENT DIRICHLET ALLOCATION AND LATENT SEMANTIC ANALYSIS

Ulfah Malihatin Sholihah[1], Yulian Findawati[*2], Uce Indahyanti[3]

[1,2,3]Informatics Study Program, Faculty of Science and Technology, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia
Email: [1]191080200172@umsida.ac.id, [2]yulianfindawati@umsida.ac.id, [3]uceindahyanti@umsida.ac.id

(Article received: March 11, 2023; Revision: March 23, 2023; published: October 15, 2023)

Abstract

COVID -19 vaccination is a program provided by the Indonesian government to minimize the spread of the virus. The COVID-19 vaccination program in Indonesia goes hand in hand with issues that are circulating, causing controversy and rejection of vaccination on social media, especially Twitter. There are many factors that influence vaccine rejection on Twitter, to summarize frequently discussed topics and find out hidden topics, this study uses the Latent Dirichlet Allocation (LDA) and Latent Semantic Analysis (LSA) methods from 1797 Twitter scrapping data. Both models require a set of words that have been converted into a matrix, so before conducting LDA topic modeling, the dataset will undergo a bag of word (BOW) calculation. Meanwhile, in LSA topic modeling, the existing dataset will undergo word weighting of frequently occurring words using Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF). This study was conducted to find and summarize hidden information in the form of frequently discussed topics, thus understanding public opinions related to the COVID -19 vaccination refusal case. LDA and LSA methods will display topics based on the probability and mathematical calculations of word occurrences in each topic in the document. The topics that appear will be further analyzed through coherence score by applying a limit of 20 topics to display the best value. Further modeling experiments are carried out to display topics through LDA and LSA models, this study takes 6 topics with the highest coherence values including the right of individuals to choose whether to be vaccinated or not (0.484607), the Ribka Tjiptaning controversy (0.473368), rejection of the COVID-19 vaccine by groups represented by public figures (0.463631), punishment for non-compliance in the form of fines (0.324924), and halal certification (0.312521).

Keywords: *Covid-19 vaccination Refusal, Latent Dirichlet Allocation (LDA), Latent Semantic Analysis (LSA), Topic Modelling, Twitter.*

PEMODELAN TOPIK PADA KASUS TOLAK VAKSINASI COVID-19 MENGGUNAKAN LATENT DIRICHLET ALLOCATION DAN LATENT SEMANTIC ANALYSIS

Abstrak

Vaksinasi COVID-19 adalah program yang diberikan pemerintah Indonesia dalam upaya meminimalisir terjadinya penularan virus. Program vaksinasi COVID-19 di Indonesia berjalan beriringan dengan isu – isu yang beredar sehingga menimbulkan kontroversi dan penolakan vaksinasi di media sosial terutama Twitter. Terdapat banyak faktor yang mempengaruhi adanya tindakan penolakan vaksin di Twitter, untuk meringkas topik yang sering dibahas dan mengetahui topik – topik yang tersembunyi, pada penelitian ini menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation (LDA)* dan *Latent Semantic Analysis (LSA)* dari 1797 data hasil *scrapping* Twitter. Kedua model tersebut membutuhkan sekumpulan kata yang telah diubah ke dalam suatu matriks, sehingga sebelum melakukan pemodelan topik metode LDA, dataset akan dilakukan perhitungan *bag of word (BOW).* Sedangkan pada pemodelan topik LSA, dataset yang ada akan dilakukan pembobotan kata – kata yang sering muncul menggunakan *Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF).* Tujuan penelitian adalah untuk menemukan dan meringkas informasi tersembunyi berupa topik – topik yang sering dibahas. Metode LDA dan LSA akan menampilkan topik – topik berdasarkan hasil dari perhitungan probabilitas dan matematis kemunculan kata pada setiap topik dalam dokumen. Topik yang muncul akan dianalisa lagi melalui *coherence score* dengan menerapkan batas topik yang akan ditampilkan sebanyak 20 topik nilai terbaik. Percobaan pemodelan selanjutnya dilakukan untuk menampilkan topik melalui model LDA dan LSA lagi, dan diperkecil menjadi 6 jumlah topik dengan nilai koherensi tertinggi diantaranya adalah hak individu dalam memilih untuk divaksinasi atau tidak (0.484607), kontroversi Ribka Tjiptaning (0.473368), penolakan terhadap vaksin COVID-19 oleh kelompok yang diwakili

tokoh-tokoh publik (0.463631), hukuman bagi ketidakpatuhan berupa denda (0.324924), dan sertifikasi halal (0.312521).

Kata kunci: *Latent Dirichlet Allocation (LDA), Latent Semantic Analysis (LSA), Pemodelan Topik, Tolak Vaksin Covid-19, Twitter.*

1. PENDAHULUAN

COVID-19 adalah virus yang ditemukan pada tahun 2019 di China yang menyerang saluran pernapasan[1]. Virus ini menimbulkan pandemi di seluruh dunia karena proses penularan sangat cepat dan belum ada obat untuk mencegah. Akibatnya semua kegiatan harus diberlakukan protokol kesehatan, beberapa sektor pekerjaan ikut terdampak, pemutusan hubungan kerja di sejumlah tempat dilakukan secara besar – besaran, pengalihan pembelajaran ke media dalam jaringan (daring), hingga *lockdown*.

Banyak penelitian yang dilakukan oleh badan kesehatan hampir di seluruh dunia dalam upaya menciptakan vaksin COVID-19, sehingga pada tahun 2021 vaksin tersebut pertama kali ditetapkan pemerintah sebagai upaya untuk menekan kenaikan angka dan mencegah mengurangi penyebaran COVID-19. Vaksinasi dilakukan secara masal di berbagai daerah di Indonesia secara bertahap karena pelayanan kesehatan seperti ini merupakan bentuk dari pemenuhan hak dan kewajiban masyarakat Indonesia. Terdapat peraturan vaksin COVID -19 dalam Perpres No. 99 Tahun 2020 tentang Pengadaan Vaksin dan Pelaksanaan Vaksinasi Dalam Rangka Penanggulangan Pandemi COVID-19, Keputusan Menteri KesehatanNo.HK.01.02./MENKES/12758/2021 tentang Penetapan Jenis Vaksin untuk Pelaksanaan Vaksinasi COVID-19, Permenkes No 84 Tahun 2020 tentang Pelaksanaan Vaksinasi Dalam Rangka Penanggulangan Pandemi COVID19 [2].

Namun, vaksinasi yang diselenggarakan pemerintah menimbulkan pro dan kontra. Terdapat isu – isu tentang vaksin COVID-19 yang ramai dibicarakan melalui media sosial seperti Twitter sehingga muncul kasus penolakan vaksin COVID-19. Banyak masyarakat menuliskan tanggapan di Twitter dan menjadi *trending topic* di Indonesia. Hal ini ditandai dengan munculnya sebuah *hashtag* #TolakDiVaksinSinovac yang menjadi *trending* Twitter pada tanggal 12 Januari 2021 [3]. Twitter menjadi media sosial paling mudah untuk memaparkan pendapat atau opini – opini penggunanya, sehingga hal seperti ini dapat membantu dalam mengambil suatu informasi, data penelitian, jajak pendapat, analisa sentimen, dan kepentingan lainnya.

Pada penelitian ini, pendapat masyarakat Indonesia yang menolak vaksinasi COVID-19 di Twitter akan dilakukan klasifikasi untuk melihat topik yang sering dibicarakan. Pengambilan data untuk diringkas tersebut menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dan *Latent Semantic Analysis* (LSA). Pendekatan LDA menghasilkan kata-kata yang sering muncul bersamaan dan juga mengaturnya ke dalam topik yang berbeda. Untuk menghitung jumlah topik yang paling tepat berdasarkan model *coherence-gensim*[4] pada 21 batasan perhitungan model topik dengan nilai tertinggi yang dibentuk [5] setelah melakukan percobaan pemodelan pertama.

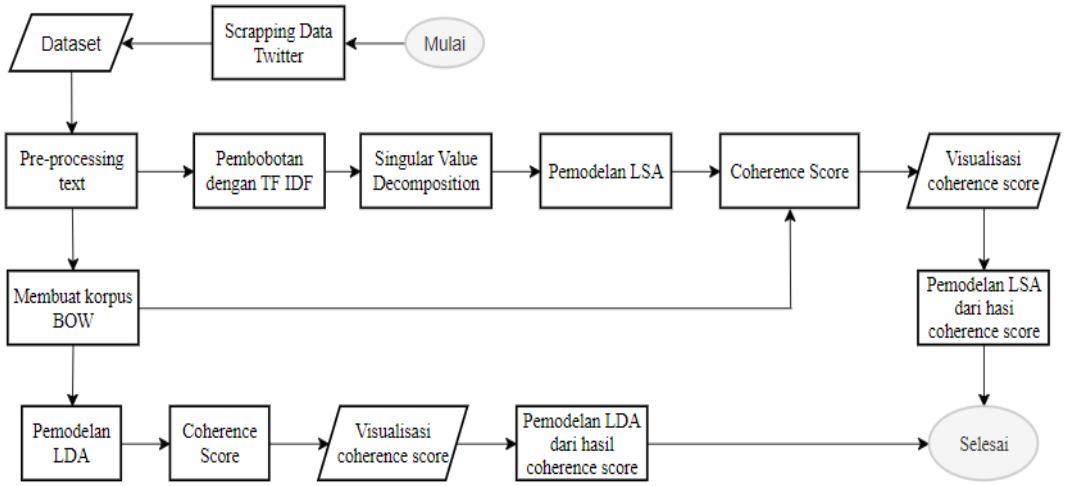
Sejumlah topik dari dataset setelah melalui *preprocessing* dan *cleaning data* selanjutnya data akan dilakukan pembentukan matriks dari sekumpulan korpus yaitu *bag of word* (BOW) pemilihan fitur ini membuat pemodelan lebih efektif dan relevan. Hasil dari evaluasi *topic coherence* akan diproses menggunakan model LDA dan divisualisasikan topik terbaik melalui modul pyLDAvis.

Untuk mengetahui topik tersembunyi atau pandangan lainnya dan polaritas masyarakat Indonesia terhadap isu penolakan vaksinasi COVID-19, pada kasus ini dapat dilakukan metode pemodelan topik yang berbeda. Hal ini penting agar opini publik terhadap kasus penolakan vaksin dapat dengan cepat dianalisa sehingga dapat di*counter* oleh pelaku masa depan. Model LSA memberikan cara berbeda dalam tahap pemrosesan matriks setiap kata dalam korpus. Pada LSA sebelum menguji model tersebut terdapat proses perhitungan *Document Term Matrix* (DTM) yang bisa diberikan pembobotan kata melalui *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF - IDF). Bobot kata yang dihasilkan akan dijadikan sebagai percobaan pemodelan topik pertama pada metode LSA sebelum evaluasi model menggunakan *coherence score*.

2. METODE PENELITIAN

Terdapat beberapa tahapan yang digunakan. Adapun tahapan – tahapan tersebut adalah sebagai berikut:

DOI: https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.951
p-ISSN: 2723-3863
e-ISSN: 2723-3871



Gambar 1. Flowchart Penelitian

2.1. Pengambilan Dataset

Gambar 1 menunjukkan tahapan pertama yaitu pengambilan dataset yang akan diolah merupakan data hasil *scarapping* pada media sosial Twitter menggunakan *library* Python yaitu Tweepy. Dataset yang didapat disimpan ke dalam bentuk berkas yang bereksistensi .csv.

2.2. Pra-pemrosesan Teks (*Text Peprocessing*)

Dataset terlebih dahulu dilakukan pembersihan dari beberapa prosedur, pada Gambar 1 masuk ke tahap *Text Preprocessing*. Tahap ini dapat dilakukan untuk membuat semua teks menjadi teks yang berhuruf kecil (*lowercase folding*). Pada dasarnya proses *tokenizing* ialah memisahkan setiap kata yang menyusun suatu dokumen[6]. Menghilangkan karakter – karakter yang ada di dalamnya seperti emoji, tanda baca, link, tagar, maupun URL melalui tahapan *tokenizing*. Kemudian, teks yang telah bersih akan dilakukan penghapusan kata – kata yang tidak memiliki pengaruh atau makna, tahap ini dinamakan *stopwords*. *Stopwords removal* dapat meningkatkan rasio *signal-to-noise* dalam teks yang tidak terstruktur dan dengan demikian meningkatkan signifikasi statistik dari istilah yang bisa jadi penting[7]. Pada dataset, terdapat kata – kata berulang yang harus dihapuskan untuk mendapatkan hasil terbaik saat melakukan pemodelan (*normalization*) dan menghilangkan kata dengan imbuhan berupa prefiks atau sufiks melalui tahapan *stemming*.

2.3. Pemrosesan Teks (*Text Processing*)

Gambar 1 menunjukkan beberapa tahapan berbeda setelah *text preprocessing* yaitu melakukan perhitungan kata – kata dari dataset yang telah bersih menjadi sebuah matriks BOW sebelum dijadikan ke pemodelan topik dan membuat pembobotan kata. BOW mengubah data tabular (korpus) menjadi *document term* yang merupakan data numerik. BOW hanya menghitung kata unik, jika terdapat kata duplikat atau kata yang sama antar topik akan ditulis satu kali saja.

Pada pemodelan topik LSA, terdapat korpus berupa sekumpulan kata yang harus dirubah juga menjadi sebuah vektor. TF – IDF merupakan pembobotan kata yang digunakan sebelum melakuklan pemodelan topik LSA. ersamaan (1) menjelaskan bahwa TF menghitung jumlah seberapa sering kemunculan kata dalam sebuah dokumen dibanding dengan jumlah kata pada dokumen.

$$tf_{td} = \frac{n_{td}}{Total\ number\ of\ term\ document} \quad (1)$$

Persamaan (2) IDF menilai kata yang *relative* sering muncul dianggap sebagai kata penting atau bukan berdasarkan kemunculan kata pada setiap korpus. IDF menghitung level korpus secara keseluruhan bukan perdokumen individual.

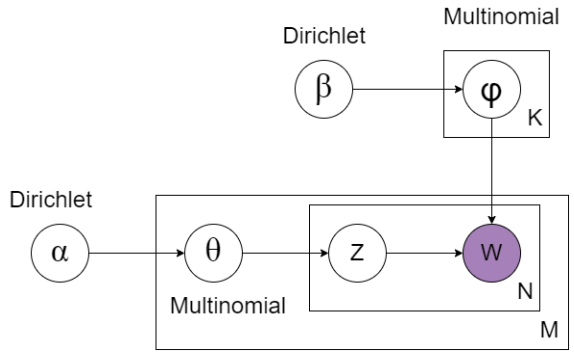
$$IDF_d = log(\frac{Number\ of\ document}{Number\ of\ doc\ with\ term\ t} \quad (2)$$

2.3.1. *Latent Dirichlet Allocation* (LDA)

Latent Dirichlet Allocation (LDA) merupakan model probabilitas generatif yang mengasumsikan bahwa setiap topik adalah campuran dari sekumpulan kata potensial atau biasa disebut token, dan setiap dokumen (korpus) adalah campuran dari sekumpulan topik probabilitas yang disebut latent. Fungsi dari LDA bisa digunakan untuk melakukan klasterisasi, memroses data yang besar karena daftar topik yang dihasilkan LDA memiliki pembobotan.

Algoritma LDA bekerja dengan melakukan inisialisasi parameter berupa:

- Jumlah dokumen (**M**)
- Jumlah topik (**K**) yang akan ditampilkan
- Jumlah iterasi (**i**)
- Jumlah kata dalam dokumen (**N**)
- Koefisien LDA (**α, β**).



Gambar 2. Alur Kerja LDA

LDA melabeli masing – masing kata dengan topik yang telah ditentukan dalam suatu dokumen secara acak (*random topic assignment*) melalui *random distribution*. Pada proses iterasi *resample each word* akan menghasilkan parameter yang dapat menentukan distribusi dari jumlah topik dalam suatu dokumen. *Resample* dilakukan berdasarkan kelaziman suatu kata dalam suatu topik, dan mengevaluasi kelaziman topik berada dalam sebuah dokumen.

Gambar 2 menunjukkan distribusi dirichlet α merupakan parameter yang mengontrol distribusi topik sebuah dokumen, semakin tinggi nilai alfa maka dinyatakan bahwa dokumen tersebut memiliki beragam topik. Hal ini dapat direpresentasikan melalui distribusi *multinomial* (θ), di mana setiap distribusi acak dapat memuat topik (Z) dan kata yang spesifik (W) dalam dokumen sehingga akan diperoleh banyaknya dokumen (M) dan memuat beberapa jumlah kata dalam setiap dokumen (N).

Sebaliknya, jika nilai α terlalu rendah, maka tidak ada banyak sebaran topik yang tercampur dalam satu dokumen sehingga tidak terdistribusi secara merata. Distribusi *diriclet* β merupakan parameter yang mengontrol persebaran kata setiap topik (φ). Nilai β yang tinggi dari suatu topik memuat persebaran kata yang ada di topik lain. Sedangkan nilai β cenderung rendah menunjukkan kata – kata dalam satu topik hanya terdistribusi pada topik tertentu (K) sehingga lebih spesifik. Pada model LDA variabel yang diobservasi adalah W.

2.3.2. *Latent Semantic Analysis* (LSA)

LSA adalah metode natural language yang menganalisis hubungan antara sekumpulan dokumen, kata – kata, dan istilah yang dikandungnya menggunakan distribusi *univariat* (dekomposisi nilai tunggal), teknik matematika yang mencari data tidak terstruktur untuk menemukan hubungan tersembunyi antara istilah dan konsep. Istilah atau konsep kata yang terkandung dalam tulisan akan menjadi acuan pembanding tanpa melihat ciri kebahasaan suatu tulisan[8]. Refleksi LSA dari pengetahuan manusia telah ditunjukkan dalam berbagai cara diantaranya skor tumpang tindih dengan kosakata. LSA meniru urutan kata manusia dan penilaian kategori, menyimulasikan data priming leksikal.

$$A_{txd} = U_{txn} \times S_{txn} \times V_{dxn}{}^{T} \quad (3)$$

Masukan untuk metode ini adalah sekumpulan teks atau korpus yang direpresentasikan ke dalam matriks yang dianggap mampu mengambil inti sari dari suatu dokumen setelah dibandingkan per-kata uniknya (*term*). LSA dapat digunakan untuk memberikan nilai padateksi dengan mengkonversi teks menjadi matriks - matriks yang diberi nilai pada masing - masing *term* untuk dicari kesamaan dengan *term referensi* [9]. Pada Persamaan 3 LSA menggunakan *Singular Vector Decomposition* (SVD) untuk menghitung matriks tersebut, matriks dibuat menjadi 3 komponen yaitu S, U, dan V untuk dilakukan dekomposisi sehingga mampu menghasilkan matriks yang baru. Dokumen yang direpresentasikan dalam matriks jika mengandung kata – kata yang mirip, maka vektor akan menampilkan kata serupa. LSA didasarkan pada *term frequency*, keunggulannya adalah menghasilkan hasil intuitif [10]. Hal ini diterapkan ke dalam tahapan LSA pada saat menghimpun kata – kata menjadi sebuah vektor yang direpresentasikan ke dalam TF IDF. Hal ini melibatkan pembobotan kata dan pencarian kata penting berdasarkan nilai relatif kemunculan kata dari setiap dokumen.

2.3.3. *Coherence Score*

Coherence score atau topik koherensi adalah ukuran untuk mengevaluasi pemodelan topik. Model yang baik menghasilkan topik dengan nilai koherensi yang tinggi [11], maka langkah pengujian dilakukan dengan iterasi sebanyak topik n dan dimulai dari topik i, . Topik koherensi menggunakan statistik dan probabilitas yang diambil dari korpus referensi (kumpulan teks), berfokus pada konteks kata, untuk memberikan skor koherensi pada suatu topik.

Topik koherensi telah diusulkan sebagai metode evaluasi intrinsik untuk pemodelan topik, dinyatakan sebagai rata – rata atau median dari word similarity yang berpasangan dan dibentuk oleh kata – kata paling atas dengan persamaan topik. Semakin tinggi nilai koherensi maka semakin bagus hasil interpretasi pemodelan topik [12].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengambilan Dataset

Pengambilan data diambil pada rentang tanggal 7 Januari 2021 sampai 13 Januari 2021 dan memperoleh 1797 data dari Twitter. Pengambilan data ini dianalisa menggunakan *library* Pandas sebelum disimpan menjadi bentuk csv. Dataset awal seperti pada Tabel 1 masih berupa data kotor yang belum dilkakukan pembersihan isi – isi yang dianggap tidak berpengaruh pada proses pemodelan nantinya.

Tabel 1. Dataset Tolak Vaksinasi Covid-19

Date	Tweet
2021-01-13	@Laudate_Dom @Pipelpawer165 @dayatia Beliau dan dr. Agni serta semua yang ada di HEAL tidak menolak vaksin Mbak. Kami tidak menolak apapun anjuran pemerintah. Kami juga kampanye 3M kok. Yang kami keitisi adalah hal substansial soal pcr dan metode test lainnya. Plus edukasi how to...
2021-01-13	Orang bule, vaccine = Antichrist Juga dianggap sebagai sarana kontrol populasi penduduk di dunia.. Jadi wajar kalau ada yang menolak program vaksinasi dan anti vaksin😁 https://t.co/GwNvveV9TU
2021-01-07	Pemerintah Provinsi DKI Jakarta akan memberikan sanksi berupa denda bagi warga yang menolak vaksinasi Covid-19. #vaksin https://t.co/ZqPsi4cvxx
2021-01-08	vaksin belum lulus uji BP POM dan ternyata ga semua orang bisa divaksin..anehnya udah tuh vaksin distribusikan ke daerah, dan menolak divaksin dikenakan denda..Gagal Paham 😳😳🔨🔨🔨 https://t.co/JZL3oYy29f
2021-01-10	Terus liat video nakes menolak vaksin. Itu pasti video buat seru-seruan kan? Iya kan dok? Sus?

3.2. Text Preprocessing

Dataset tidak langsung digunakan oleh sistem. Oleh karena itu, beberapa preprocessing harus dilakukan untuk sedikit memodifikasi data guna meningkatkan kualitas data yang digunakan.

3.2.1. Lowercase Folding

Data awal masih berupa teks yang belum dilakukan pemrosesan apapun, sehingga bentuk dan strukturnya masih original. Untuk mengubah semua huruf pada dokumen atau data tersebut menjadi huruf kecil maka dapat memanfaatkan fungsi Python yaitu str.lower() . Proses ini tidak hanya mengubah menjadi huruf kecil semua akan tetapi juga menghilangkan karakter selain a sampai z atau delimeter. Untuk hasil *lowercase folding* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Sebelum dan Sesudah Lowercase Folding

Sebelum lowercase folding	Sesudah lowercase folding
@Laudate_Dom @Pipelpawer165 @dayatia Beliau dan dr. Agni serta semua yang ada di HEAL tidak menolak vaksin Mbak. Kami tidak menolak apapun anjuran pemerintah. Kami juga kampanye 3M kok. Yang kami keitisi adalah hal substansial soal pcr dan metode test lainnya. Plus edukasi how to...	@laudate_dom @pipelpawer165 @dayatia beliau dan dr. agni serta semua yang ada di heal tidak menolak vaksin mbak. kami tidak menolak apapun anjuran pemerintah. kami juga kampanye 3m kok. yang kami keitisi adalah hal substansial soal pcr dan metode test lainnya. plus edukasi how to...
Orang bule, vaccine = Antichrist Juga dianggap sebagai sarana kontrol populasi penduduk di dunia.. Jadi wajar kalau ada yang menolak program vaksinasi dan anti vaksin😁 https://t.co/GwNvveV9TU	orang bule, vaccine = antichrist juga dianggap sebagai sarana kontrol populasi penduduk di dunia.. jadi wajar kalau ada yang menolak program vaksinasi dan anti vaksin. 😁 https://t.co/gwnvvev9tu
Pemerintah Provinsi DKI Jakarta akan memberikan sanksi berupa denda bagi warga yang menolak vaksinasi Covid-19. #vaksin https://t.co/ZqPsi4cvxx	pemerintah provinsi dki jakarta akan memberikan sanksi berupa denda bagi warga yang menolak vaksinasi covid-19. #vaksin https://t.co/zqpsi4cvxx
vaksin belum lulus uji BP POM dan ternyata ga semua orang bisa divaksin..anehnya udah tuh vaksin distribusikan ke daerah, dan menolak divaksin dikenakan denda..Gagal Paham 😳😳🔨🔨🔨 https://t.co/JZL3oYy29f	vaksin belum lulus uji bp pom dan ternyata ga semua orang bisa divaksin..anehnya udah tuh vaksin distribusikan ke daerah, dan menolak divaksin dikenakan denda..gagal paham 😳😳🔨🔨🔨 https://t.co/jzl3oyy29f
Terus liat video nakes menolak vaksin. Itu pasti video buat seru-seruan kan? Iya kan dok? Sus?	@ridwanhr ntar katanya bisa dipidanakan kalau menolak vaksin

3.2.2. Tokenizing

Data hasil case folding selanjutnya akan dipisah menjadi potongan – potongan karakter seperti kata, tanda baca, angka, dan simbol sebagai token. Untuk memisah kalimat dalam sebuah dokumen menjadi kata per kata dapat menggunakan kelas word_tokenize() dengan mengimpor modul nltk.tokenize dan nltk.probability terlebih dahulu. Pada Tabel 3 kalimat *tweet* yang ada terdapat emoji, link, tagar, URL tidak sempurna, garis spasi, dan tab akan dihilangkan juga. Proses menghilangkan tanda baca melalui *remove punctuation sehingga* data yang ada hanya berupa potangan – potongan kalimat berbentuk kata – kata saja.

Tabel 3. Perbandingan Sebelum dan Sesudah Tokenizing

Sebelum Tokenizing	Sesudah Tokenizing
@laudate_dom @pipelpawer165 @dayatia beliau dan dr. agni serta semua yang ada di heal tidak menolak vaksin mbak. kami tidak menolak apapun anjuran pemerintah. kami juga kampanye 3m kok. yang kami keitisi adalah hal substansial soal pcr dan metode test lainnya. plus edukasi how to...	['dom', 'beliau', 'dan', 'dr', 'agni', 'serta', 'semua', 'yang', 'ada', 'di', 'heal', 'tidak', 'menolak', 'vaksin', 'mbak', 'kami', 'tidak', 'menolak', 'apapun', 'anjuran', 'pemerintah', 'kami', 'juga', 'kampanye', 'kok', 'yang', 'kami', 'keitisi', 'adalah', 'hal', 'substansial', 'soal', 'pcr', 'dan', 'metode', 'test', 'lainnya', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']
orang bule, vaccine = antichrist juga dianggap sebagai sarana kontrol populasi penduduk di dunia.. jadi wajar kalau ada yang menolak program vaksinasi dan anti vaksin. 😁 https://t.co/gwnvvev9tu	['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'juga', 'dianggap', 'sebagai', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'penduduk', 'di', 'dunia', 'jadi', 'wajar', 'kalau', 'ada', 'yang', 'menolak', 'program', 'vaksinasi', 'dan', 'anti', 'vaksin']
pemerintah provinsi dki jakarta akan memberikan sanksi berupa denda bagi warga yang menolak vaksinasi covid-19. #vaksin https://t.co/zqpsi4cvxx	['pemerintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'akan', 'memberikan', 'sanksi', 'berupa', 'denda', 'bagi', 'warga', 'yang', 'menolak', 'vaksinasi', 'covid']
vaksin belum lulus uji bp pom dan ternyata ga semua orang bisa divaksin..anehnya udah tuh vaksin distribusikan ke daerah, dan menolak divaksin dikenakan denda..gagal paham 😳😳🔨🔨🔨 https://t.co/jzl3oyy29f	['vaksin', 'belum', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'dan', 'ternyata', 'ga', 'semua', 'orang', 'bisa', 'divaksinanehnya', 'udah', 'tuh', 'vaksin', 'distribusikan', 'ke', 'daerah', 'dan', 'menolak', 'divaksin', 'dikenakan', 'dendagagal', 'paham']
@ridwanhr ntar katanya bisa dipidanakan kalau menolak vaksin	['terus', 'liat', 'video', 'nakes', 'menolak', 'vaksin', 'itu', 'pasti', 'video', 'buat', 'seruseruan', 'kan', 'iya', 'kan', 'dok', 'sus']

3.2.3. Stopwords

Pada *text mining*, susuan kata pada suatu kalimat dianggap kurang bagus untuk pemodelan topik dan analisa sentimen karena dapat memengaruhi keakuratan hasil analisis. Oleh karena itu, upaya penghapusan kata – kata yang tidak memiliki makna namun muncul dengan frekuensi cukup banyak dilakukan menggunakan nltk.corpus. Contoh *stopwords* dalam bahasa Indonesia menggunakan modul Sastrawi adalah “dan”, “pada”, “pd”, “begitu”, “gini”, “gitu”, “yang”, “adalah”, “jika”, “maka”, dan lain sebagainya. Perbedaan data sebelumnya dengan data yang telah diproses ke *stopwords* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Sebelum dan Sesudah Stopwords

Sebelum Stopwords	Sesudah Stopwords
['dom', 'beliau', 'dan', 'dr', 'agni', 'serta', 'semua', 'yang', 'ada', 'di', 'heal', 'tidak', 'menolak', 'vaksin', 'mbak', 'kami', 'tidak', 'menolak', 'apapun', 'anjuran', 'pemerintah', 'kami', 'juga', 'kampanye', 'kok', 'yang', 'kami', 'keitisi', 'adalah', 'hal', 'substansial', 'soal', 'pcr', 'dan', 'metode', 'test', 'lainnya', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']	['dom', 'beliau', 'dr', 'agni', 'heal', 'menolak', 'vaksin', 'mbak', 'menolak', 'apapun', 'anjuran', 'pemerintah', 'kampanye', 'keitisi', 'substansial', 'pcr', 'metode', 'test', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']
['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'juga', 'dianggap', 'sebagai', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'penduduk', 'di', 'dunia', 'jadi', 'wajar', 'kalau', 'ada', 'yang', 'menolak', 'program', 'vaksinasi', 'dan', 'anti', 'vaksin']	['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'dianggap', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'penduduk', 'dunia', 'wajar', 'menolak', 'program', 'vaksinasi', 'anti', 'vaksin']
['pemerintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'akan', 'memberikan', 'sanksi', 'berupa', 'denda', 'bagi', 'warga', 'yang', 'menolak', 'vaksinasi', 'covid']	['pemerintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'sanksi', 'denda', 'warga', 'menolak', 'vaksinasi', 'covid']
['vaksin', 'belum', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'dan', 'ternyata', 'ga', 'semua', 'orang', 'bisa', 'divaksinanehnya', 'udah', 'tuh', 'vaksin', 'distribusikan', 'ke', 'daerah', 'dan', 'menolak', 'divaksin', 'dikenakan', 'dendagagal', 'paham']	['vaksin', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'orang', 'divaksinanehnya', 'tuh', 'vaksin', 'distribusikan', 'daerah', 'menolak', 'divaksin', 'dikenakan', 'dendagagal', 'paham']
['terus', 'liat', 'video', 'nakes', 'menolak', 'vaksin', 'itu', 'pasti', 'video', 'buat', 'seruseruan', 'kan', 'iya', 'kan', 'dok', 'sus']	['ntar', 'dipidanakan', 'menolak', 'vaksin']

Gambar 3. Wordcloud

Hasil dari proses ini dapat divisualisasikan melalui wordcloud. Visualisasi dapat memperlihatkan kata – kata yang dicetak dalam ukuran besar dan kecil yang merepresentasikan frekuensi kemunculan. Hasil visulisasi Gambar 3 menunjukkan kata “menolak” dan “vaksin” tercetak paling besar, maka semakin sering kata tersebut muncul dalam satu dokumen atau data.

3.2.4. Text Normalization

Sebelum melakukan normalisasi teks, data terlebih dahulu didefinisikan dari tweet_token yang tersimpan selama proses *tokenizing* sama dengan tweet_tokens_WSW agar mudah memanggil fungsi tersebut ketika melakukan normalisasi dan diunduh. Selanjutnya, hasil unduhan dibaca kembali oleh mesin dan di inisialisasi. Normalisasi teks bertujuan untuk mengurangi karakter yang berulang sehingga tidak ada duplikat kata seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Sebelum dan Sesudah Normalization

Sebelum Normalization	Sesudah Normalization
['dom', 'beliau', 'dr', 'agni', 'heal', 'menolak', 'vaksin', 'mbak', 'menolak', 'apapun', 'anjuran', 'pemerintah', 'kampanye', 'keitisi', 'substansial', 'pcr', 'metode', 'test', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']	['dom', 'beliau', 'dr', 'agni', 'heal', 'vaksin', 'mbak', 'menolak', 'apapun', 'anjuran', 'pemerintah', 'kampanye', 'keitisi', 'substansial', 'pcr', 'metode', 'test', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']
['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'dianggap', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'penduduk', 'dunia', 'wajar', 'menolak', 'program', 'vaksinasi', 'anti', 'vaksin']	['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'dianggap', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'penduduk', 'dunia', 'wajar', 'menolak', 'program', 'vaksinasi', 'anti', 'vaksin']
['pemerintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'sanksi', 'denda', 'warga', 'menolak', 'vaksinasi', 'covid']	['pemerintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'sanksi', 'denda', 'warga', 'menolak', 'vaksinasi', 'covid']
['vaksin', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'orang', 'divaksinanehnya', 'tuh', 'vaksin', 'distribusikan', 'daerah', 'menolak', 'divaksin', 'dikenakan', 'dendagagal', 'paham']	['vaksin', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'orang', 'divaksinanehnya', 'tuh', 'distribusikan', 'daerah', 'menolak', 'divaksin', 'dikenakan', 'dendagagal', 'paham']
['ntar', 'dipidanakan', 'menolak', 'vaksin']	['ntar', 'dipidanakan', 'menolak', 'vaksin']

3.2.5. Stemming

Pada proses ini, data hasil normalisasi berupa pemanggilan fungsi tweet_normalized diolah kembali. Modul Python Sastrawi dapat membantu menghilangkan kata imbuhan dan infleksi kata ke bentuk dasar, menghilangkan prefiks serta sufiks berdasarkan bahasa Indonesia. Tahap akhir dari stemming adalah mendefinisikan tweet_normalized sama dengan fungsi tweet_token_stemmed. Proses ini membutuhkan kamus bahasa Indonesia yaitu Sastrawi. Untuk melihat perbedaann dari data yang belum di *stemming* dengan yang sudah terdapat pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Sebelum dan Sesudah Stemming

Sebelum Stemming	Sesudah Stemming
['dom', 'beliau', 'dr', 'agni', 'heal', 'vaksin', 'mbak', 'menolak', 'apapun', 'anjuran', 'pemerintah', 'kampanye', 'keitisi', 'substansial', 'pcr', 'metode', 'test', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']	['dom', 'beliau', 'dr', 'agni', 'heal', 'tolak', 'vaksin', 'mbak', 'tolak', 'apa', 'anjur', 'perintah', 'kampanye', 'keitisi', 'substansial', 'pcr', 'metode', 'test', 'plus', 'edukasi', 'how', 'to']
['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'dianggap', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'penduduk', 'dunia', 'wajar', 'menolak', 'program', 'vaksinasi', 'anti', 'vaksin']	['orang', 'bule', 'vaccine', 'antichrist', 'anggap', 'sarana', 'kontrol', 'populasi', 'duduk', 'dunia', 'wajar', 'tolak', 'program', 'vaksinasi', 'anti', 'vaksin']
['pemerintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'sanksi', 'denda', 'warga', 'menolak', 'vaksinasi', 'covid']	['perintah', 'provinsi', 'dki', 'jakarta', 'sanksi', 'denda', 'warga', 'tolak', 'vaksinasi', 'covid']
['vaksin', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'orang', 'divaksinanehnya', 'tuh', 'distribusikan', 'daerah', 'menolak', 'divaksin', 'dikenakan', 'dendagagal', 'paham']	['vaksin', 'lulus', 'uji', 'bp', 'pom', 'orang', 'divaksinanehnya', 'tuh', 'vaksin', 'distribusi', 'daerah', 'tolak', 'vaksin', 'kena', 'dendagagal', 'paham']
['ntar', 'dipidanakan', 'menolak', 'vaksin']	['ntar', 'pidana', 'tolak', 'vaksin']

3.3. Pembuatan *Bag of Word* (BOW)

Langkah selanjutnya setelah *text preprocessing* selesai adalah membuat dokumen dari dataset menjadi sebuah vektor yang dikelompokkan menjadi satu. Model Bag of Words mengklasifikasikan teks dan mengekstrak beberapa fitur dari teks [5]. Metode ini akan menghitung kemunculan setiap kata pada satu dokumen, sehingga didapatkan BOW untuk indeks ke 1794 dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Frekuensi Kemunculan Kata

Kata	Frequency kemunculan
Perintah	1
Tolak	1
Vaksin	1
Denda	1
Warga	1
Juta	1
Badan	1
Milik	2
Jakarta	1
hahahahaha	1

3.3.1. *Term Frequency – Inverse document Frequency* (TF-IDF)

Pembobotan *term* atau kata perdokumen dimulai dari perhitungan *term frequency*. Kemunculan setiap kata di dalam satu dokumen di dataset ini dihitung dan dinyatakan dalam nilai desimal. Setelah itu, pembobotan dari IDF menghasilkan nilai yang sama seperti TF yaitu nilai desimal. TF-IDF sering digunakan sebagai skema pembobotan untuk menentukan pentingnya sebuah kata dalam sebuah dokumen atau korpus. Semakin tinggi nilai TF-IDF, semakin penting kata tersebut dianggap.

Pada Tabel 8 kata "milik" memiliki nilai IDF tertinggi, yang menunjukkan bahwa kata tersebut relatif jarang digunakan dalam korpus. Di sisi lain, "Badan" memiliki nilai IDF tertinggi kedua, yang menunjukkan bahwa kata tersebut juga relatif tidak umum.

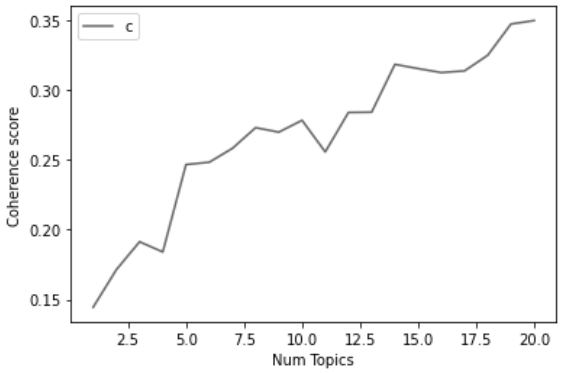
Dalam hal nilai TF, "milik" memiliki nilai tertinggi, yang berarti kata tersebut muncul paling sering dalam dokumen. "hahahahah" memiliki nilai IDF terendah, menunjukkan bahwa kata tersebut yang sangat umum dalam korpus.

Tabel 8. Term Frequency dan Invervse Document Frequency

Kata	TF	IDF
Perintah	0.09090909090909091	0.20717619356132486
Tolak	0.09090909090909091	0.000813054863081583
Vaksin	0.09090909090909091	0.002565325149954772
Denda	0.09090909090909091	0.24016760207854018
Warga	0.09090909090909091	0.2763205991390956
Juta	0.09090909090909091	0.35057161155065214
Badan	0.09090909090909091	0.5183740379595912
Milik	0.18181818181818182	0.9265415661791252
Jakarta	0.09090909090909091	0.5043603397934769
hahahahah	0.09090909090909091	0.6182478823839649

3.4. *Latent Dirichlet Allocation* (LDA)

Model LDA dapat menentukan topik yang diringkas secara subjektif, akan tetapi untuk menginterprestasikan topik – topik yang diperoleh secara maksimal, maka dilakukan perhitungan koherensi sebelum melakukan pemodelan topik. Perhitungan ini membutuhkan sekumpulan korpus yang telah dibuat, dan *dictionary*.

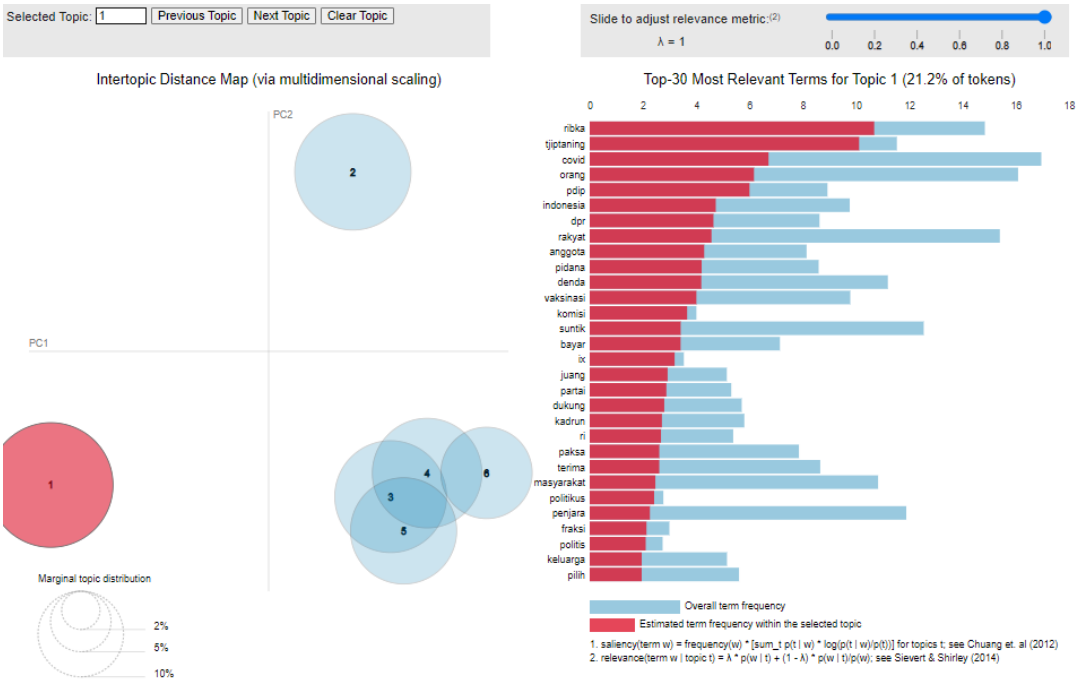


Gambar 4. Hubungan Topik dengan Corence Score

Coherence score dapat menampilkan topik dengan nilai atau *score* terbaiknya dengan menetapkan batasan atau jumlah maksimal topik yang akan ditampilkan. Koherensi dihitung dengan memberi batasan (*limit*) sebanyak 21 dan dimulai dari 1 topik terbaik yang diinterprestasi, dan diiterasi 1000 kali. Untuk memilih jumlah topik yang optimal, dipilih jumlah topik yang memberikan skor koherensi tertinggi [13]. Pada grafik Gambar 4 menunjukkan nilai koherensi pada model LDA, diketahui topik tertinggi pada kisaran *num topics* 6 sampai 20. Untuk mempermudah analisa dalam maka dipilih 6 jumlah topik.

Percobaan selanjutnya adalah pemodelan topik menggunakan 6 jumlah topik yang telah dipilih, dan menentukan jumlah kata per topik untuk ditampilkan

yaitu 10 kata dengan iterasi sebanyak 1000 kali. Kemudian hasil yang didapat dari pemodelan LDA akan divisualisasikan ke dalam modul pyLDAvis sehingga mudah untuk dianalisis topik apa saja yang muncul.



Gambar 5. Visualisasi Hasi LDA

Setiap kata yang memiliki frekuensi kemunculan berdasarkan topik yang dipilih selanjutnya ditampilkan pada pyLDAvis seperti pada contoh Gambar 5. Topik ke 1 memiliki nilai koherensi tinggi ketika dipilih akan menampilkan kata – kata dengan relevan kemunculan paling sering. Topik dengan nilai kata paling tinggi akan diurutkan pada bagan paling atas.

Pemodelan topik LDA memungkinkan untuk melihat persebaran kata pada setiap topik yang telah ditentukan sebelum pemodelan, yaitu melalui *wordcloud.* Pada Gambar 6 hasil analisa untuk Topik 0 dapat dilihat memiliki kata-kata seperti "PKI", "DPR", "FPI", dan "rakyat". Potensi topik yang mungkin terkait dengan kata - kata tersebut adalah topik seputar kebijakan pemerintah dan organisasi politik di Indonesia terkait vaksinasi.

Topik 1 dalam hasil LDA pada Gambar 6 mempunyai kata "ribka", "tjiptaning", "covid" sehingga menggambarkan pembicaraan tentang kontroversi beberapa waktu lalu yang dilakukan oleh Ribka Tjipaning. Pada topik 1 juga terdapat potensi pembahasan hukuman pidana yang berlaku.

Distribusi kata pada topik 2 dapat disimpulkan topik yang dibicarakan seputar hak asasi manusia yang ada terkait beredarnya anggapan masyarakat menganggap vaksin COVID-19 adalah pemaksaan. Kata "cina" menyinggung isu yang sempat *trend* dari dugaan masyarakat bahwa vaksin bagian dari strategi Cina.

Gambar 6. Wordcloud Setiap Topik dari Pemodelan LDA

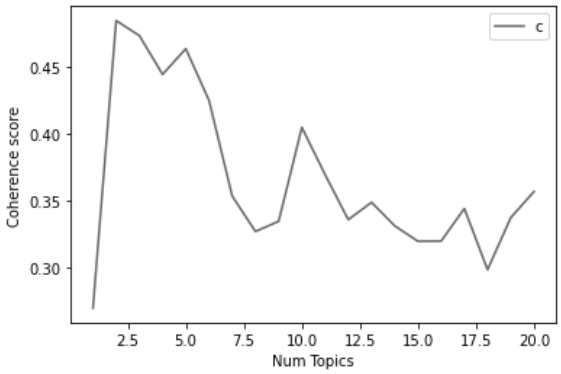
Topik 3 mempunyai kata - kata terkait seperti "covid", "masyarakat", "warga", "wajib", "vaksin", "hak", "denda". Kata-kata menunjukkan perbincangan terhadap kepatuhan aturan kesehatan yang harus diikuti masyarakat dalam vaksinasi dan hukuman bagi ketidakpatuhan berupa denda. Sedangkan pada topik 4 dari kata - kata yang mendominasi adalah "halal", "distribusi", "jamin", dan "manjur" membentuk beberapa potensi seperti hal-hal berbau kehalalan, dan keamanan vaksin COVID-19.

Distribusi pada topik 5 membahas vaksinasi COVID-19 dan isu terkait di Indonesia. Kata kunci paling menonjol dalam topik ini adalah "penjara". Kemungkinan topik ini membahas masalah seperti sanksi potensial bagi mereka yang tidak mematuhi kebijakan vaksinasi.

3.5. *Latent Semantic Analysis* (LSA)

LSA mampu menemukan topik yang tersembunyi pada suatu *dataset*, sehingga hasil topik yang dihasilkan ketika melakukan pemodelan akan berbeda dengan pemodelan topik metode LDA. Untuk melakukan pemodelan topik setelah pembobotan korpus, LSA akan menghitung nilai koherensi sama seperti LDA.

Semua term hasil *preprocessing* dari semua pasal dibentuk menjadi sebuah matriks (Matrik M). Baris merepresentasikan semua term unik pada semua pasal dan Kolom merepresentasikan pasal. Bobot hasil pembobotan TF-IDF dimasukkan ke matriks berdasarkan *term* dan topiknya [14]. Matriks tersebut akan didekomposisi melalui SVD sehingga menghasilkan matriks U, S, dan V untuk mengurangkan dimensinya sebelum dicari nilai koherensi setiap topik.



Gambar 7. Hubungan Topik dengan Coherence Score

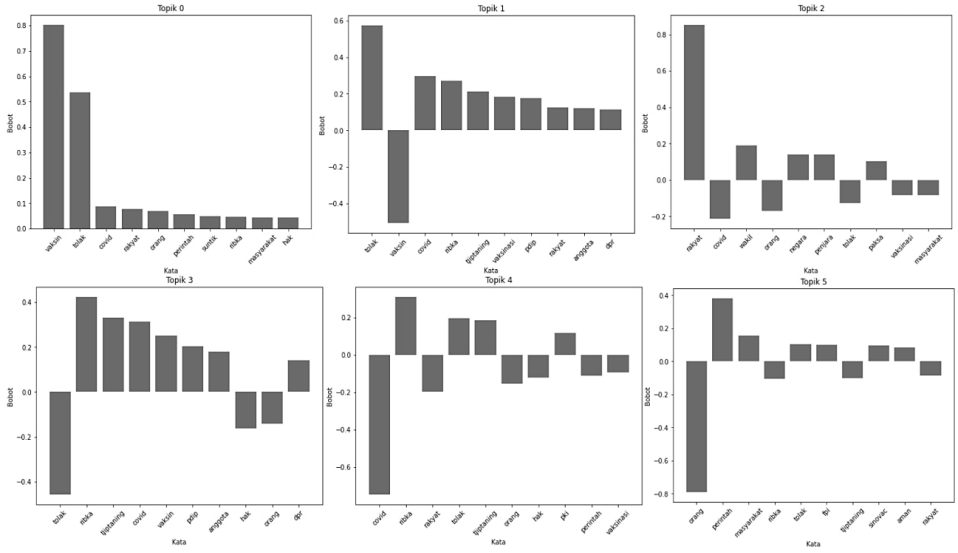
Perhitungan *coherence score* pada Gambar 7 melibatkan maksimal perhitungan atau batas perhitungan, batas perhitungan topik terbaik yang akan diinterprestasi adalah 20 kali perhitungan pemodelan topik dan dimulai dari 1. Hasil koherensi menunjukkan nilai paling tertinggi 0.484607 pada jumlah topik ke 2. Sama seperti LDA di atas, jumlah topik yang akan dipilih agar memudahkan analisa adalah sebanyak 6. Untuk melihat persebaran topik yang dihasilkan pada model LSA berdasarkan nilai koherensi, dilakukan visualisasi menggunakan *bar chart* untuk masing – masing topik.

Grafis dari topik 0 dijelaskan pada Gambar 8, kemungkinan memuat alasan-alasan yang membuat sebagian orang menolak untuk divaksinasi COVID-19. Secara spesifik topik ini membahas upaya-upaya pemerintah dalam meyakinkan masyarakat akan keamanan dan manfaat dari vaksinasi COVID-19.

Hasil LSA Gambar 8 menunjukkan Topik ke-1, di mana kata - kata tersebut berkaitan dengan topik yang dapat disimpulkan menjadi isu-isu terkait kontroversi Ribka Tjiptaning, seputar vaksinasi COVID-19 di Indonesia. Topik ini juga terkait dengan penolakan terhadap vaksin, persepsi masyarakat dan anggota DPR terhadap vaksinasi, serta pandangan partai politik seperti PDIP tentang vaksin.

Visualisasi hasil LSA pada topik 2 Gambar 8 terdiri dari beberapa kemungkinan pembahasan yang berkaitan dengan adanya tindakan tegas dari pihak berwenang dalam menangani situasi pandemi yang mungkin tidak disetujui oleh sebagian masyarakat.

Berdasarkan hasil LSA pada Gambar 8, topik 3 didominasi obrolan mengenai penolakan terhadap vaksin COVID-19 oleh sekelompok orang atau kelompok tertentu yang diwakili tokoh-tokoh seperti Ribka Tjiptaning dan anggota DPR dari PDIP. Terdapat pula kemungkinan pembahasan tentang hak individu untuk menolak vaksinasi, meskipun hal ini bertentangan dengan upaya pemerintah untuk menangani pandemi COVID-19.



Gambar 8. Visualisasi Topik 1 dari Pemodelan LSA

Distribusi kata – kata berdasarkan Gambar 8 untuk topik 4 menyinggung masalah pendapat orang tentang hak asasi manusia dalam situasi pandemi, dan potensi campur tangan partai politik seperti PKI dalam penanganan pandemi.

Tema topik 5 terkait dengan masalah sosial atau politik terkait dengan pengaruh kebijakan pemerintah terhadap masyarakat, aksi tolak atau protes dari kelompok tertentu, atau peran individu tertentu dalam isu-isu sosial dan politik, seperti yang divisualisasikan pada Gambar 8.

Pemodelan topik menggunakan metode LDA dan LSA masing – masing menghasilkan 6 topik utama yang telah divisualisasikan di atas. Setiap topik mengandung kata – kata dengan bobot tertentu, lalu ditampilkan hanya 10 kata. Untuk melihat bobot setiap kata dalam topik – topik yang dihasilkan oleh kedua model tersebut diuraikan dalam Tabel 9 dan Tabel 10.

Tabel 9. Hasil Pembentukan Model LDA

Topik 0	Topik 1	Topik 2	Topik 3	Topik 4	Topik 5
bu (0.003)	ribka (0.012)	ham (0.005)	hak (0.006)	aman (0.006)	penjara (0.006)
fpi (0.003)	tjipanin g (0.011)	langgar (0.005)	wajib (0.005)	halal (0.006)	sinovac (0.005)
orang (0.003	covid (0.007)	paksa (0.003)	masyar akat (0.004)	alas (0.006)	suntik (0.005)
rakyat (0.003	orang (0.007)	suntik (0.003)	warga (0.004)	jamin (0.005)	rakyat (0.004)
anak (0.003	pdip (0.007)	kasih (0.002)	perinta h (0.004)	manjur (0.005)	covid (0.004)
pki (0.003	indone sia (0.005)	infeksi (0.002)	terima (0.004)	distribu si (0.005)	negara (0.004)
dpr (0.003)	dpr (0.005)	kalo (0.002)	denda (0.004)	perinta h (0.005)	orang (0.004)
perinta h (0.002)	rakyat (0.005)	covid (0.002)	vaksin (0.004)	rakyat (0.004)	sanksi (0.003)
penjara (0.002)	anggot a (0.005)	orang (0.002)	covid (0.004)	orang (0.003)	indone sia (0.003)
beliau (0.002)	pidana (0.005)	cina (0.002)	sehat (0.004)	hak (0.003)	masyar akat (0.003)

Bobot pada setiap kata memiliki pengaruh besar terhadap terbentuknya pembahasan. Contohnya pada bobot kata "HAM" dan "langgar" di Topik 2 pemodelan LDA mempunyai bobot tinggi dari pada kata – kata lainnya. Sehingga jika divisualisasikan melalui *wordcloud* (Gambar 6) kedua kata tersebut memiliki ukuran lebih besar juga. Pengambilan kesimpulan terhadap pembahasan yang ada di dalam topik 2 akan lebih dominan menyinggung masalah hak asasi manusia dalam menerima atau menolak vaksin, dan sanksi pelanggaran seputar vaksinasi.

Pemodelan topik LSA juga memilik bobot setiap katanya. Contoh pada Tabel 10, kata "vaksin" dan "tolak" di Topik 0 bernilai tinggi dari pada kata – kata lainnya. Pengambilan kesimpulan terhadap topik pembahasan yang ada di dalam topik 2 akan lebih dominan menyinggung alasan – alasan menolak divaksin COVID-19.

Tabel 10. Hasil Pembentukan Model LSA

Topik 0	Topik 1	Topik 2	Topik 3	Topik 4	Topik 5
vaksin (0.801)	tolak (0.576)	rakyat (0. 854)	tolak (-0.457)	covid (-0.746)	orang (-0.792)
tolak (0.536)	vaksin (-0.507)	covid (-0.214)	ribka (0.424)	ribka (0.311)	perinta h (0.383)
covid (0.089)	covid (0.295)	wakil (0.191)	tjiptani ng (0.330)	rakyat (-0.198)	masyar akat (0.157)
rakyat (0.078)	ribka (0.269)	orang (-0.170)	covid (0.314)	tolak (0.196)	ribka (-0.106)
orang (0.071)	tjipani ng (0.212)	negara (0.140)	vaksin (0.252)	tjiptani ng (0.184)	tolak (0.105)
perinta h (0.057)	vaksin asi (0.183)	penjara (0.139)	pdip (0.204)	orang (-0.156)	fpi (0.100)
suntik (0.049)	pdip (0.174)	tolak (-0.127)	anggot a (0.180)	hak (-0.122)	tjiptani ng (-0.100)
ribka (0.046)	rakyat (0.123)	paksa (0.103)	hak (-0.162)	pki (0.118)	sinovac (0.098)
masyar akat (0.045)	anggot a (0.120)	vaksina si (-0.084)	orang (-0.142)	perinta h (-0.112)	aman (0.087)
hak (0.045)	dpr (0.114)	masyar akat (-0.082)	dpr (0.141)	vaksina si (-0.094)	rakyat (-0.086)

4. DISKUSI

Pemodelan topik dari LDA dan LSA melalui serangkaian pemrosesan teks, menunjukkan bahwa terdapat perbedaan pada topik – topik yang dihasilkan, nilai koherensi, dan bobot – bobot setiap kata dalam satu topik. Perbedaan ini terjadi karena LDA menggunakan pendekatan probabilistik untuk mendapatkan persebaran topik dalam kumpulan dokumen, sementara LSA menggunakan teknik SVD dan pembobotan kata TF-IDF.

Perbedaan nilai koherensi antara pemodelan topik model LDA dan LSA yang telah dijalankan memiliki selisih. Nilai koherensi yang tinggi menentukan tingkat koheren dari metode pemodelan topik yang digunakan, sehingga didapatkan pada LDA *score coherence* sebanyak 0.349773 sementara LSA adalah 0.484607. Melalui nilai koherensi atau *score coherence* yang lebih tinggi dibanding LDA, LSA menjadi pemodelan terbaik terhadap topik – topik yang telah dihasilkan.

Sementara itu, penelitian serupa berjudul "*Topic modeling Twitter data using Latent Dirichlet Allocation and Latent Semantic Analysis*" yang dilakukan oleh Siti Qomariyah, Nur Iriawan, dan Kartika Fithriasari[15] tahun 2019 telah mencoba melakukan perbandingan 2 model tersebut berdasarkan nilai koherensi dengan menerapkan 4 skenario percobaan. Hasil dari percobaan tersebut

memaparkan bahwa pemodelan topik terbaik diberikan oleh LDA dengan menggunakan data skenario 2 dan memiliki sebanyak 4 topik[15].

Eksperimen dengan cara membandingkan hasil dari 2 metode pemodelan topik LSA dan LDA sebelumnya pernah dilakukan pada tahun 2019. Trefor William, dan John Betak[16] membuat pemodelan melalui proses yang sama terhadap dataset *railroad accident text*. Topik yang diidentifikasi pada kedua model menampilkan 20 jumlah topik dan diperkecil lagi menjadi 10 topik untuk dianalisis. Tidak semua topik yang dihasilkan oleh LDA dapat muncul pada hasil pemodelan LSA.

Eksistensi topik dari kedua model pada eksperimen yang telah dijalankan memiliki kesamaan hasil dengan percobaan yang dilakukan oleh Trefor William, dan John Betak. Terdapat beberapa topik yang tidak muncul di masing – masing pemodelan, seperti pada LDA topik 2, topik 3, dan topik 4 tidak sama terdapat pada pemodelan LSA. Begitu juga dengan LSA untuk topik 4 tidak mengalami kemunculan pada LDA.

5. KESIMPULAN

Kesimpulan dari eksperimen pemodelan ini adalah topik – topik yang dihasilkan LDA dan LSA memiliki beberapa perbedaan, baik dari bobot topik, dan nilai koherensi.

Pengaplikasian pemodelan melalui LDA dan LSA terhadap 1797 data *tweet* dengan bantuan pengambilan topik yang memiliki skor terbaik menggunakan *coherence score* mengasilkan model LSA yang memiliki nilai koherensi tertinggi dibanding LDA. Selain itu 6 topik terbaik yang dihasilkan LDA berkaitan dengan kebijakan pemerintah mengenai vaksinasi, kontroversi Ribka Tjiptaning, anggapan masyarakat bahwa vaksinasi COVID-19 adalah paksaan, campur tangan Cina terhadap vaksin, denda dan hukuman ketidakpatuhan aturan kesehatan, dan sertifikasi halal vaksin COVID-19.

Sementara itu, pada pemodelan LSA telah memiliki perbedaan topik – topik dari LDA diantaranya adalah upaya pemerintah meyakinkan masyarakat tentang vaksinasi, persepsi organisasi politik seperti PDIP dan PKI terhadap vaksin COVID-19, hak individu masyarakat dalam menolak vaksin tersebut, dan efektivitas vaksin.

DAFTAR PUSTAKA

[1] S. S. Aljameel *et al.*, "A sentiment analysis approach to predict an individual's awareness of the precautionary procedures to prevent covid-19 outbreaks in Saudi Arabia," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, no. 1, pp. 1–12, 2021, doi: 10.3390/ijerph18010218.

[2] P. A. Sumitro, Rasiban, D. I. Mulyana, and W. Saputro, "Analisis Sentimen Terhadap Vaksin Covid-19 di Indonesia pada Twitter Menggunakan Metode Lexicon Based," *J-ICOM - J. Inform. dan Teknol. Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 50–56, 2021, doi: 10.33059/j-icom.v2i2.4009.

[3] Q. A. Chairunnisa, Y. Herdiyeni, M. K. D. Hardhienata, and J. Adisantoso, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Program Vaksinasi Covid-19 di Indonesia Menggunakan Algoritme Support Vector Machine," *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 79–89, 2022, doi: 10.29244/jika.9.1.79-89.

[4] J. Xue, J. Chen, C. Chen, C. Zheng, S. Li, and T. Zhu, "Public discourse and sentiment during the COVID 19 pandemic: Using latent dirichlet allocation for topic modeling on twitter," *PLoS One*, vol. 15, no. 9 September, pp. 1–12, 2020, doi: 10.1371/journal.pone.0239441.

[5] F. F. Rachman and S. Pramana, "Analisis Sentimen Pro dan Kontra Masyarakat Indonesia tentang Vaksin COVID-19 pada Media Sosial Twitter," *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

[6] A. Muzaki and A. Witanti, "Sentiment Analysis of the Community in the Twitter To the 2020 Election in Pandemic Covid-19 By Method Naive Bayes Classifier," *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 101–107, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.51.

[7] S. Sarica and J. Luo, "Stopwords in technical language processing," *PLoS One*, vol. 16, no. 8 August, pp. 1–13, 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0254937.

[8] A. Amalia, D. Gunawan, Y. Fithri, and I. Aulia, "Automated Bahasa Indonesia essay evaluation with latent semantic analysis," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1235, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1235/1/012100.

[9] B. O. Karo Karo, D. S. Naga, and V. C. Mawardi, "Perancangan Aplikasi Pendeteksi Kemiripan Teks Dengan Menggunakan Metode Latent Semantic Analysis," *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.24912/computatio.v4i1.7191.

[10] H. J. Kang, C. Kim, and K. Kang, "Analysis of the trends in biochemical research using latent dirichlet allocation (LDA)," *Processes*, vol. 7, no. 6, pp. 1–14, 2019, doi: 10.3390/PR7060379.

[11] L. W. Narendra, "Topic Modeling in Conversational Dialogs for Naming Intent Labels Using LDA," *JTECS J. Sist. Telekomun. Elektron. Sist. Kontrol Power*

Sist. dan Komput., vol. 2, no. 1, p. 65, 2022, doi: 10.32503/jtecs.v2i1.1820.

[12] D. Ridhwanulah and D. H. Fudholi, "Pemodelan Topik pada Cuitan tentang Penyakit Tropis di Indonesia dengan Metode Latent Dirichlet Allocation," *J. Ilm. SINUS*, vol. 20, no. 1, p. 11, 2022, doi: 10.30646/sinus.v20i1.589.

[13] F. Alattar and K. Shaalan, "Emerging Research Topic Detection Using Filtered-LDA," *Ai*, vol. 2, no. 4, pp. 578–599, 2021, doi: 10.3390/ai2040035.

[14] A. H. Ardiansyah, K. P. Kartika, and S. N. Budiman, "Penerapan Latent Semantic Indexing Pada Sistem Temu Balik Informasi Pada Undang-Undang Pemilu Berdasarkan Kasus," *J. Mnemon.*, vol. 4, no. 2, pp. 64–70, 2021.

[15] S. Qomariyah, N. Iriawan, and K. Fithriasari, "Topic modeling Twitter data using Latent Dirichlet Allocation and Latent Semantic Analysis," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2194, no. December 2019, 2019, doi: 10.1063/1.5139825.

[16] T. Williams and J. Betak, "A Comparison of LSA and LDA for the Analysis of Railroad Accident Text," vol. 11, no. 1, pp. 11–15, 2019, doi: 10.5383/JUSPN.11.01.002.