



Perspektif Opini Pelanggan pada Aplikasi MyPertamina menggunakan Metode Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Ilham Ahmad Kamil¹, Anisyaul Fitria², Riri Dwi Setyawati Jatiningtyas³, Elfira Rahma Putri⁴, Mutiara Afifah⁵, Maryamah Maryamah⁶

^{1, 2, 3, 4, 5, 6} *Teknologi Sains Data, Universitas Airlangga*

¹ilham.ahmad.kamil-2020@ftmm.unair.ac.id

²anisyaul.fitria-2020@ftmm.unair.ac.id

³riri.dwi.setyawati.jatiningtyas-2020@ftmm.unair.ac.id

⁴elfira.rahma.putri-2020@ftmm.unair.ac.id

⁵mutiara.afifah-2020@ftmm.unair.ac.id

⁶maryamah@ftmm.unair.ac.id

Corresponding author email: maryamah@ftmm.unair.ac.id

Abstract: *Fluctuations in world oil prices are one of the major factors affecting the country's economic growth, including Indonesia. The government issued a fuel subsidy program, but the program was used by the wrong target and caused the government budget to swell. The solution is to provide programs to the right targets, the government created the MyPertamina application. MyPertamina's application reviews need to be further analyzed and researched to find out the customer's perspective on the application and help the government improve its work program. This study proposes the LDA (Latent Dirichlet Allocation) topic modeling method to analyze user reviews of the MyPertamina application. The methodology used in this research is starting with a literature study, data collection, data preprocessing, sentiment analysis, and topic modeling using LDA. The results of the analysis show that there are several negative reviews with most reviews being positive. This indicates that the MyPertamina application is a good program and right on target in distributing subsidized fuel. Based on the results of the analysis, there are some suggestions about improving application performance in the registration process and adding payment options through e-wallets other than LinkAja or m-banking. The conclusion of the perspective user, the MyPertamina application is effective in controlling subsidized fuel purchases and several user suggestions need to improve regarding registration and payment.*

Keywords: *MyPertamina, Opinion Perspective, User reviews, Latent Dirichlet Allocation, Topic Modelling*

Abstrak: *Fluktuasi harga minyak dunia menjadi salah satu faktor besar yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi negara, termasuk Indonesia. Pemerintah mengeluarkan program subsidi BBM (Bahan Bakar Minyak) namun program dimanfaatkan oleh target yang kurang tepat sasaran dan menyebabkan membengkaknya anggaran pemerintah. Solusi memberikan program kepada target yang tepat, pemerintah membuat aplikasi MyPertamina. Ulasan aplikasi MyPertamina perlu dianalisa dan diteliti lebih lanjut untuk mengetahui perspektif opini pelanggan aplikasi dan membantu pemerintah meningkatkan program kerjanya. Penelitian ini mengusulkan metode *topic modelling* LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi MyPertamina. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dimulai dengan studi literatur, pengumpulan data, data preprocessing, analisis sentimen, pemodelan topik menggunakan LDA. Hasil analisis menunjukkan bahwa meskipun terdapat beberapa ulasan negatif dengan mayoritas ulasan positif. Hal ini mengindikasikan bahwa aplikasi MyPertamina sudah bagus dan tepat sasaran dalam penyaluran BBM subsidi. Berdasarkan hasil analisa, beberapa saran juga disampaikan untuk meningkatkan performa aplikasi, seperti membuat pendaftaran yang lebih fleksibel dan menambahkan opsi pembayaran melalui e-wallet lain selain LinkAja atau m-banking. Opini pengguna terhadap aplikasi MyPertamina dapat dikatakan cukup efektif dalam mengontrol pembelian BBM subsidi dan beberapa saran dari opini pengguna menuliskan perlu adanya perbaikan terkait pendaftaran dan pembayaran.*

Kata kunci: *MyPertamina, Perspektif Opini, Opini Pelanggan, Latent Dirichlet Allocation, Topic Modelling*



I. PENDAHULUAN

Perekonomian internasional, khususnya Indonesia, terkena dampak signifikan akibat pandemi Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) [1]. Fluktuasi harga minyak dunia menjadi salah satu faktor besar yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi negara, baik negara pengimpor maupun negara pengekspor minyak seperti Indonesia. Harga minyak bumi mengalami peningkatan tahun 2021 dari US\$ 70an per barel akan melonjak menjadi US \$100an pada tahun 2022 sehingga berdampak dalam ekonomi Indonesia. Dampak tersebut salah satunya terjadi peningkatan anggaran subsidi Bahan Bakar Minyak (BBM) dari APBN negara yang signifikan [2]. Padahal kebutuhan Bahan Bakar Minyak (BBM) di Indonesia sangat besar dengan jumlah penduduk yang besar.

Kebijakan yang diterapkan oleh pemerintah dalam mengendalikan segala permasalahan BBM subsidi adalah dengan membentuk aplikasi bernama MyPertamina yang dikelola oleh PT. Pertamina (Persero). MyPertamina merupakan program *loyalty* dan *e-payment* yang disediakan oleh PT Pertamina guna memberikan *user experiences* untuk seluruh pelanggan Pertamina. Dalam layanan *e-money*, telah terdaftar dan diawasi oleh Bank Indonesia. MyPertamina berfungsi sebagai *cashless payment* (sistem pembayaran non-tunai), sarana pelanggan untuk mendapatkan point dan reward serta pengaplikasian *e-voucher* yang dapat digunakan di berbagai merchant yang telah berkerjasama dengan PT Pertamina melalui MyPertamina Loyalty Program [3]. Tujuan lain dari aplikasi MyPertamina ini adalah untuk menjaga kuota subsidi BBM agar tidak melebihi target serta memastikan bahwa subsidi BBM diterima oleh masyarakat yang benar-benar membutuhkan atau tepat sasaran [4]. Cara untuk mengetahui layak atau tidaknya konsumen tersebut menerima bantuan subsidi BBM adalah dengan mendaftarkan kendaraan melalui aplikasi tersebut dengan memasukkan nama lengkap, nomor telepon yang aktif, Kartu Tanda Penduduk (KTP), nomor polisi, kapasitas mesin, dan foto kendaraan pribadi.

Melalui permasalahan tersebut selanjutnya, akan dilakukan *Data Mining* agar dapat mengetahui penyimpangan, design, maupun interaksi atau keterkaitan dari kumpulan data [5] dan menemukan tren dan pola tersembunyi yang tidak muncul dalam analisis kueri sederhana [6]. *Data Mining* yang termasuk di dalam penelitian ini yaitu *text mining*. *Text Mining* merupakan pengambilan atau penambangan data berupa data teks merupakan suatu proses ekstraksi baik berupa pola maupun informasi yang berasal dari sebuah data dalam bentuk teks [7]. *Text mining* sendiri terdiri atas *information retrieval*, *machine learning*, statistika, dan *linguistik komputasi* [8]. *Text mining* dapat digunakan dapat berbagai bidang seperti bisnis, komunikasi, sosial, dan lain-lain. Selanjutnya, dilakukan analisis menggunakan teknik *topic modelling* yang secara otomatis mampu menemukan topik dalam sekumpulan dokumen dengan melakukan pengindeksan laten semantic [9]. *Topic modelling* yang digunakan dalam penelitian ini adalah LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) yang digunakan untuk mengetahui perspektif opini pelanggan dari aplikasi MyPertamina di kalangan masyarakat dari ulasan di dalam Google Playstore. Penggunaan LDA dalam penelitian ini dikarenakan LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) merupakan suatu model probabilistik yang mampu memperkirakan probabilitas munculnya sebuah topik di dalam dokumen berdasarkan document term matrix. *Topic modelling* ini mampu memproses data yang berukuran besar secara efisien karena dalam pemrosesan datanya digunakan pemrograman Bayesian sehingga dapat mengolah dataset yang sangat besar dalam waktu yang wajar [10]. Selain itu, LDA menganggap sebuah dokumen sebagai sesuatu yang tersusun atas data acak serta mengandung topik tersembunyi di dalamnya, dan tiap topik dikarakterisasi melalui distribusi kata [11]. Dengan memanfaatkan ulasan pengguna aplikasi MyPertamina yang berupa rating dan komentar, dapat digunakan LDA untuk mendapatkan dan menganalisis topik-topik yang terbentuk sehingga dapat diketahui persepektif opini pelanggan dari aplikasi MyPertamina berdasarkan konsumen.

Oleh karena itu, pada penelitian ini peneliti mengusulkan penggunaan *topic modeling* LDA untuk mengetahui Perspektif Opini Pelanggan pada Aplikasi MyPertamina dengan cara mengolah data ulasan pengguna aplikasi MyPertamina dan mengolahnya dengan LDA untuk mendapatkan topik-topik penting yang ada. Hasil pemodelan topik ini dapat digunakan untuk mengetahui perspektif opini

pelanggan dari aplikasi MyPertamina sebagai penyalur subsidi BBM yang dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam melakukan pengambilan keputusan bagi pemerintah maupun peneliti selanjutnya.

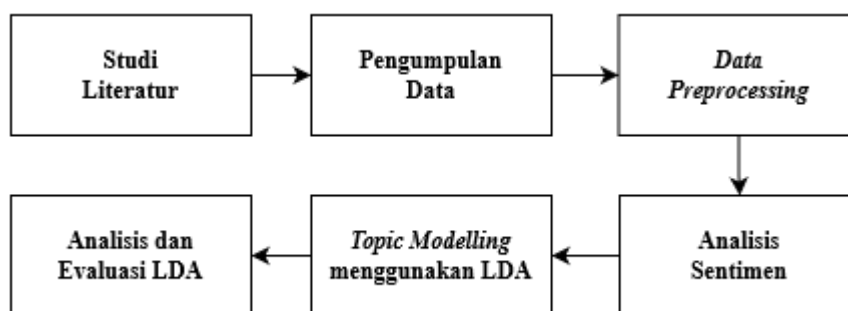
II. METODE PENELITIAN

Dalam metode penelitian ini, akan dibahas mengenai sumber data dan metodologi yang digunakan dalam melakukan penelitian. Sumber data dalam penelitian menjelaskan mengenai subjek dari mana data penelitian tersebut diperoleh serta informasi mengenai cara pengambilan data dan pengolahannya. Lalu, metodologi penelitian merupakan sebuah pengetahuan untuk mendapatkan pengertian yang lebih mendalam terkait sistematisasi dan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian [17].

2.1 Sumber Data

Pada penelitian ini kelompok kami menggunakan data *scraping*. Data *scraping* adalah data yang diperoleh dengan cara mengekstrak data dari aplikasi *enterprise*, *website*, *database* atau lainnya. Sumber data yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari data *scraping review* (ulasan) dari aplikasi MyPertamina di *Google Play Store* dengan mendapatkan 10.000 data ulasan dari aplikasi MyPertamina rating 1-5 diambil secara seimbang yaitu 2000 ulasan per rating.

2.2 Metodologi Penelitian



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Alur penelitian yang dilakukan yaitu terdiri dari beberapa alur yang diawali dengan studi literatur hingga melakukan hasil dan visualisasi LDA. Berikut merupakan alur dari penelitian yang dilakukan antara lain :

2.2.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mencari informasi melalui studi buku, jurnal, internet, dan media yang berhubungan dengan topik modeling LDA dan informasi yang didapat akan digunakan sebagai acuan teori dan pembahasan penelitian.

2.2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data, peneliti melakukan pengumpulan sumber data dalam bentuk data primer. Data primer merupakan sumber data penelitian yang diperoleh peneliti secara langsung seperti melalui survei, eksperimen, dan sebagainya. Pada penelitian ini, didapatkan data primer dengan dilakukan *scraping* pada *Google Playstore* untuk mendapatkan ulasan pada aplikasi MyPertamina sebanyak 10.000 ulasan terbaru dengan rating 1-5 diambil secara seimbang yaitu 2000 ulasan per rating. Variabel data yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu *content* yang merupakan ulasan dari para pengguna aplikasi MyPertamina. Data yang diperoleh dilakukan proses *scraping* data dengan menggunakan Python. Pada analisis ini pengumpulan data dilakukan dengan *scraping* ulasan melalui Google Play. Untuk cara *scraping*nya sendiri yang harus dilakukan pertama adalah dengan mengimport seluruh library yang dibutuhkan yaitu *package google_play_scraper* sebagai API untuk *scraping* data dari Google Play, *pandas*, dan *numpy*. Selanjutnya, memilih aplikasi spesifik yang ingin *discraping* beserta jumlah data yang akan diambil dan juga filternya seperti waktu *publish* ulasan yang

terbaru dan juga rating dari ulasannya. Setelah itu, data yang didapatkan disimpan ke dalam bentuk format CSV untuk diolah lebih lanjut.

2.2.3 Data Preprocessing

Tahap *preprocessing* data terdiri dari *cleaning data*, *tokenize*, *stopword*, *remove blank*, dan *stemming*. Tahapan pertama yang dilakukan adalah *cleaning data* dimana proses tersebut merupakan proses pembersihan data dilakukan dengan menjadikan setiap katanya menjadi *lowercase*. Lalu, menghapus karakter unicode, URL, sebutan atau alias, tagar, tanda baca, dan nomor dengan bantuan regex. Hal ini ditujukan untuk memudahkan proses analisis selanjutnya. Kedua *tokenize*, setelah dilakukan *cleaning data* dilanjutkan dengan tokenisasi dengan bantuan *library word_tokenize* dari *nlk.tokenize*. Tokenisasi berguna untuk mengubah susunan kalimat-kalimat menjadi bentuk kata. Ketiga *stopword*, tahapan *preprocessing* yang digunakan untuk menghapus kata-kata yang sering muncul dalam korpus seperti *ada*, *adalah*, *di*, *ke*. Kata-kata tersebut dihapuskan dari dataset karena seringkali tidak berguna saat dilakukan analisis lebih lanjut. Untuk melakukan *preprocessing stopwords* dapat digunakan *library stopwords* dari *nlk.corpus*. Keempat *remove blank*, tahapan yang digunakan untuk menghapus kolom yang kosong setelah *stopword* agar tidak ada kolom yang kosong sehingga seluruh data penting untuk dilakukan tahapan selanjutnya. Kelima *stemming*, Tahap *stemming* merupakan tahap terakhir pada *preprocessing*. *Stemming* berfungsi untuk mengembalikan semua kata pada korpus menjadi bentuk dasarnya kembali seperti *menangis* diubah menjadi *tangis*. Proses ini dapat dilakukan dengan bantuan *library StemmerFactory* dari *package Sastrawi*.

	content	content_clean	content_token	content_stopword	clean_data
0	Mekanisasi PERTANIAN, menambah lahan pertanian...	mekanisasi pertanian menambah lahan pertanian ...	[mekanisasi, pertanian, menambah, lahan, perta...	[mekanisasi, pertanian, menambah, lahan, perta...	mekanisasi tani tambah lahan tani bantu mesin ...
1	Baru terdaftar baru 2 kali di gunakan ko sudh ...	baru terdaftar baru kali di gunakan ko sudh di...	[baru, terdaftar, baru, kali, di, gunakan, ko, ...	[terdaftar, kali, ko, sudh, suruh, update]	daftar kali ko sudh suruh update
2	Kurang efisien	kurang efisien	[kurang, efisien]	[efisien]	efisien
3	Aplikasi sampah lemot	sampah lemot	[sampah, lemot]	[sampah, lemot]	sampah lot
4	Aplikasi yg seharusnya digunakan di seluruh In...	yg seharusnya digunakan di seluruh indonesia ...	[yg, seharusnya, digunakan, di, seluruh, indon...	[indonesia, metode, pembayaran, via, linkajg, ...	indonesia metode bayar via linkajg monopoli bi...

Gambar 2. Hasil *PreProcessing* Data

2.2.4 Analisis Sentimen

Pada tahap ini dilakukan proses analisis sentimen dari data ulasan yang didapatkan melalui aplikasi MyPertamina. Analisis sentimen digunakan untuk mengidentifikasi opini *user* terhadap layanan dan fitur yang didapatkan melalui aplikasi MyPertamina [12]. *Output* dari analisis sentimen ini berupa klasifikasi ulasan negatif dan positif yang divisualisasikan ke dalam bentuk *bar chart* dan *WordCloud*. *WordCloud* merupakan sebuah sistem visualisasi data yang menampilkan kata-kata dengan penekanan pada frekuensi kemunculan kata yang terkait dengan data yang digunakan [13]. *WordCloud* melakukan visualisasi grafis yang dihasilkan menggunakan *web-oriented tools* [14]. Semakin sering kata tersebut muncul, maka ukuran font sebuah kata akan semakin besar. Melalui visualisasi *WordCloud*, proses penentuan topik yang paling sering dibicarakan atau sekedar kata yang paling sering muncul dapat diketahui [15]. Melalui *bar chart* dapat diketahui informasi terkait sebaran jumlah dari kata-kata yang sering digunakan dalam memberikan ulasan negatif maupun positif. Lalu, dengan menggunakan *WordCloud* akan terlihat kata-kata yang paling umum digunakan dalam memberikan ulasan positif maupun negatif.

2.2.5 Topic Modelling menggunakan LDA

Pemodelan LDA merupakan metode statistika yang menerapkan dasar-dasar dalam pencarian topik dalam kumpulan dokumen-dokumen dan dapat mengatasi permasalahan *overfitting* pada *Probabilistic Latent Semantic Analysis (PLSA)*. *Topic Modelling* termasuk dalam *Natural Language Processing (NLP)* yang bekerja untuk mempelajari topik dokumen,

menganalisis, dan mengelompokkannya menurut pola dan tema secara umum yang muncul pada seluruh dokumen [16]. *Topic Modelling* juga mencari makna tersembunyi yang ada di dalamnya agar dapat menemukan informasi yang berguna [11]. LDA digunakan untuk melabeli otomatis pada 10.000 data ulasan aplikasi MyPertamina. Tahapan dalam pemodelan LDA berdasarkan persamaan (1) adalah sebagai berikut.

- Melakukan pemberian label topik setiap kata (1 sampai i) pada setiap ulasan 1 sampai j mengikuti pola distribusi multinomial (Dirichlet distribution). Secara probabilitas, untuk setiap kata (i), ada 1 sampai (i) kata untuk suatu topik (k).
- Untuk setiap kata (i) dalam ulasan (j) dan topik (k), hitung proporsi kata-kata dalam dokumen yang dimasukkan pada topik tersebut.
- Melakukan proses resampling dengan memberi topik baru pada kata berdasarkan hasil perkalian $p(k | j)$ dengan $p(i | k)$.
- Melakukan proses pemberian topik baru ke kata sampai iterasi yang telah ditentukan, sampai pada kondisi tidak ada perubahan topik pada kata (steady state).

Dengan menggunakan rumus persamaan 1 berikut :

$$\rho(\theta|\alpha) = \frac{r(\sum_{i=1}^k \alpha_i)}{\prod_{i=1}^k r(\alpha_i)} \prod_{i=1}^k \theta_i^{\alpha_i - 1} \quad (1)$$

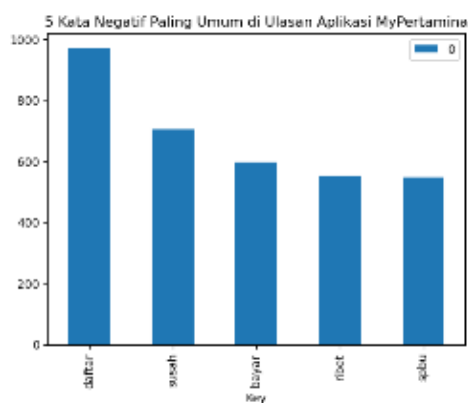
2.2.6 Analisis dan Evaluasi

Pada tahap analisis dan evaluasi, yaitu analisis dengan mencatat konsep hasil pengelompokan mata pelajaran yang dibentuk. Skor dari kelompok yang diperoleh kemudian dianalisis untuk memberi makna pada data. Pada tahap evaluasi penelitian ini yaitu mencermati persebaran topik yang ada berdasarkan kluster masing-masing topik.

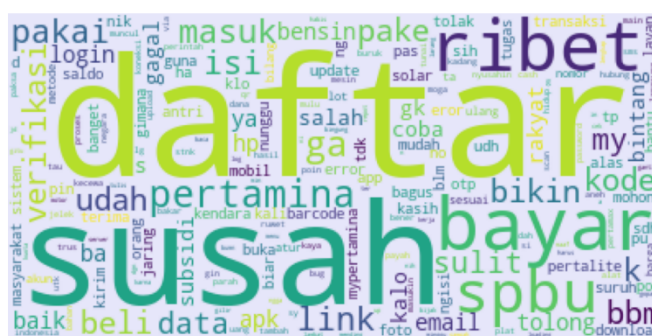
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dipaparkan terkait hasil dari penelitian yang dilakukan disertai dengan analisis dan pembahasan dari hasil tersebut. Pertama, akan dipaparkan hasil analisis sentiment dalam bentuk visualisasi *bar chart* dan *WorldCloud*. Selanjutnya, dilakukan pemamparan hasil *topic modelling* yang dilakukan menggunakan metode LDA serta analisis dan evaluasi dari hasil yang didapatkan.

3.1 Most Common Word dan WordCloud



Gambar 3a.

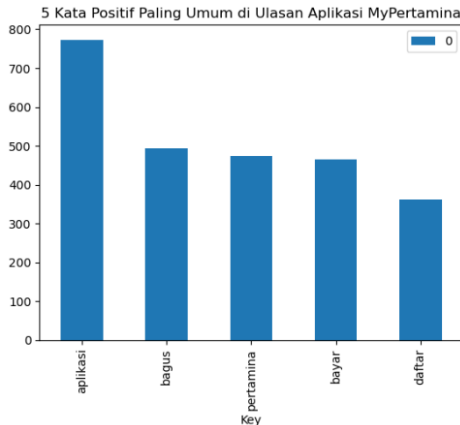


Gambar 3b.

Gambar 3 merupakan Kata Negatif : (3a) *Bar Chart* Kata Negatif (3b) *WordCloud* Kata Negatif

Berdasarkan Gambar 3. (a) *Bar Chart* dan (b) *WordCloud* 5 kata negatif ulasan MyPertamina dapat diketahui bahwa kata negatif yang didapatkan dari rating 1-2 yang paling sering muncul yaitu : daftar, susah, bayar, ribet, dan spbu. Kata daftar disebutkan 970 kali, susah 700 kali, bayar 600 kali, ribet 580

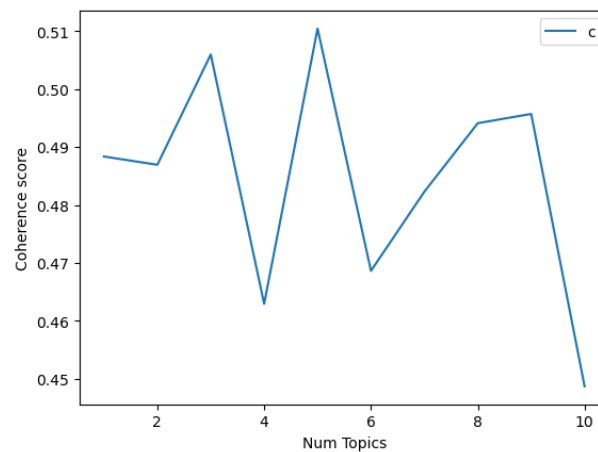
kali, dan ribet 570 kali. Dimana rata-rata memberikan ulasan negati bahwa aplikasi MyPertamina sulit dibagikan pendaftaran dan pembayaran yang ribet.

**Gambar 4a.****Gambar 4b.****Gambar 4.** Kata Positif : (4a) *Bar Chart* Kata Positif (4b) *WordCloud* Kata Positif

Berdasarkan Gambar 4. (a) *Bar Chart* dan (b) *WordCloud* 5 kata positif dapat diketahui bahwa kata positif yang didapatkan dari rating 3-5 yang sering muncul yaitu: aplikasi, bagus, pertamina, bayar dan daftar. Kata aplikasi disebutkan 780 kali, bagus 490 kali, pertamina 480 kali, bayar 475 kali, dan daftar 400 kali. Dimana rata-rata memberikan ulasan positif bahwa aplikasi MyPertamina sudah bagus aplikasi, proses pembayaran dan daftarnya.

3.2 Pemodelan Topik LDA

Pemodelan topik LDA pada penelitian ini digunakan untuk melihat topik mana yang sering dibahas dalam penelitian yang di uji. Biasanya dapat diketahui nilai koherensinya, sehingga dapat disimpulkan bahwa topik yang memiliki nilai koherensi tertinggi merupakan topik yang sering muncul pada ulasan aplikasi MyPertamina.

**Gambar 5.** Grafik garis nilai koherensi

Pada Gambar 5, didapatkan grafik garis nilai koherensi yang mana menggambarkan dari tabel 1 dimana setiap topik yang dihasilkan menunjukkan bahwa nilai kohorensi setiap topik mempunyai nilai yang berbeda. Rincian nilai koherensi dapat dilihat dari rincian niali koherensi untuk setiap kata yang membentuk term-term topik.

**Tabel 1.** Nilai Koherence pada setiap topik

Topik	Nilai Koherence
T1	0.488362
T2	0.486934
T3	0.505951
T4	0.462964
T5	0.51042
T6	0.468642
T7	0.482297
T8	0.494109
T9	0.495702
T10	0.448719

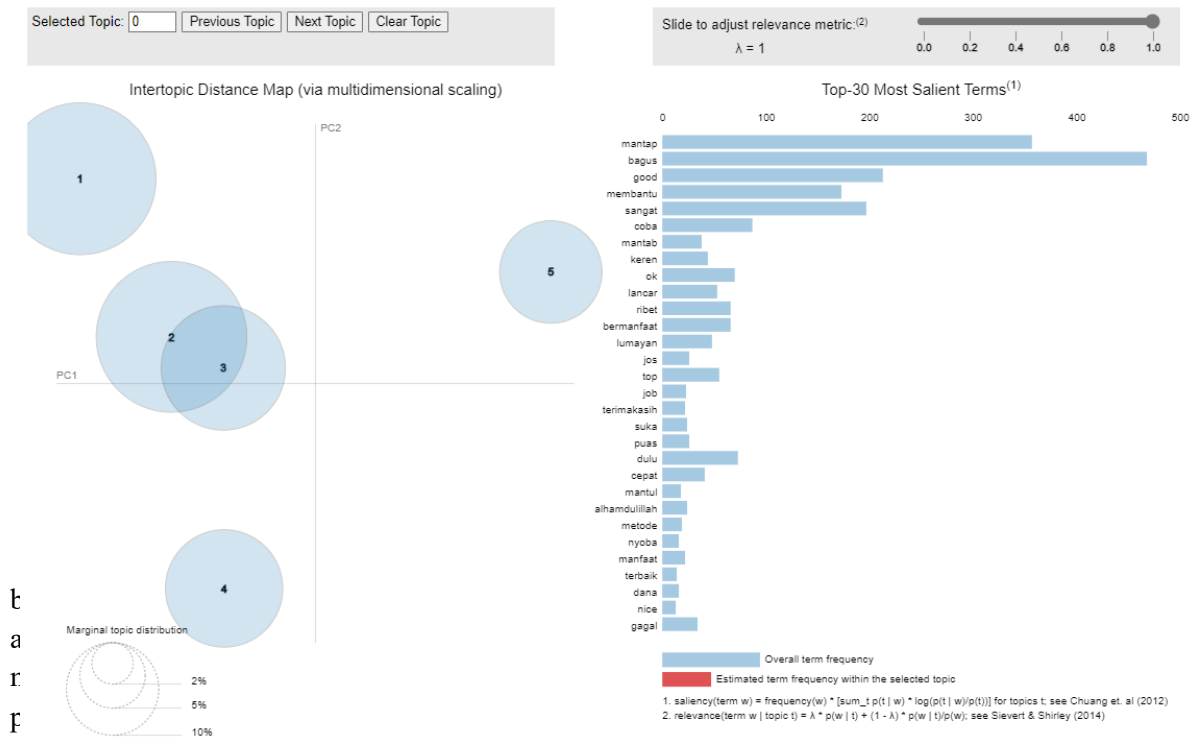
Berdasarkan Tabel 1. tersebut dapat diketahui bahwa topik yang memiliki nilai koherensi tertinggi adalah topik ke-5 dengan nilai 0.51402. Nilai koherensi yang tinggi menunjukkan topik tersebut mempunyai mempunyai peluang paling tinggi untuk muncul dalam ulasan aplikasi MyPertamina. Topik dengan nilai koherensi tertinggi tersebut akan dipilih untuk dilakukan pemodelan topik dipilih 10 topik karena grafik nilai koherensi setelah 10 mengalami penurunan nilai koherence yang cukup signifikan, serta didapatkan bahwa nilai coherence tertinggi 10 topik memiliki nilai yang tidak jauh berbeda. Berikut adalah hasil dari pemodelan topiknya.

Tabel 2. Hasil Nilai Koherence pada setiap topik

Topik	Nilai Koherence
T1	0.068*”good” + 0.012*”mantab” + 0.011*”ribet” + 0.008*”jos” +0.006*”terimakasih” + 0.068*”pembayaran” + 0.004*”mantul” + 0.004*”sangat” + 0.004*”metode” + 0.004*”dana”
T2	0.008*”lancar” + 0.007*”daftar” + 0.006*”saya” + 0.006*”bisa” +0.006*”susah” + 0.006*”di” + 0.006*”belum” + 0.005*”nya” + 0.005*”cepat” + 0.004*”bbm” + 0.008*”lancar” + 0.0057*”daftar”
T3	0.006*”saya” + 0.006*”bisa” + 0.006*”susah” + 0.006*”di” +0.006*”belum” + 0.005*”nya” + 0.005*”cepat” + 0.004*”bbm”
T4	0.064*”bagus” + 0.024*”membantu” + 0.023*”sangat” + 0.010*”ok” +0.009*”bermanfaat” + 0.008*”top” + 0.007*”pertamina” + 0.007*”semoga” + 0.006*”bisa”
T5	0.086*”mantap” + 0.010*”keren” + 0.006*”pertamina” + 0.005*”job” +0.005*”suka” + 0.005*”di” + 0.004*”nya” + 0.004*”bisa” + 0.004*”spbu + 0.003*”terbaik”

Tabel 2. Merupakan hasil pemodelan topik yang dapat dilihat dengan mencari topik yang dominan atau banyak muncul dengan TF-IDF dengan probabilitas kemunculan topik katanya yang dominan

dalam ulasan MyPertamina. Seperti dalam topik 1 yang memiliki isi goog, mantab, ribet, jos, terimakasih, pembayaran, mantul, sangat, metode, dan dan. Semakin tinggi nilai bobot maka mencerminkan semakin penting kata tersebut sehingga topik 1 good merupakan bobot paling penting begitu pula dengan topik lainnya.



tersebut. Kata mantap dan bagus merupakan kata yang paling penting.

Tabel 3. Kemunculan term-term topik

Topik	Term
Topik 1	Bantu, lumayan, bbm, beli, subsidi, bensin, barcode, pom, pake
Topik 2	Bayar, manfaat, top, link, mypertamina, linkaja, eror, mudah, metode, baik
Topik 3	Good, ribet, keren, download, banget, cepat, pertalite, guna, daftar
Topik 4	moga pertamina mudah layan mantab spbu sulit pakai transaksi mypertamina
Topik 5	Bagus, mantap, coba, daftar, susah, masuk, update, bintang, kode, pertamina

Berdasarkan implementasi topic modelling LDA yang dibuat terdapat 5 topik yang diklusterisasi. Peneliti menganalisis hasil pemodelan LDA 5 topik yang terbentuk dibagi menjadi 2 topik yang dominan diteliti yaitu tentang topik umum dan Ulasan dapat dilihat pada Tabel 4. Pada Tabel 4 topik umum yang diteliti dari ulasan aplikasi MyPertamina yang paling banyak membahas terkait pendaftara, pembayaran, dan aplikasi dengan ulasan secara keseluruhan membicarakan aplikasinya lumayan, mudah, ribet, sulit, cepat, susah, mantap, bantu, dan manfaat.

Tabel 4. Hasil Topik Dominan

Topik Umum	Ulasan
------------	--------



	n
Pendaftaran, Pembayaran, Aplikasi.	Lumayan, Mudah, Ribet, Sulit, Cepat, Susah, Mantap, Bantu, Manfaat.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan untuk melihat perspektif opini pelanggan pada aplikasi MyPertamina. Hasil yang didapatkan bahwa Most Common Word pada ulasan negatif didapatkan bahwa aplikasi MyPertamina sulit dibagian daftarnya, serta sulit juga dibagian pembayaran, sedangkan pada ulasan positif didapatkan bahwa aplikasi MyPertamina sudah bagus aplikasi, proses pembayaran dan daftarnya. Wordcloud didapatkan kesimpulan bahwa sebagian besar masyarakat yang memberikan ulasan negatif mengalami kesulitan melakukan pendaftaran dan pembayaran pada aplikasi MyPertamina sedangkan yang memberikan ulasan positif beranggapan bahwa aplikasi MyPertamina merupakan aplikasi yang bagus dan memudahkan mereka dalam melakukan pembayaran pada SPBU.

Pada pemodelan LDA didapatkan nilai koherence antara 10 topik memiliki nilai yang tidak jauh berbeda, dengan nilai koherence tertinggi pada topic ke-5 dengan nilai 0.51402, sehingga digunakan num_topik sebanyak 5 untuk membedakan topik-topik yang sering dibahas di ulasan aplikasi dan isi term dari topic ke-5 yaitu Bagus, mantap, coba, daftar, susah, masuk, update, bintang, kode, pertamina. Berdasarkan hasil visualisasi pyLDAvis kata yang paling banya adalah bagus dan mantap yang berarti aplikasi ini banyak memiliki ulasan positif. Sehingga dapat disimpulkan bahwa aplikasi MyPertamina memiliki ulasan yang cukup baik serta membantu dalam mempermudah penyaluran BBM Subsidi. Akan tetapi, terdapat beberapa ulasan yang mungkin perlu ditingkatkan dari aplikasi MyPertamina dari segi pendaftaran yang susah atau ribet dan pembayaran yang hanya memakai satu e-wallet saja yaitu LinkAja. Penelitian yang dilakukan diharapkan dapat menjadi salah satu saran untuk memperbaiki aplikasi MyPertamina menjadi lebih baik dengan memberikan solusi di beberapa pembayaran serta mempermudah dalam proses penggunaan dan pembayaran.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada mata kuliah bahasa Indonesia yang diselenggarakan oleh UPN “Veteran” Jawa Timur sehingga artikel ini bisa ditulis dengan baik dan benar.

REFERENSI

- [1] S. Olivia, J. Gibson, and R. Nasrudin, “Indonesia in the time of covid-19,” *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, vol. 56, no. 2, pp. 143–174, 2020. doi:10.1080/00074918.2020.1798581.
- [2] World Bank Group, “Indonesia Economic Prospects (IEP), June 2022: Financial deepening for stronger growth and Sustainable Recovery,” World Bank, <https://www.worldbank.org/en/country/indonesia/publication/indonesia-economic-prospects-iep-june-2022-financial-deepening-for-stronger-growth-and-sustainable-recovery> (accessed May 12, 2023).
- [3] MyPertamina. About Us. Retrieved December 10, 2022, from <https://mypertamina.id/about-us>.
- [4] Mustamu, D. D., & Putri, Y. R. Pengaruh Promosi Melalui Aplikasi Mypertamina Terhadap Keputusan Pembelian Bahan Bakar Pertamina Di Masyarakat Kota Bandung. *eProceedings of Management*, 6(2), 2019.
- [5] D. S. Pranav, D. Punj, T. Dubey, and P. Chawla, “Data Mining in cloud computing,” 2021 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), 2021. doi:10.1109/iccmc51019.2021.9418489
- [6] A. M. Hemeida et al., “Implementation of nature-inspired optimization algorithms in some data mining tasks,” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 11, no. 2, pp. 309–318, 2020. doi:10.1016/j.asej.2019.10.003
- [7] Oktasari, L., Chrisnanto, Y. H., & Yuniarti, R. Text Mining Dalam Analisis Sentimen Asuransi Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Prosiding SNST Fakultas Teknik*, 1(1), 2016. doi:10.36499/psnst.v1i1.1506.
- [8] Nugraha, F. A., Harani, N. H., & Habibi, R. Analisis Sentimen Terhadap Pembatasan Sosial Menggunakan Deep Learning. *Kreatif*, 2020.



- [9] M. O. Ajinaja, A. O. Adetunmbi, C. C. Ugwu, and O. S. Popoola, “Semantic similarity measure for topic modeling using latent Dirichlet allocation and collapsed Gibbs Sampling,” *Iran Journal of Computer Science*, vol. 6, no. 1, pp. 81–94, 2022. doi:10.1007/s42044-022-00124-7
- [10] D. M. Blei, A. Y. Ng, and M. I. Jordan, “Latent dirichlet allocation,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, no. 4/5, pp. 993–1022, 2003.
- [11] Smatana, Miroslav, and Peter Butka, "TopicAE: a topic modeling autoencoder." *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 16, no. 4, pp. 67-86, 2019.
- [12] A. Ligthart, C. Catal, and B. Tekinerdogan, “Systematic reviews in sentiment analysis: A Tertiary study,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 54, no. 7, pp. 4997–5053, 2021. doi:10.1007/s10462-021-09973-3
- [13] Qeis, M. I. Aplikasi wordcloud sebagai alat bantu analisis wacana. In *International Conference on Language, Culture, and Society-ICLCS LIPI*, 2015.
- [14] K. Padmanandam, S. P. Bheri, L. Vegesna, and K. Sruthi, “A speech recognized dynamic word cloud visualization for text summarization,” *2021 6th International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, 2021. doi:10.1109/iciict50816.2021.9358693.
- [15] [1] R. Atenstaedt, “Word cloud analysis of the bjgp,” *British Journal of General Practice*, vol. 62, no. 596, pp. 148–148, 2012. doi:10.3399/bjgp12x630142
- [16] J. Lande, A. Pillay, and R. Chandra, *Deep learning for COVID-19 topic modelling via Twitter: Alpha, Delta and Omicron*, 2023.
- [17] Syahrums, S., & Salim, S., “Metodologi Penelitian Kuantitatif”, 2014.