Implementasi LDA untuk Pengelompokan Topik Twitter Bertagar #Mypertamina

Hery Oktafiandi

Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak Politeknik Sawunggalih Aji Email : hervokta@gmail.com

Abstrak

Media sosial twitter banyak digunakan oleh pengguna sebagai media komunikasi dan informasi. Selain sebagai alat komunikasi twitter digunakan untuk mendapatkan data penelitian yang dibutuhkan. Penggunaan tagar twitter menjadi acuan trending berita atau isu yang sedang berkembang di masyarakat. Trending yang sedang hangat dibicarakan saat ini adalah tetang aplikasi Mypertamina. Penelitian ini mengambil data dari twitter dengan tagar #Mypertamina dengan banyak data twitter sebanyak 149 tweet, dari data yang didapat maka akan diklasterkan menggunakan topic modelling metode Latent Dirichlet Allocation (LDA). Kelebihan dari metode LDA adalah dapat mengklasterkan, meringkas, dan menghubungkan data dalam jumlah yang banyak. Penelitian ini menghasilkan 3 kluster data dengan nilai coherence terbesar 0.468

Kata kunci Mypertamina, Twitter, LDA.

Abstract

Twitter social media is widely used by users as a medium of communication and information. Apart from being a communication tool, Twitter is used to obtain the required research data. The use of the twitter hashtag becomes a reference for trending news or issues that are developing in the community. The trend that is currently being discussed is the Mypertamina application. This study takes data from twitter with the hashtag #Mypertamina with a lot of twitter data as many as 149 tweets, from the data obtained it will be clustered using topic modeling with the Latent Dirichlet Allocation (LDA) method. The advantage of the LDA method is that it can cluster, summarize, and link large amounts of data. This study resulted in 3 data clusters with the largest coherence value of 0.4618

Keywords: Mypertamina, Twitter, LDA

1. Pendahuluan

Layanan twitter yang paling populer sekarang adalah layanan microblogging yang digunakan pada media internet(Binsaeed et al., 2020). Ketertarikan pada data twitter terus tumbuh karena banyak data yang dapat diolah(Kearney, 2019). Tagar pada twitter sebagai acuan trending berita atau isu yang berkembang pada masyarakat, disini kami melakukan analisi topik yang sedang trend(Carneiro et al., 2021) berlangsung dari pertengahan bulan juni hingga juli 2022 yaitu #Mypertamina, adanya perkembangan e-commerce menghadirkan suatu inovasi pembayaran elektronik(Ibrahim & Karina Moeliono, 2020)yang akan digunakan sebagai alat pembayaran pada pengisian bahan bakar, hal ini banyak pengguna Twitter yang membahas soal aplikasi ini hingga menjadi trending topik seluruh indonesia.

Penelitian sebelumnya meneliti topik kesehatan di Indonesia menggunakan metode topic modeling

LDA yang menggunakan sumber data dari penelitian khusus dibidang kesehatan Indonesia dan *scraping* data dari jurnal SINTA yang diproleh dari bulan januari 2020 dan memilik scraping sebanyak 11269 penelitian(Sistem et al., 2021), pada penelitian ini menghasilkan 3 kelompok model. Fazha Rahhid d.k.k (Rashif et al., 2021) melakukan penelitian mengenai cuitan akun bot pada tagar#covid19 menggunakan metode LDA menggunakan data 128 tweet dan mendapatkan hasil 5 topik teratas

Penelitian ini menggunakan Metode LDA (Latent Dirichlet Allocation) untuk mengetahui macam-macam topik yang dibahas terhadap penyebaran informasi di social media Twitter yang membahas aplikasi buatan pertamina dengan menggunakan tagar #mypertamina.

1.1. Topic Modeling

Dasar dari topic modeling adalah kluster kata yang berisi kata-kata yang menyusun kluster

tersebut serta memiliki kemungkinan dari beberapa cluster katadengan masing – masing probabilitas. Topic modelling telah mencapai kemajuan yang mengesankan dengan perkembangan cepat model generatif saraf(Yu et al., 2022).

Sejumlah dokumen mempunyai penyebaran probabilitas kluster, tiap kata diambil dari salah satu kluster tersebut.

Dalam sesi ini kami juga menggunakan beberapa teknik pemodelan salah satunya yaitu topik pemodelan, adalah teknik paling kuat untuk text-mining, penemuan data dan menemukan hubungan antar data dan dokumen teks. Para peneliti telah menerbitkan banyak artikel dan jurnal di bidang pemodelan yang mencakup perangkat lunak rekayasa , ilmu politik, bahasam dan ilmu medic(Jelodar et al., 2019).

1.2. Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Salah satu metode yang dapat digunakan dalam pemodelan topik yaitu latent dirichlet allocation (LDA). Latent dirichlet allocation (LDA) memiliki keunggulan bisa mengklasterkan data yang jumlahnya besar dibandingkan metode pemodelan topik yang lain serta dapat diimplementasikan untuk mengidentifikasi topik dalam jurnal ilmiah, klasifikasi, dan pengelompokan(Putri et al., 2021).

1.3. Nilai Coherence

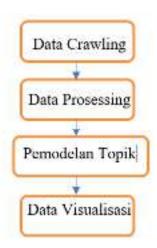
Nilai *coherence* digunakan untuk mengevaluasi model pada topic modelling, nilai koherensi yang tinggi akan menghasilkan model topik yang baik.

2. Pembahasan

Ada beberapa tahap – tahap dalam penelitian ini , yaitu :

- 1. Data Crawling
- 2. Data Processing
- 3. Pemodelan topic
- 4. Data visualisasi

Berikut penjelasan dari masing – masing tahapan penelitian.

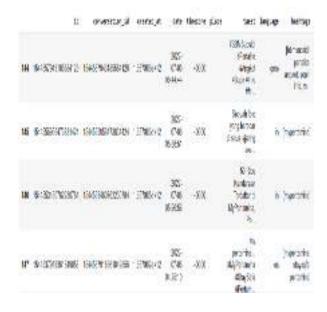


Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

2.1. Data Crawling

Crawling data yang menggunakan HTTP GET dengan kredensiap biasa di hadirkan oleh konsol pengembang Twitter(Sohail et al., 2021), data diambil dari media sosial twitter API(Putri et al., 2021). Crawling data dengan mengumpulkan tweet dengan tagar #mypertamina dengan bahasa Indonesia dijalankan pada bahasa pemorograman Python yang mendukung banyak bahasa manusia(Qi et al., 2020).

Data yang digunakan pada penelitian ini dengan mengambil data pada twitter bertagar #Mypertamina dengan proses *crawling*. Gambar 2 merupakan contoh dari hasil crawling data tweet tagar#Mypertamina.



Gambar 2 Kumpulan Data Tweet

2.2. Data Prosessing

Selanjutnya dilakukan preprosessing data yang bertujuan membersihkan data sehingga bisa digunakan pada tahap pemodelan., oleh karena itu pemrosesan data adalah proses iterasi interaktif dan membutuhkan umpan balik korektif berkelanjutan(Sun et al., 2018). Data yang sama dikelompokkan dalam indek sebagai pembeda antar dokumen. Data yang telah dikelompokkan akan melalui proses tokenisas yang berperan penting dalam NLP(Ahmadi, 2020) untuk memecah menjadi token.

Data yang terkumpul selanjutnya dilakukan preprossing data, tahapan awal preprossesing data yaitu yang dengan mengambil kolom tweet saja, kemudian dilakukan case folding, remove mention, remove hastag, remove number, tokenisasi, stemming, dan stopword bahasa Indonesia. Setelah smua proses dilakukan maka data yang didapat sudah bersih dan siap diolah ke tahap pemodelan LDA. Gambar 3 merupakan hasil dari proses preprosessing data.

```
mengesatkan sideo mobil terbakan di spha wero ....
                                pertamina perluas daerah pendaftaran myaartami....
 1
  2
                                26 ribu telah terdaftar di nypertenden littest....
  3
                                dengorazyawdia kalok sepun sakrat indepesia ka...
                                update kunjurgan dar ri di kata mataran ada la...
                                inspecial pertaints region experience
 133
 357
                               erkad fota yang bersalar Si silter jujerkin sasa...
 23 St. ribe handeresa tambéban de apparticolos par...
                               II PRESENT TO THE PROPERTY OF 
109 gras napogravità harranta del 7 labesi pendelit...
 Mark Aren, langur ini, diren object
```

Gambar 3 Hasil Tweet yang telah melalui prosessing

2.3. Pemodelan Topik

Langkah selanjutnya adalah membangun model LDA. LDA berfungsi sebagai pengklasteran data, dan meringkas data dalam jumlah yang besar, oleh karena itu dengan pemodelan topik LDA sama dengan pendekatan *unsupervised*(Purwitasari et al., 2021). Pemodelan dilakukan dengan membentuk model bigram dan trigram menggunakan *tool gesim* model dan *gesim corpora* dengan *python*. Setelah pemodelan, dilakukan perhitungan *coherence* untuk mengevaluasi model topic yang terbentuk.

(Impraimakis & Smyth, 2022). Perhitungan coherence dengan memanggil modul *coherencemodul* (Hasan et al., 2021),

Langkah pertama pemodelan topic modelling yaitu dengan membuat model bigram dan trigram. Bigram merupakan kemunculan dua kata yang sama, sedangkan trigram adalah kemunculan tiga kata yang sama. Kemudian membuat dictionary data text sebelum pemodelan LDA, membangun dictionary dengan memmanfaatkan modul gesim corpora dengan memanggil modul Dictionary. Modul gesim modul digunakan untuk memanggil modul LDAModul sebagai dasar pembentukkan model LDA. Dua input utama untuk membangun model LDA adalah dictionary terlihat pada gambar 4 dan corpus terlihat pada gambar 5. Gambar 6 merupakan hasil dari pemodelan LDA, yang menghasilkan 3 topik model teratas.

```
from garant input corpus, noteds

- Craft is distribut, representation of the convents

contractly - corpus, distributed (but)

contractly - corpus, distributed (but)

contractly - distributed (but)

- depression of the contractly of the convents

maginus (filter) - depression of the contractly of the but we define convents

maginus (filter)

filence of the corpus of the contractly of the contractly of the corpus of the contractly of the corpus o
```

Gambar 4 Pembentukan Dictionary\

```
this first incomes configurated that

contill copy:

decreating sof of formats (turned for format for filtric conglictions) we need above.

At least on the foliation provide each for an interpolation of the format is the format of the congliction of the congruence of the consecution of the congruence of the consecution of the congruence of the consecution of the consecuti
```

Gambar 5 Pembentukan Corpus



AND promobilizabilitativ gitas, patigraphal acopporabilitativ projectivite i less or best Decretor 487 project e 157 access vita decletis (1567 as 1567 access vita 1467 accissos) Decretor 687 project policiis (1567 accissos) vitas albis (1567 accissos) (1577 accissos) vitas accissos Decretor 687 accissos (1574 accissos) (1587 accissos) vitas accissos (1587 accissos) (1587 accissos)

Gambar 6. Pemodelan Topik Modeling

Hasil dari pemodelan dapat dilihat pada tabel 1 berupa 10 kata kunci teratas pada topik – topik yang dibentuk.

Tabel 1. Hasil Topik Modeling

aan"
,

Dari hasil topik modeling yang didapat maka dilakukan analisa pada hasil topic yang terbentuk. Tabel 2 merupakan analisa hasil topic modeling yang telah dianalisa.

Tabel 2. Hasil Analisa Topik

Topik	Hasil Analisa Topik
	Kendaraan mobil memaakai
0	bbm bersubsidi
	Mypertamina call135 lebih
1	baik pertamax
	Mypertamina punya data
	daftar pengguna bbm
2	bersubsidi pertalite

Tahapan selanjutnya adalah perhitungan nilai coherence, gambar 5 merupakan hasil dari nilai coherence yang didapat

```
# Print the coherence sources

for no co in cip(x, coherence values);

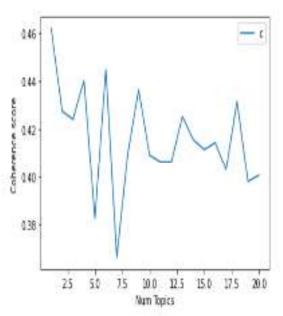
print("Norw Topics of , m, " has Constance Value of ", found(cv, 6))

Now Topics = 1, has Constance Value of 0.461092
```

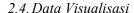
```
Num Tassics - 1 Has Coverence Value of 8.451092
Num Torigs = 2 has Compressed Value of 4,427536
than Tapata = 3 has Constrained Malake of GLASH022
Man Replice = 4 bas Coherence Walter of #k449351
the Tepace - 5 has Otherance Walke of 9-382527.
Rue Topics - 6 has Coherence Value of 6-446975
hum Tapace - 7 has Coberence below of in 196893
Mine Taretice = 8 has Coherence tasing of 0.466523
Num Tables - 9 has Comercance Value of 0.480001
Musi Tepács = 183 - bas Cuterence Vallue of 6.409138
the Topics - 31 has Cateronic taking of 0.40077
Main Territor = 172, best Coherence Makine of GLAMSEM
Home legales - 13 has Coherence Mailine of G-425205.
Num Topics - IM has Coherente Vilus of 0.41553.
Must Implice ~ AS I have Colories for Mother of 844 LARGE
the Teples - No. has coherens taken of AANON?
than Tapacon will have Callet ance Wallet of $4,660000
Man Tagaire - TS has Coherence todays of 82,430,460
tim limits - ID has Coherence Weller of 0.3807335
than Territors - 20 hour Conservation below of St. 180525.
```

Gambar 7 Nilai Coherence

Semakin besar nilai *coherence* maka *interpretasi topic modeling* yang dihasilkan semakin baik. Nilai *coherence* yang terbaik pada penlitian ini benilai 0.418 terdapat pada topik 1. Nilai coherence juga bisa dilihat pada gambar 6 yang merupakan gambar grafik nilai *coherence*



Gambar 8. Grafik Nilai Coherence



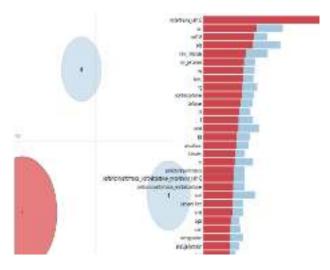
Visualisasi penerapan LDA menggunakan grafik dan *bar-chart* dengan memanfaatkan *tool PylDAvis* pada *python* (Sezer & Ozbayoglu, 2020). *PylDAvis* digunakan untuk menterjemahkan kluster yang terbentuk sesuai dengan data.

Pemodelan LDA telah dibangun selanjutnya visualisasi hasil pemodelan. Visualisasi data menggunakan modul *PyDAvis* pada *python*. Visualisasi membantu menterjemahkan topic sesuai dengan kumpulan data. Pada gambar visualisasi terlihat 2 gambar, sebelah kiri menunjukkan topic secara keseluruhan dan dapat terlihat hubungan antar topik. Bagian sebelah kanan menunjukkan distribusi frekuensi kata pada setiap topik.

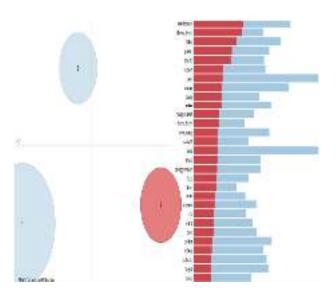
Pada penelitian ini terdapat 3 model topik yang terbangun. Topik 1 terlihat pada gambar 7 terdapat 30 *terminologi* kata yang terdapat pada topic. Pada topic 1 membahas tentang mypertamina_call135, mypertamina, call135, lebih baik pertamax, pertamax, pendaftaran, transaksi, ini, ribet, dan transaksi bbm.

Topik 2 dapat dilihat pada gambar 8 membahas tentang kendaraan, bbm subsidi ,spbu, pakai, mobil, sudah, masyarakat, bersubdisidi, rakyat.

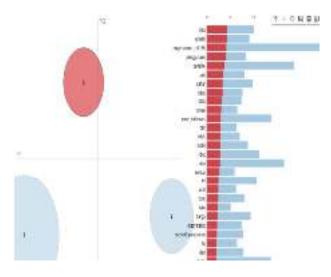
Topik 3 terlihat pada gambar 9, diantaranya membahas tentang bisa, subsidi, mypertamina_call135, penggunaan, pertalite, cara, bikin, daftar.



Gambar 9. Topik 1



Gambar 10 Topik 2



Gambar 11 Topik 3

3. Kesimpulan

Metode pengklasteran LDA pada twitter bertagar #mypertamina mengelompokkan data twitter menjadi 3 buah topic. Dari sejumlah topic yang dipilih diperoleh nilai coherence tertinggi sebesar 0.4618. Melihat hasil topic modeling yang terbentuk dapat disimpulkan tweet dengan tagar#Mypertamina membahas tentang Mypertamina call135, pertamax, bbm bersubsidi dan pertalite. Kekurangan pada penelitian ini belum perbandingan perhitungan penelitian ini hanya menggunakan modul yang ada pada python.

.

Daftar Pustaka

- Ahmadi, S. (2020). A Tokenization System for the Kurdish Language. *Proceedings of the 7th Workshop on NLP for Similar Languages, Varieties and Dialects*, 114–127.
- Binsaeed, K., Stringhini, G., & Youssef, A. E. (2020). Detecting Spam in Twitter Microblogging Services: A Novel Machine Learning Approach based on Domain Popularity. In *IJACSA*) International Journal of Advanced Computer Science and Applications (Vol. 11, Issue 11).
- Carneiro, A., Matos, M. J., Uriarte, E., & Santana, L. (2021). Trending topics on coumarin and its derivatives in 2020. In *Molecules* (Vol. 26, Issue 2). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/molecules26020501
- Hasan, M., Rahman, A., Karim, M. R., Khan, M. S. I., & Islam, M. J. (2021). Normalized approach to find optimal number of topics in latent dirichlet allocation (lda). *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1309, 341–354. https://doi.org/10.1007/978-981-33-4673-427
- Ibrahim, R. M., & Karina Moeliono, N. N. (2020). Persepsi manfaat, kepercayaan, efikasi diri, kemudahan penggunaan, keamanan terhadap persepsi konsumen pada my pertamina (Studi pada penggunaan my pertamina kota Bandung. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Ekonomi Manajemen Accredited SINTA*, 4(2), 396–413.
- Impraimakis, M., & Smyth, A. W. (2022). Input– parameter–state estimation of limited information wind-excited systems using a sequential Kalman filter. *Structural Control* and *Health Monitoring*, 29(4).

- https://doi.org/10.1002/stc.2919
- Jelodar, H., Wang, Y., Yuan, C., Feng, X., Jiang, X., Li, Y., & Zhao, L. (2019). Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey. In *Multimedia Tools and Applications* (Vol. 78, Issue 11). https://doi.org/10.1007/s11042-018-6894-4
- Kearney, M. (2019). rtweet: Collecting and analyzing Twitter data. *Journal of Open Source Software*, 4(42), 1829. https://doi.org/10.21105/joss.01829
- Purwitasari, D., Aida Muflichah, Novrindah Alvi Hasanah, & Agus Zainal Arifin. (2021). Pemodelan Topik dengan LDA untuk Temu Kembali Informasi dalam Rekomendasi Tugas Akhir. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 421–428. https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3049
- Putri, S. A., Kusuma, P. D., & Setianingsih, C. (2021). Clustering Topik Pada Data Sentimen BPJS Kesehatan Menggunakan Metode Laten Dirichlet Allocation. *E-Proceeding of Engineering*, 8(5), 6097–6105.
- Qi, P., Zhang, Y., Zhang, Y., Bolton, J., & Manning, C. D. (2020). Stanza: A Python Natural Language Processing Toolkit for Many Human Languages. 101–108. https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-demos.14
- Rashif, F., Ihza Perwira Nirvana, G., Alif Noor, M., & Aini Rakhmawati, N. (2021). Implementasi LDA untuk Pengelompokan Topik Cuitan Akun Bot Twitter bertagar #Covid-19 LDA Implementation for Topic of Bot's Tweets with #Covid-19 Hashtag. *Cogito Smart Journal* |, 7(1), 170–181.
- Sezer, O. B., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Financial trading model with stock bar chart image time series with deep convolutional neural networks. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 26(2), 323–334. https://doi.org/10.31209/2018.100000065
- Sistem, R., Sahria, Y., & Fudholi, D. H. (2021). JURNAL RESTI Analisis Topik Penelitian Kesehatan di Indonesia Menggunakan Metode. Jurnal Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi (RESTI), 1(10), 336–344.
- Sohail, S. S., Khan, M. M., Arsalan, M., Khan, A., Siddiqui, J., Hasan, S. H., & Alam, M. A. (2021). Crawling Twitter data through API: A technical/legal perspective.
- Sun, W., Cai, Z., Li, Y., Liu, F., Fang, S., & Wang, G. (2018). Data processing and text mining technologies on electronic medical records: A

JURNAL EKONOMI DAN TEKNIK INFORMATIKA VOL. 11 NO. 1 FEBRUARI 2023

p-ISNN : 2338-4697 e-ISSN : 2579-3322

review. In Journal of Healthcare Engineering (Vol. 2018). Hindawi Limited. https://doi.org/10.1155/2018/4302425
Yu, P., Xie, S., Ma, X., Jia, B., Pang, B., Gao, R., Zhu, Y., Zhu, S.-C., & Wu, Y. N. (2022). Latent Diffusion Energy-Based Model for Interpretable Text Modeling. 2020.