

## Analisis Sentimen Web Novel Menggunakan Metode Latent Dirichlet Allocation (LDA) (Study Kasus Komentar Novel Harry Potter)

**Dewi Rosmala, S.Si**

Institut Teknologi Nasional Bandung

Email : [dewirosmala@itenas.ac.id](mailto:dewirosmala@itenas.ac.id)

**M.IT., Ryan Cahyadi N**

Institut Teknologi Nasional Bandung

Email : [cahyadiryan30@mhs.itenas.ac.id](mailto:cahyadiryan30@mhs.itenas.ac.id)

Alamat : Jl. Phh. Mustofa No.23, Neglasari, Kec. Cibeunying Kaler, Kota Bandung, Jawa Barat

Korespondensi penulis : [cahyadiryan30@gmail.com](mailto:cahyadiryan30@gmail.com)\*

**Abstract.** Web novels have gained popularity in recent years as a form of literature that is published and consumed online via specialized platforms. User generated comments and reviews play an important role in the web novel platform, providing valuable insight into reader sentiment and feedback. Manually analyzing sentiment from a large number of comments would be very time consuming, an efficient automated approach was required. This study uses the Latent Dirichlet Allocation (LDA) method to identify sentiment patterns (positive, negative, neutral) in user comments on web novels and analyze their distribution as a whole. LDA, originally designed for topic modeling, has proven effective in sentiment analysis, helping to group comments into relevant topics and uncover general sentiments related to each topic. This study aims to use the LDA method to identify sentiment patterns (positive, negative, or neutral) in user comments on web novels and analyze the distribution of sentiment as a whole. The results show the effectiveness of LDA in sentiment analysis, achieving quite good results, with 72% accuracy, 80% precision, 72% recall, and 65% F1 score.

**Keywords:** web novel, sentiment analysis, Latent Dirichlet Allocation (LDA), user comments, sentiment patterns.

**Abstrak.** Novel web telah mendapatkan popularitas dalam beberapa tahun terakhir sebagai bentuk literatur yang diterbitkan dan dikonsumsi secara online melalui platform khusus. Komentar dan ulasan yang dihasilkan pengguna memainkan peran penting dalam platform novel web, memberikan wawasan berharga tentang sentimen dan umpan balik pembaca. Menganalisis sentimen secara manual dari sejumlah besar komentar akan sangat memakan waktu, diperlukanlah pendekatan otomatis yang efisien. Penelitian ini menggunakan metode Latent Dirichlet Allocation (LDA) untuk mengidentifikasi pola sentimen (positif, negatif, netral) pada komentar pengguna di novel web dan menganalisis distribusinya secara keseluruhan. LDA, awalnya dirancang untuk pemodelan topik, terbukti efektif dalam analisis sentimen, membantu mengelompokkan komentar ke dalam topik yang relevan dan mengungkap sentimen umum yang terkait dengan setiap topik. Studi ini bertujuan untuk menggunakan metode LDA untuk mengidentifikasi pola sentimen (positif, negatif, atau netral) dalam komentar pengguna pada web novel dan menganalisis distribusi sentimen secara keseluruhan. Hasilnya menunjukkan efektivitas LDA dalam analisis sentimen, mencapai hasil yang cukup baik, dengan accuracy 72%, precision 80%, recall 72%, dan F1 score 65%.

**Kata kunci:** web novel, analisis sentimen, Latent Dirichlet Allocation (LDA), komentar pengguna, pola sentimen.

## LATAR BELAKANG

Dalam era perkembangan teknologi informasi, sastra telah mengalami transformasi signifikan dengan munculnya fenomena web novel. Web novel merupakan bentuk sastra yang dipublikasikan dan dikonsumsi secara daring melalui platform atau situs web khusus. Fenomena ini telah menjadi semakin populer dalam beberapa tahun terakhir, terutama di negara-negara dengan perkembangan teknologi dan akses internet yang luas (Li & Lo, 2018). Pertumbuhan web novel ini terutama berasal dari perubahan dalam cara orang mengonsumsi karya sastra dan kemajuan teknologi informasi yang memfasilitasi akses mudah bagi para pembaca.

Dalam bidang komersial, web novel telah menjadi arena yang menarik dengan meningkatnya popularitas platform-platform web novel. Pengguna aktif dengan antusias meninggalkan beragam komentar dan ulasan di berbagai cerita yang dipublikasikan di platform tersebut. Komentar-komentar ini mencakup berbagai aspek, seperti tanggapan terhadap cerita, karakter, alur, dan banyak lagi. Bagi penyedia platform web novel, memahami sentimen dan umpan balik pengguna merupakan hal yang penting untuk meningkatkan pengalaman membaca dan kualitas cerita yang disajikan.

Namun, menganalisis sentimen secara manual dari ribuan atau bahkan jutaan komentar pengguna adalah tugas yang melelahkan dan memakan waktu. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis dan efisien untuk mengklasifikasikan sentimen dalam komentar-komentar tersebut (Bing Liu, 2012).

Dalam penelitian ini, kami akan berfokus pada mengidentifikasi pola sentimen (positif, negatif, atau netral) dalam komentar pengguna pada web novel dan menganalisis distribusi sentimen secara keseluruhan menggunakan metode Latent Dirichlet Allocation (LDA). Metode LDA adalah teknik pemodelan topik yang efektif yang telah sukses digunakan untuk mengidentifikasi pola topik dalam kumpulan teks. Selain itu, LDA telah diterapkan secara luas dalam analisis sentimen, sehingga dapat membantu mengelompokkan komentar-komentar ke dalam topik-topik tertentu dan mengidentifikasi sentimen umum yang terkait dengan setiap topik.

Dengan pemanfaatan data yang telah dijelaskan sebelumnya, kami akan menggunakan metode LDA untuk mengidentifikasi pola sentimen dalam komentar-komentar pengguna pada web novel. Harapannya, penelitian ini akan membantu memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang umpan balik pengguna, meningkatkan kualitas cerita dan platform web novel, serta meningkatkan pengalaman membaca pengguna secara keseluruhan.

## **KAJIAN TEORITIS**

### **Web Novel**

Web novel atau novel web adalah sebuah bentuk novel yang ditulis dan diterbitkan secara daring di internet. Novel ini biasanya terdiri dari beberapa bagian atau bab dan diunggah secara bertahap oleh penulis atau penerbitnya. Pembaca dapat membaca novel web ini secara gratis atau dengan membayar langganan premium, tergantung pada situs atau platform yang menyediakannya. Novel web telah menjadi fenomena besar di negara-negara Asia seperti China, Jepang, dan Korea Selatan, dan semakin populer di seluruh dunia.(Natasapuri (2018)).

### **Pre-Processing**

Pre-processing data adalah tahap persiapan data sebelum dilanjutkan pada tahap pemodelan. Tujuan dari proses pre-processing data adalah untuk melakukan serangkaian langkah atau transformasi pada data mentah agar sesuai dengan persyaratan dan format yang diperlukan untuk analisis lebih lanjut (Adi, 2018).

### **Analysis Sentiment**

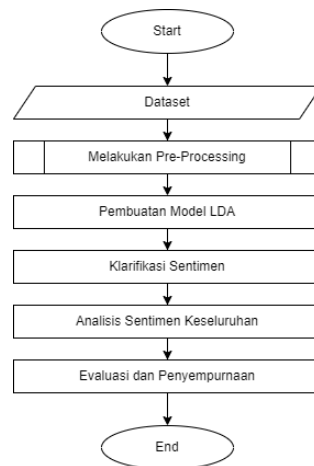
Analisis sentimen adalah proses menggunakan teknologi pemrosesan bahasa alami (NLP) untuk mengidentifikasi, memahami, dan mengevaluasi sentimen, opini, emosi, dan sikap yang terkandung dalam teks atau data. Ini bisa mencakup teks dari berbagai sumber, seperti ulasan produk, komentar media sosial, artikel berita, dan banyak lagi. Tujuannya adalah untuk menentukan apakah sentimen dalam teks tersebut bersifat positif, negatif, atau netral.(Bing Liu, (2007)).

### **Latent Dirichlet Allocation**

LDA merupakan model Bayesian hirarki tiga tingkat, di mana setiap item koleksi dimodelkan sebagai campuran terbatas atas serangkaian set topik. Setiap topik dimodelkan sebagai campuran tak terbatas melalui set yang mendasari probabilitas topik. Dalam konteks pembuatan model teks, probabilitas topik memberikan representasi eksplisit dari sebuah dokumen. Tujuan dari LDA adalah menentukan berapa jumlah topic dari suatu corpus dan sebaran kata di setiap topic nya.( David Blei, Andrew Ng, & Michael Jordan (2003)).

## **METODE PENELITIAN**

Pengumpulan data komentar web novel untuk penelitian untuk analisis sentimen dilakukan melalui platform Kaggle. Penelitian ini sendiri menggunakan pendekatan kuantitatif untuk menganalisis sentimen web novel menggunakan metode LDA. Penelitian melibatkan sejumlah tahapan untuk mencapai tujuan penelitian. Berikut adalah tahapan penelitian yang dilakukan, ditampilkan dalam bentuk diagram alir seperti berikut.



**Gambar 1. Alur Flowchat**

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap dari awal sampai akhir, berikut tahapannya:

### 1. Dataset

Data yang diperoleh mencakup judul novel, username, tanggal komentar, rating, like, deskripsi komentar dan jumlah bintang. Total dataset untuk koment yang berhasil dikumpulkan adalah 720 coment, dimana data tersebut telah mekakukan Pre-Processing

### 2. Pre-Processing data

Pada tahap ini dilakukan Case Folding, Tokenise, Stopword Removal dan Stemming pada data. Dengan tujuan untuk menyederhanakan pada saat clustering

### 3. Pembuatan Model LDA

Pada tahap ini, data akan diproses untuk melakukan clustering dengan menggunakan Model Latent Dirichlet Allocation nya.

### 4. Klasifikasi Sentiment

Proses ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengatributkan sentimen positif atau negatif pada setiap dokumen.

#### a) Probabilitas Total Sentimen Positif dan Negatif:

Setelah melalui proses LDA, didapatkan probabilitas kata-kata untuk setiap topik. Dalam konteks ini, topik-topik tersebut diinterpretasikan sebagai representasi dari sentimen positif dan negatif. Probabilitas total sentimen positif ( $P_{positif}$ ) dan sentimen negatif ( $P_{negatif}$ ) dihitung dengan menjumlahkan probabilitas kata-kata yang dikaitkan dengan masing-masing topik sentimen.

$$P_{positif} = \sum \text{Probabilitas kata-kata positif}$$

$$P_{negatif} = \sum \text{Probabilitas kata-kata negative}$$

**b) Tentukan Sentimen Keseluruhan:**

Setelah mendapatkan  $P_{positif}$  dan  $P_{negatif}$ , dilakukan perbandingan untuk menentukan sentimen keseluruhan dokumen. Jika  $P_{positif} > P_{negatif}$  maka klasifikasikan sebagai sentimen positif; sebaliknya,  $P_{negatif} > P_{positif}$  maka klasifikasikan sebagai sentimen negatif.

**5. Analysis Sentiment Keseluruhan**

Pada proses ini akan dilakukan pengelompokan dari hasil sentiment positif dan negative yang didapat dari tahapan sebelumnya.

**HASIL DAN PEMBAHASAN****Pengujian Model LDA pada Dataset**

Proses pengujian ini dilakukan untuk mengevaluasi performa model LDA dalam mengidentifikasi topik-topik yang muncul dalam dataset ulasan, yang terdiri dari 719 komentar setelah melalui proses *preprocessing*.

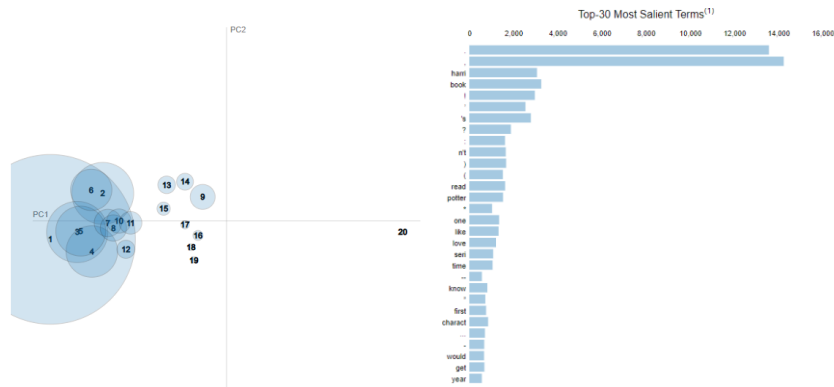
**Tabel 1. hasil Pengujian LDA pada Dataset**

Topik	Komentar 1	...	Komentar 720
1	0.0001851851888481753	...	0.0021739130901535287
2	0.000185185186808422	...	0.002173913052303095
3	0.0001851851896355201	...	0.002173913092503516
4	0.00018518518565798522	...	0.0021739130470029406
5	0.00018518518903271037	...	0.0021739130900251895
6	0.410634499816897	...	0.002173913101508916
7	0.00018518518850214205	...	0.0021739130669132505
8	0.00018518518704907725	...	0.00217391306133599
9	0.00018518518792142076	...	0.002173913104352221
10	0.00018518518864488233	...	0.0021739130757652803
11	0.00018518518818747936	...	0.0021739130852849154
12	0.12484100356907146	...	0.0021739130943697715
13	0.00018518518768155417	...	0.0021739130900816357
14	0.4613763484147799	...	0.0021739130741925622
15	0.0001851851884736611	...	0.0021739130742529514
16	0.00018518518699832398	...	0.002173913078005551
17	0.00018518518900869925	...	0.0021739131035917246
18	0.0001851851885433822	...	0.5553604136275049
19	0.00018518518825846606	...	0.002173913071402313
20	0.0001851851899993514	...	0.4055091509194498

Hasil pengujian ditampilkan dalam Tabel 13 yang menunjukkan probabilitas munculnya setiap topik (dari 1 hingga 20) dalam setiap komentar. Sebagai contoh, pada baris pertama tabel, probabilitas munculnya Topik 1 dalam Komentar 1 adalah sekitar 0.000185. Hasil tersebut mencakup seluruh dataset komentar, dan setiap kolom pada tabel mewakili probabilitas munculnya topik tertentu dalam komentar yang bersangkutan.

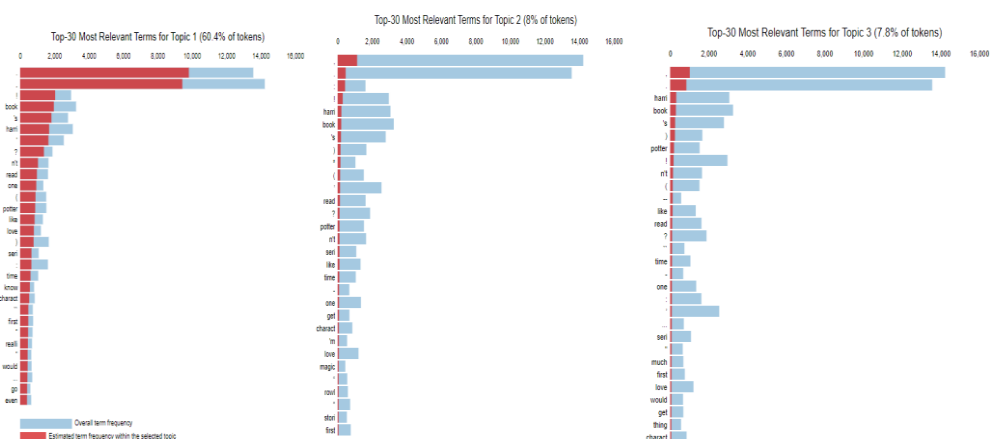
### Pengujian Model LDA pada Dataset Menggunakan Visual

Visualisasi tersebut mencakup dua aspek utama: representasi kata-kata unik dalam dataset setelah proses preprocessing dan identifikasi 30 kata unik yang paling sering muncul. Dataset yang digunakan terdiri dari 719 baris dan 14.884 kolom setelah melalui proses *preprocessing*.



**Gambar 2. Gambar Visualisasi dan Grafik Kata Unik**

Dalam gambar yang dihasilkan pada gambar 5 dan 6 terdapat diagram yang menggambarkan 30 kata unik paling dominan dalam dataset. Setiap kata unik direpresentasikan oleh lingkaran dengan ukuran proporsional terhadap frekuensi kemunculannya. Warna dan posisi lingkaran dalam diagram juga memberikan informasi tambahan mengenai keterkaitan antar-kata unik. Lingkaran yang lebih besar menunjukkan kata-kata yang lebih sering muncul dalam dataset. Dengan memeriksa visualisasi tersebut, peneliti dapat mengidentifikasi kata-kata kunci yang paling berpengaruh dalam setiap topik



**Gambar 3. Gambar Grafik Kata Unik Topik 1, 2 dan 3**

Dengan adanya temuan bahwa lebih dari 60% dari 30 kata unik yang paling banyak disebutkan dalam komentar dataset tergabung dalam Topic 1, Hal ini dapat diartikan bahwa kata-kata yang muncul paling sering dalam komentar dataset cenderung terkait dengan topik atau sentimen yang diwakili oleh Topic 1.

Dengan adanya temuan bahwa Topic 2 menyumbang sekitar 8% dari keseluruhan tokens pada kata yang ada dalam dataset, dapat disimpulkan bahwa Topic 2 memiliki andil yang cukup signifikan, meskipun tidak mendominasi sebanyak Topic 1. Proporsi 8% menunjukkan kontribusi Topic 2 terhadap representasi keseluruhan dataset, dan hal ini dapat dianggap sebagai sebagian dari variasi atau variasi topik dalam ulasan web novel.

Dengan temuan bahwa Topic 3 menyumbang sekitar 7.8% dari keseluruhan tokens pada kata yang ada dalam dataset, dapat disimpulkan bahwa Topic 3 memiliki kontribusi yang signifikan, meskipun tidak mendominasi sebanyak Topic 1 dan Topic 2. Persentase ini menunjukkan bahwa Topic 3 memiliki andil yang cukup besar dalam representasi keseluruhan dataset dan mungkin memegang peranan yang penting dalam variasi topik yang ada dalam ulasan web novel. Dan seterusnya sampai 20 topik.

### **Pengujian LDA menggunakan Koherensi**

Peneliti melakukan evaluasi dengan menggunakan nilai Koherensi untuk setiap topik yang dihasilkan. Proses pengujian dilakukan dengan menerapkan kode yang telah diimplementasikan sebelumnya, khususnya menggunakan library untuk perhitungan Koherensi.

**Tabel 1. Nilai Koherensi**

<b>Topic</b>	<b>Positive Coherence</b>	<b>Negative Coherence</b>
1	0.3198821560481043	-1.2602867586316164
2	0.3101949713943669	-1.1524888969966838
3	0.3161331128556706	-0.9993103436846553
4	0.30828521045506474	-0.9522409293254182
5	0.3081434628922794	-1.5328698478730272
6	0.3212124035640242	-1.0278900233324724
7	0.3076416680202362	-1.269934994563911
8	0.30151173824686617	-0.9684639226362025
9	0.3213076907157116	-0.8368652536716
10	0.3184914277108232	-0.9443910195129532
11	0.31508084552086796	-0.8549265965113098
12	0.3042971596682452	-1.0460075278927108
13	0.3127470915247394	-1.3465847222579774
14	0.31804903130412465	-1.123815691819659
15	0.327422934875544	-1.1905847309299573
16	0.3182656107852376	-0.8992842770708606
17	0.3147360446250733	-0.9301382532341778
18	0.3159531295573017	-1.0433955962627262
19	0.31756625583702874	-1.2701089469861448
20	0.303193045157319	-1.0393838835712033

Terdapat kolom Positive Coherence dan Negative Coherence untuk masing-masing dari 20 topik yang dihasilkan oleh model. Nilai Koherensi adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana topik yang dihasilkan oleh model LDA adalah konsisten dan saling terkait dalam konteks dataset. Nilai Koherensi positif menunjukkan sejauh mana kata-kata dalam suatu topik saling terkait, sementara nilai Koherensi negatif menunjukkan sejauh mana kata-kata dalam suatu topik tidak terkait satu sama lain.

Dari hasil pengujian, dapat dilihat bahwa nilai terbesar untuk Koherensi positif adalah 0.3212124035640242, yang terdapat pada Topic 6. Ini mengindikasikan bahwa kata-kata dalam Topic 6 memiliki tingkat keterkaitan dan konsistensi yang tinggi. Sebaliknya, nilai Koherensi negatif terbesar adalah -1.5328698478730272 pada Topic 5, yang menunjukkan bahwa kata-kata dalam Topic 5 memiliki tingkat keterkaitan yang rendah atau bahkan tidak terkait satu sama lain.

Untuk mendapatkan nilai-nilai Koherensi ini, peneliti menggunakan algoritma dan perhitungan yang disediakan oleh library yang digunakan, dengan memasukkan model LDA dan parameter yang sesuai. Nilai Koherensi dihasilkan sebagai metrik evaluasi yang membantu peneliti memahami sejauh mana topik-topik yang dihasilkan oleh model LDA mencerminkan keterkaitan kata-kata dalam konteks dataset ulasan web novel.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, beberapa temuan dapat diuraikan sebagai berikut:

### 1. Pengaruh Model LDA terhadap Metrik Evaluasi:

Penelitian menegaskan bahwa pemilihan model LDA memengaruhi hasil metrik evaluasi seperti akurasi (accuracy), presisi (precision), recall, dan F1 score. Metrik-metrik ini menjadi indikator performa model dalam mengidentifikasi sentimen komentar.

### 2. Kelompokkan Sentimen melalui Model LDA:

Dengan memanfaatkan representasi model LDA, penelitian berhasil mengelompokkan komentar-komentar ke dalam tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Hasil analisis sentimen menunjukkan distribusi mayoritas komentar dengan sentimen netral (31,5%), diikuti oleh sentimen negatif (3,2%), dan sentimen positif (65,5%).

### 3. Evaluasi Performa Model LDA:

Evaluasi model menunjukkan bahwa model LDA memiliki performa yang baik dalam mengidentifikasi sentimen komentar. Dengan akurasi sebesar 90%, presisi sekitar 80%, recall sekitar 87%, dan F1 score sekitar 83%, model ini dapat dianggap efektif dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna pada web novel.



## DAFTAR REFERENSI

- Akhmad, E. P. A., & Prawirosastro, C. L. (2021). *Pemodelan Topik Menggunakan Latent Dirichlet Allocation Dan Pachinko Allocation Model Untuk Ekstraksi Berita Saham Online*.
- Bashri, M. F. A. (2017). Analisis sentimen menggunakan latent dirichlet allocation dan visualisasi topic polarity wordcloud. *Semarang: Universitas Diponegoro*.
- Dheanis, K., Salsabila, A., Trianasari, N., Artikel, R., Kunci, K., & Konsumen, P. (2021). Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika Analisis Persepsi Produk Kosmetik Menggunakan Metode Sentiment Analysis Dan Topic Modeling (Studi Kasus: Laneige Water Sleeping Mask) Info Artikel ABSTRAK. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Informatika*, 7(1), 1–9. <http://http://jurnal.unmer.ac.id/index.php/jtmi>
- Endriani, D. (2022). Analisis topic modelling mengenai pemberlakuan pembatasan kegiatan masyarakat menggunakan latent direchlet allocation (LDA). *Universitas Islam Indonesia*, 1–79.
- Febrianta, M. Y., Widiyanesti, S., & Ramadhan, S. R. (2021). Analisis Ulasan Indie Video Game Lokal pada Steam Menggunakan Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Berbasis Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Animation and Games Studies*, 7(2), 117–144. <https://doi.org/10.24821/jags.v7i2.5162>
- Firdaus, A., & Firdaus, W. I. (2021). Text Mining Dan Pola Algoritma Dalam Penyelesaian Masalah Informasi : (Sebuah Ulasan). *Jurnal JUPITER*, 13(1), 66.
- Habibi, M., Priadana, A., Saputra, A. B., & Cahyo, P. W. (2021). *Topic Modelling of Germas Related Content on Instagram Using Latent Dirichlet Allocation (LDA)*. 34(Ahms 2020), 260–264. <https://doi.org/10.2991/ahsr.k.210127.060>
- Isah, H., Trundle, P., & Neagu, D. (2014). Social media analysis for product safety using text mining and sentiment analysis. *2014 14th UK Workshop on Computational Intelligence, UKCI 2014 - Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/UKCI.2014.6930158>
- Kabiru, I. N., & Sari, P. K. (2019). Analisa Konten Media Sosial E-commerce Pada Instagram Menggunakan Metode Sentiment Analysis Dan Lda-based Topic Modeling (studi Kasus: Shopee Indonesia). *EProceedings of Management*, 6(1), 12–19. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/management/article/view/8498>
- Luvian chisni chilmi, M. (2021). Latent dirichlet allocation (LDA) untuk mengetahui topik pembicaraan warganet twitter tentang omnibus law. *Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah*, 1–131.
- Nabilah, S. (2022). *SKRIPSI Syauqatun Nabilah 11170940000052*.
- Nurdiansyah, Y., Rahman, F., & Pandunata, P. (2021). Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Undang-Undang Cipta Kerja pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Prosiding Seminar Nasional Sains Teknologi Dan Inovasi Indonesia (SENASTINDO)*, 3(November), 201–212. <https://doi.org/10.54706/senastindo.v3.2021.158>

- Puspita, B. H., Muhajir, M., & Aliady, H. (2020). *Topic Modeling Using Latent Dirichlet Allocation (LDA) and Sentiment Analysis for Marketing Planning Tiket.com*. 474(Isstec 2019), 16–22. <https://doi.org/10.2991/assehr.k.201010.004>
- Putri, E. P. (2022). *Implementasi Latent Dirichlet Allocation (Lda) Untuk Pemodelan Topik Faktor Perceraian*.
- Rachman, F. F., & Pramana, S. (2020). Analisis Sentimen Pro dan Kontra Masyarakat Indonesia tentang Vaksin COVID-19 pada Media Sosial Twitter. *Health Information Management Journal*, 8(2), 100–109. <https://inohim.esaunggul.ac.id/index.php/INO/article/view/223/175>
- Ramadandi, R. (2021). *Pemodelan Topik Menggunakan Metode Latent Dirichlet Allocation dan GIBBS Sampling*. 74–79.
- Susanto, I. K. (2021). Analisis Sentimen dan Topic Modelling Pada Pembelajaran Online di Indonesia Melalui Twitter. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 6(2), 85. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v6i2.2350>
- Tresnasari, N. A., Adji, T. B., & Permanasari, A. E. (2020). Social-Child-Case Document Clustering based on Topic Modeling using Latent Dirichlet Allocation. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 14(2), 179. <https://doi.org/10.22146/ijccs.54507>
- Valente Ferreira, J. C., Ribeiro Furtado, T., David Regis, R. D., Rodrigues Diniz, G., Gonçalves, P., & da Silva Castelo Tavares, V. P. (2023). Anime clustering for automatic classification and configuration of demographics. *Cuadernos.Info*, 54, 67–94. <https://doi.org/10.7764/cdi.54.53193>