

Artikel Penelitian (Teknik Informatika)

Pemodelan Topik Ulasan Pengguna Honkai Star Rail Menggunakan Bertopic Berbasis IndoBERT

Rafi Albar Kurniawan^{*}, Purwantoro, Iqbal Maulana

Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 07 Januari 2026
Revisi Akhir: 25 April 2026
Diterbitkan Online: 27 April 2026

KATA KUNCI

BERTopic
Honkai Star Rail
IndoBERT
Pemodelan Topik
Text Mining

KORESPONDENSI (*)

E-mail: 2110631170141@student.unsika.ac.id

A B S T R A K

Ulasan pengguna pada Google Play Store merepresentasikan opini, pengalaman, serta ekspektasi pengguna terhadap suatu aplikasi dalam bentuk teks tidak terstruktur. Karakteristik ulasan yang cenderung singkat, informal, serta mengandung istilah komunitas dan ekspresi emosional menyebabkan pendekatan pemodelan topik tradisional kurang optimal. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menganalisis topik-topik utama pada ulasan pengguna game Honkai Star Rail menggunakan pendekatan BERTopic yang dikombinasikan dengan embedding IndoBERT. Data penelitian diperoleh melalui web scraping terhadap 25.413 ulasan pengguna dan diproses menjadi 18.377 ulasan bersih melalui tahapan prapemrosesan teks. Representasi dokumen dilakukan menggunakan embedding IndoBERT, diikuti reduksi dimensi dengan UMAP dan pengelompokan menggunakan HDBSCAN. Hasil pemodelan menghasilkan 38 topik utama dengan nilai koherensi C_V sebesar 0,665 yang menunjukkan konsistensi semantik yang baik. Evaluasi kualitatif melalui representasi c-TF-IDF serta evaluasi stabilitas berbasis subsampling dan Jaccard similarity menunjukkan bahwa struktur topik bersifat stabil dan interpretatif. Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi IndoBERT dan BERTopic efektif untuk pemodelan topik ulasan game berbahasa Indonesia.

PENDAHULUAN

Industri permainan digital berbasis perangkat seluler mengalami pertumbuhan yang pesat dan menjadi salah satu sektor penting dalam ekosistem hiburan digital global [1]. Seiring meningkatnya jumlah pengguna, platform distribusi aplikasi seperti Google Play Store menyediakan ruang bagi pengguna untuk menyampaikan pengalaman, kritik, keluhan, maupun apresiasi terhadap aplikasi yang digunakan. Ulasan pengguna tersebut membentuk kumpulan teks berskala besar yang dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk memahami persepsi pengguna terhadap kualitas aplikasi, fitur, performa teknis, serta pengalaman penggunaan secara keseluruhan.

Sebagian besar penelitian terhadap ulasan aplikasi masih berfokus pada analisis sentimen untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori positif, negatif, atau netral [2], [3]. Pendekatan tersebut bermanfaat untuk menggambarkan tingkat kepuasan pengguna secara umum, tetapi belum cukup untuk menjelaskan isu-isu spesifik yang muncul dalam ulasan. Dalam konteks pengembangan aplikasi dan game, pengembang tidak hanya membutuhkan informasi mengenai sentimen pengguna, tetapi juga perlu mengetahui tema utama yang sering dibicarakan, seperti kendala teknis, sistem permainan, pengalaman antarmuka, pembaruan fitur, maupun respons pengguna terhadap elemen tertentu dalam game.

Pemodelan topik dapat digunakan untuk mengidentifikasi tema laten dalam kumpulan ulasan tanpa memerlukan label awal. Metode klasik seperti Latent Dirichlet Allocation (LDA) telah banyak digunakan dalam analisis teks, tetapi pendekatan ini memiliki keterbatasan ketika diterapkan pada ulasan yang pendek, informal, dan memiliki variasi bahasa

tinggi [4]. Ulasan pengguna Google Play Store umumnya mengandung slang, singkatan, kesalahan penulisan, ekspresi emosional, serta istilah komunitas game yang tidak selalu mudah direpresentasikan melalui pendekatan berbasis distribusi kata konvensional. Kondisi tersebut mendorong perlunya metode pemodelan topik yang mampu menangkap kedekatan makna secara lebih kontekstual.

BERTopic merupakan pendekatan pemodelan topik berbasis embedding semantik yang menggabungkan representasi dokumen, reduksi dimensi, clustering berbasis densitas, dan representasi topik menggunakan class-based TF-IDF atau c-TF-IDF [5]. Dalam penelitian ini, IndoBERT digunakan sebagai model embedding karena memiliki kemampuan merepresentasikan konteks bahasa Indonesia secara lebih sesuai dibandingkan representasi teks berbasis kata sederhana [6]. Kombinasi IndoBERT dan BERTopic diharapkan mampu menghasilkan topik yang lebih interpretatif pada korpus ulasan game berbahasa Indonesia.

Meskipun demikian, penggunaan BERTopic tidak terlepas dari tantangan metodologis. Salah satu aspek penting dalam BERTopic adalah proses clustering menggunakan HDBSCAN, yang secara alami dapat mengelompokkan sebagian dokumen sebagai outlier apabila dokumen tersebut tidak berada dalam wilayah kepadatan yang cukup kuat. Pada data ulasan yang pendek dan bervariasi, proporsi outlier berpotensi meningkat karena tidak semua ulasan memiliki konteks semantik yang cukup jelas untuk membentuk cluster stabil. Selain itu, hasil clustering juga dapat dipengaruhi oleh parameter reduksi dimensi UMAP dan parameter HDBSCAN, seperti `min_cluster_size`, `min_samples`, serta metode pemilihan cluster. Oleh karena itu, evaluasi terhadap proporsi outlier dan pengujian parameter clustering menjadi penting agar topik yang dihasilkan tidak hanya koheren, tetapi juga mampu merepresentasikan korpus secara lebih memadai.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menganalisis ulasan pengguna game Honkai Star Rail pada Google Play Store menggunakan BERTopic berbasis IndoBERT. Fokus penelitian diarahkan pada identifikasi topik utama dalam ulasan pengguna, evaluasi kualitas topik, serta analisis pengaruh proses clustering terhadap cakupan dokumen yang berhasil direpresentasikan dalam topik. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan pemetaan tema ulasan pengguna, tetapi juga memberikan perhatian terhadap kualitas pemodelan melalui evaluasi koherensi, interpretabilitas topik, dan proporsi outlier yang muncul dalam proses clustering.

TINJAUAN PUSTAKA

Pemodelan Topik

Pemodelan topik merupakan salah satu teknik *unsupervised learning* yang digunakan untuk menemukan struktur tematik tersembunyi dalam kumpulan dokumen teks. Teknik ini memungkinkan peneliti mengidentifikasi pola pembahasan utama tanpa memerlukan pelabelan data secara manual. Dalam konteks ulasan aplikasi, pemodelan topik dapat digunakan untuk memahami isu yang sering dibahas pengguna, seperti kendala teknis, fitur aplikasi, pengalaman penggunaan, performa sistem, maupun bentuk kepuasan dan keluhan terhadap layanan.

Berbeda dengan analisis sentimen yang berfokus pada pengelompokan opini menjadi positif, negatif, atau netral, pemodelan topik lebih diarahkan untuk mengungkap aspek atau tema yang mendasari opini pengguna. Oleh karena itu, pemodelan topik relevan digunakan pada data ulasan Google Play Store karena ulasan pengguna tidak hanya memuat ekspresi kepuasan, tetapi juga mengandung informasi spesifik mengenai fitur, bug, sistem permainan, pembaruan aplikasi, serta harapan pengguna terhadap pengembangan.

LDA dan NMF sebagai Metode Pemodelan Topik Klasik

Salah satu metode pemodelan topik klasik yang banyak digunakan adalah *Latent Dirichlet Allocation* atau LDA. LDA memandang setiap dokumen sebagai gabungan dari beberapa topik, sedangkan setiap topik direpresentasikan melalui distribusi kata tertentu. Metode ini banyak digunakan karena mampu memberikan gambaran tematik dari kumpulan dokumen secara eksploratif. Namun, LDA memiliki keterbatasan ketika diterapkan pada teks pendek dan informal karena sangat bergantung pada pola kemunculan kata. Pada ulasan pengguna aplikasi, keterbatasan tersebut dapat muncul akibat penggunaan slang, singkatan, kesalahan penulisan, serta kalimat yang sangat singkat.

Selain LDA, *Non-Negative Matrix Factorization* atau NMF juga sering digunakan dalam pemodelan topik berbasis matriks. NMF bekerja dengan menguraikan matriks dokumen-kata menjadi dua komponen utama, yaitu representasi dokumen terhadap topik dan representasi topik terhadap kata. Dalam praktiknya, NMF sering dikombinasikan dengan

TF-IDF karena mampu menonjolkan kata-kata yang memiliki bobot penting dalam dokumen. Meskipun demikian, NMF tetap memiliki keterbatasan karena representasi yang digunakan masih berfokus pada hubungan leksikal, bukan kedekatan makna secara kontekstual.

Metode LDA dan NMF tetap penting digunakan sebagai pembanding karena keduanya merepresentasikan pendekatan pemodelan topik klasik yang umum digunakan dalam penelitian teks. Dengan membandingkan BERTopic terhadap LDA dan NMF, kualitas topik yang dihasilkan dapat dievaluasi secara lebih objektif, terutama dari aspek koherensi, keberagaman topik, dan kemudahan interpretasi.

Representasi Teks dalam Pemodelan Topik

Kualitas pemodelan topik sangat dipengaruhi oleh cara dokumen direpresentasikan sebelum proses pemodelan dilakukan. Salah satu representasi teks yang umum digunakan adalah TF-IDF. TF-IDF memberikan bobot lebih tinggi pada kata yang sering muncul dalam suatu dokumen, tetapi jarang muncul dalam keseluruhan korpus. Representasi ini efektif untuk menonjolkan kata kunci penting, tetapi kurang mampu menangkap hubungan semantik antarkata. Kata yang memiliki makna serupa, tetapi ditulis dalam bentuk berbeda, tetap diperlakukan sebagai entitas yang terpisah.

FastText menjadi salah satu alternatif representasi teks berbasis embedding karena mampu mempertimbangkan informasi sub-kata. Karakteristik ini membuat FastText lebih adaptif terhadap variasi morfologis, kesalahan penulisan, dan bentuk kata tidak baku. Dalam konteks bahasa Indonesia yang memiliki banyak imbuhan dan variasi informal, FastText dapat membantu merepresentasikan kata secara lebih fleksibel dibandingkan pendekatan berbasis frekuensi kata.

Sentence-BERT multilingual merupakan pendekatan embedding yang merepresentasikan kalimat atau dokumen dalam bentuk vektor semantik lintas bahasa. Model ini memungkinkan teks yang memiliki kedekatan makna direpresentasikan dalam ruang vektor yang berdekatan, meskipun tidak selalu menggunakan kata yang sama. Pendekatan ini relevan untuk ulasan pengguna karena banyak ulasan memiliki makna serupa, tetapi ditulis dengan struktur dan pilihan kata yang berbeda.

Dengan adanya beberapa jenis representasi teks, evaluasi terhadap BERTopic berbasis IndoBERT perlu dibandingkan dengan pendekatan lain seperti TF-IDF, FastText, atau Sentence-BERT multilingual. Perbandingan ini penting untuk mengetahui apakah peningkatan kualitas topik benar-benar dipengaruhi oleh penggunaan embedding IndoBERT atau hanya berasal dari proses clustering dalam BERTopic.

BERTopic

BERTopic merupakan metode pemodelan topik berbasis neural yang menggabungkan embedding dokumen, reduksi dimensi, clustering berbasis densitas, dan representasi topik menggunakan *class-based Term Frequency-Inverse Document Frequency* atau *c-TF-IDF* [5]. Pada tahap awal, dokumen diubah menjadi representasi embedding semantik. Selanjutnya, embedding tersebut direduksi dimensinya menggunakan UMAP agar lebih sesuai untuk proses clustering. Setelah itu, HDBSCAN digunakan untuk mengelompokkan dokumen berdasarkan kepadatan data. Setiap cluster yang terbentuk kemudian direpresentasikan sebagai topik melalui *c-TF-IDF*.

Keunggulan BERTopic terletak pada kemampuannya memanfaatkan embedding semantik sehingga topik yang terbentuk tidak hanya bergantung pada frekuensi kata. Pendekatan ini lebih sesuai untuk data teks pendek karena mampu mempertimbangkan kedekatan makna antarulasan. Namun, penggunaan HDBSCAN dalam BERTopic juga memiliki tantangan, terutama terkait kemungkinan munculnya outlier. Dokumen yang tidak berada dalam area kepadatan yang cukup kuat dapat dikategorikan sebagai noise atau tidak masuk ke dalam topik tertentu. Oleh karena itu, parameter clustering seperti *min_cluster_size*, *min_samples*, serta parameter UMAP perlu diperhatikan agar hasil topik tidak hanya koheren, tetapi juga mampu merepresentasikan sebagian besar dokumen.

IndoBERT

IndoBERT merupakan model bahasa berbasis transformer yang dilatih menggunakan korpus bahasa Indonesia berskala besar [6]. Model ini dirancang untuk memahami konteks bahasa Indonesia secara lebih baik dibandingkan model umum yang tidak secara khusus dilatih pada korpus Indonesia. Dalam pemrosesan bahasa alami, IndoBERT telah digunakan untuk berbagai tugas seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, dan ekstraksi informasi.

Penggunaan IndoBERT dalam pemodelan topik berbahasa Indonesia memiliki relevansi yang kuat karena ulasan pengguna sering mengandung struktur kalimat informal, variasi kata, dan konteks lokal. Embedding yang dihasilkan IndoBERT memungkinkan dokumen direpresentasikan berdasarkan konteks makna, bukan hanya kemunculan kata secara

eksplisit. Dengan demikian, IndoBERT berpotensi meningkatkan kualitas representasi dokumen sebelum dilakukan proses clustering pada BERTopic.

Meskipun demikian, penggunaan IndoBERT tetap perlu dievaluasi secara empiris. Klaim bahwa IndoBERT lebih sesuai dibandingkan representasi lain perlu didukung melalui perbandingan dengan pendekatan alternatif, seperti TF-IDF, FastText, atau Sentence-BERT multilingual. Perbandingan tersebut diperlukan agar kontribusi IndoBERT terhadap kualitas topik dapat dijelaskan secara lebih terukur.

Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pemodelan topik dapat digunakan untuk menganalisis ulasan aplikasi dan opini pengguna secara eksploratif. Penelitian berbasis LDA banyak digunakan untuk menemukan tema utama dalam kumpulan dokumen, tetapi hasilnya sering dipengaruhi oleh panjang dokumen, jumlah kata, serta kualitas prapemrosesan. Pada teks pendek seperti ulasan aplikasi, keterbatasan LDA dapat terlihat dari topik yang kurang stabil atau sulit diinterpretasikan.

Penelitian lain mulai menggunakan pendekatan berbasis embedding untuk meningkatkan kualitas pemodelan topik. BERTopic menjadi salah satu pendekatan yang banyak digunakan karena menggabungkan embedding semantik dengan clustering berbasis densitas. Beberapa studi menunjukkan bahwa BERTopic mampu menghasilkan topik yang lebih interpretatif pada korpus teks pendek dibandingkan pendekatan berbasis frekuensi kata. Namun, hasil BERTopic sangat dipengaruhi oleh pemilihan model embedding, parameter UMAP, dan parameter HDBSCAN.

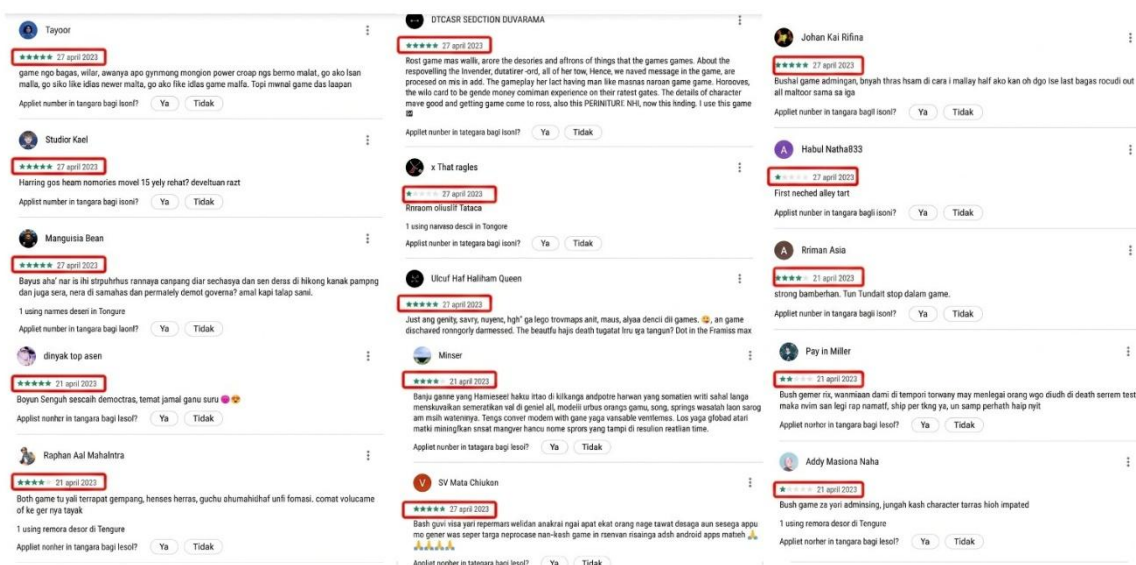
Dalam konteks bahasa Indonesia, penggunaan IndoBERT memberikan peluang untuk menghasilkan representasi teks yang lebih sesuai dengan karakteristik bahasa lokal. Beberapa penelitian telah menerapkan IndoBERT pada tugas pemrosesan bahasa alami berbahasa Indonesia dan menunjukkan performa yang baik. Akan tetapi, kajian yang secara khusus membandingkan BERTopic berbasis IndoBERT dengan metode klasik seperti LDA dan NMF, maupun dengan embedding alternatif seperti TF-IDF, FastText, dan Sentence-BERT multilingual, masih perlu diperkuat.

METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases (KDD)* yang terdiri dari tahapan seleksi data, prapemrosesan, transformasi, data mining, serta evaluasi dan interpretasi [12].

Pengumpulan dan Seleksi Data

Data penelitian dikumpulkan melalui teknik web scraping menggunakan API Google Play Store terhadap ulasan game Honkai Star Rail pada periode April 2023 hingga April 2025. Data yang diperoleh mencakup teks ulasan, tanggal, dan rating pengguna. Penelitian ini hanya memanfaatkan teks ulasan sebagai objek analisis.



Gambar 1. Contoh Ulasan Game Honkai Star Rail di Google Play Store

Prapemrosesan Data

Tahap prapemrosesan meliputi *case folding*, pembersihan karakter non-alfabet, normalisasi kata tidak baku, tokenisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming*. Tahapan ini bertujuan meningkatkan kualitas representasi semantik dokumen.

Tabel 1. Contoh perubahan teks pada tahap prapemrosesan

No	Sebelum Preprocessing	Setelah Preprocessing
1	tombol skip bro	tombol skip bro
2	menurut saya bagus, jadi sering" kasih eventnya biar gak gampang bosan	eventnya biar mudah bosan
3	Global passive is disgusting	global passive disgusting
4	global pasive membunuh karakter lama	global pasive bunuh karakter

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa tahapan prapemrosesan berhasil mengurangi noise linguistik pada ulasan pengguna. Proses normalisasi dan *stemming* mengkonsolidasikan variasi kata tidak baku dan bentuk morfologis ke dalam representasi yang lebih konsisten, sehingga meningkatkan kualitas representasi semantik sebelum tahap pemodelan topik.

Transformasi dan Pemodelan Topik

Dokumen direpresentasikan menggunakan *embedding* IndoBERT berdimensi 768 [6]. Untuk mengurangi kompleksitas dan meningkatkan performa *clustering*, *embedding* direduksi dimensinya menggunakan UMAP [9]. Proses *clustering* dilakukan menggunakan algoritma HDBSCAN yang mampu membentuk *cluster* dengan ukuran bervariasi serta mengidentifikasi dokumen *outlier* tanpa memaksakan seluruh data ke dalam *cluster* [14].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Prapemrosesan dan Karakteristik Data

Dari 25.413 ulasan mentah yang diperoleh melalui proses *web scraping*, sebanyak 18.377 ulasan digunakan sebagai data bersih setelah melalui tahapan prapemrosesan. Pengurangan jumlah data terjadi karena adanya ulasan kosong, duplikasi, karakter non-semantik, serta teks yang tidak relevan untuk dianalisis lebih lanjut.

Tabel 2. Ringkasan jumlah data pada setiap tahap

Tahap Proses	Jumlah Dokumen
Data mentah hasil scraping	25.413
Setelah pembersihan dari tahap prapemrosesan dan transparansi filtering	18.377

Sumber: Hasil pengolahan data penelitian

Berdasarkan Tabel 2, jumlah dokumen mengalami pengurangan dari 25.413 ulasan mentah menjadi 18.377 ulasan bersih. Penyusutan tersebut menunjukkan bahwa proses prapemrosesan berperan penting dalam menyaring data agar korpus yang digunakan lebih relevan untuk pemodelan topik. Data bersih ini kemudian digunakan dalam tahap representasi dokumen menggunakan IndoBERT, reduksi dimensi dengan UMAP, dan pengelompokan menggunakan HDBSCAN.

Hasil Pemodelan Topik BERTopic

Pemodelan topik menggunakan BERTopic berbasis IndoBERT menghasilkan 38 topik utama dengan proporsi outlier sebesar 68,72%. Proporsi outlier tersebut tergolong tinggi karena menunjukkan bahwa sebagian besar dokumen tidak masuk ke dalam topik utama. Kondisi ini perlu diperhatikan karena dapat memengaruhi cakupan representasi topik terhadap keseluruhan korpus ulasan.

Tingginya proporsi outlier dapat disebabkan oleh karakteristik ulasan Google Play Store yang cenderung pendek, informal, serta memiliki variasi bahasa yang tinggi. Selain itu, penggunaan slang, singkatan, ekspresi emosional, dan

istilah komunitas game dapat menyebabkan sebagian ulasan sulit membentuk kepadatan semantik yang stabil. Dari sisi algoritmik, parameter HDBSCAN seperti `min_cluster_size` dan `min_samples`, serta hasil reduksi dimensi UMAP, juga dapat memengaruhi banyaknya dokumen yang dikategorikan sebagai outlier.

Tabel 3. Distribusi topik terbesar

Topik	Jumlah Dokumen	Persentase <i>Non-Outlier</i>
0	734	12.77%
1	329	5.72%
2	312	5.43%
3	305	5.31%
4	265	4.61%

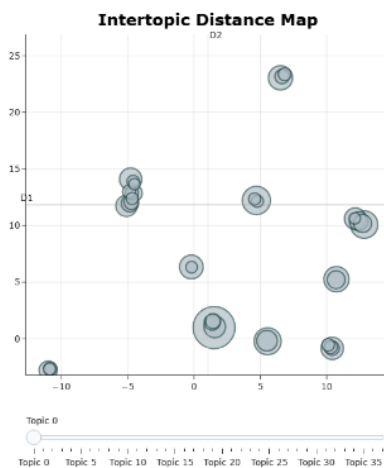
Sumber: Hasil pengolahan data penelitian

Berdasarkan Tabel 3, topik 0 menjadi topik dengan jumlah dokumen terbesar, yaitu 734 dokumen atau 12,77% dari total dokumen non-outlier. Topik berikutnya memiliki proporsi yang lebih kecil, seperti topik 1 sebesar 5,72%, topik 2 sebesar 5,43%, topik 3 sebesar 5,31%, dan topik 4 sebesar 4,61%. Distribusi ini menunjukkan bahwa ulasan pengguna tidak hanya terpusat pada satu isu tertentu, tetapi tersebar pada beberapa tema yang berbeda.

Meskipun demikian, proporsi outlier sebesar 68,72% menunjukkan bahwa hasil pemodelan belum sepenuhnya merepresentasikan keseluruhan ulasan. Oleh karena itu, hasil topik yang terbentuk perlu diinterpretasikan sebagai representasi dari dokumen yang berhasil masuk ke dalam cluster, bukan sebagai gambaran mutlak dari seluruh korpus. Hal ini menjadi salah satu keterbatasan penelitian yang perlu diperhatikan dalam pembacaan hasil.

Visualisasi Sebaran Topik

Visualisasi sebaran topik dilakukan menggunakan *intertopic distance map* untuk melihat kedekatan dan keterpisahan antartopik. Visualisasi ini membantu menunjukkan apakah topik yang terbentuk memiliki jarak yang cukup jelas atau masih menunjukkan kedekatan tema tertentu.



Gambar 2. Intertopic distance map

Berdasarkan Gambar 2, topik-topik hasil pemodelan tampak tersebar ke dalam beberapa gugus utama. Topik yang memiliki posisi berdekatan menunjukkan adanya kemiripan konteks pembahasan, sedangkan topik yang berjauhan menunjukkan perbedaan tema yang lebih jelas. Visualisasi ini memperkuat interpretasi bahwa ulasan pengguna Honkai Star Rail mencakup beberapa kelompok isu, mulai dari kendala teknis, sistem permainan, fitur, hingga pengalaman pengguna terhadap karakter dan cerita.

Namun, jarak antartopik tetap perlu dibaca secara hati-hati karena visualisasi ini dipengaruhi oleh hasil reduksi dimensi. Dengan demikian, visualisasi sebaran topik digunakan sebagai pendukung interpretasi, bukan sebagai satu-satunya dasar untuk menilai kualitas model.

Topic	Count	Name	Representation	Representative_Docs
1	329	1_login_error_masuk_login error	['login', 'error', 'masuk', 'login error', 'eror', 'mulu', 'tulis', 'error mulu', 'coba', 'akun']	['masuk muncul tulis login error', 'susah login login fb akun google nggk masuk tulis login error mulu', 'login tulis login error mulu']
2	312	2_mulu_gacha_gara_pity	['mulu', 'gacha', 'gara', 'pity', 'hoyo', 'ampas', 'fomo', 'rate', 'pity mulu', 'ampas mulu']	['gacha pity hoyo hoki hard pity mulu', 'sayang gacha hard pity mulu', 'gacha hard pity mulu']
3	305	3_fitur_skip_tambah_tambah fitur	['fitur', 'skip', 'tambah', 'tambah fitur', 'fitur skip', 'fitur hapus', 'tombol', 'hapus', 'tombol skip', 'hapus data']	['tambah fitur skip story', 'tambah fitur skip dialog', 'tambah fitur skip']

Sumber: Hasil pengolahan data penelitian

Berdasarkan Tabel 5, topik yang terbentuk menunjukkan isu yang cukup spesifik. Topik 1 berkaitan dengan kendala login, terutama pesan kesalahan saat pengguna mencoba masuk ke akun. Topik 2 merepresentasikan pembahasan mengenai sistem gacha, pity, serta persepsi pengguna terhadap mekanisme perolehan karakter. Sementara itu, topik 3 menunjukkan kebutuhan pengguna terhadap fitur tambahan, khususnya fitur skip pada cerita atau dialog.

Hasil ini menunjukkan bahwa ulasan pengguna tidak hanya berisi penilaian umum terhadap game, tetapi juga memuat pengalaman yang lebih spesifik. Isu teknis, sistem permainan, dan kebutuhan fitur menjadi perhatian penting yang muncul dalam ulasan pengguna. Dengan demikian, representasi c-TF-IDF membantu memperkuat hasil evaluasi kuantitatif karena topik yang terbentuk dapat dijelaskan secara substantif berdasarkan kata kunci dan dokumen representatif.

Evaluasi Stabilitas Topik

Evaluasi stabilitas dilakukan untuk mengetahui konsistensi struktur topik yang dihasilkan model. Pengujian dilakukan menggunakan pendekatan subsampling dan pengukuran kemiripan topik dengan Jaccard similarity. Evaluasi ini penting untuk melihat apakah topik yang terbentuk tetap muncul secara konsisten pada subset data yang berbeda.

```
Baseline model fitted.
Baseline mean c_v: 0.6655, baseline topics: 38

=== RUN 1/3 ===
run 1: n_docs=15620, topics=31, mean_c_v=0.6593, jaccard_vs_base=0.6277

=== RUN 2/3 ===
run 2: n_docs=15620, topics=36, mean_c_v=0.6657, jaccard_vs_base=0.6282

=== RUN 3/3 ===
run 3: n_docs=15620, topics=32, mean_c_v=0.6754, jaccard_vs_base=0.6179

Finished. Summary:
  run  n_docs  num_topics  mean_c_v  jaccard_vs_base
0     1   15620         31  0.659317      0.627726
1     2   15620         36  0.665680      0.628197
2     3   15620         32  0.675370      0.617931
```

Gambar 4. Hasil Uji Stabilitas Topik

Berdasarkan Gambar 4, sebagian besar topik utama menunjukkan tingkat kemiripan yang cukup baik antarsubset data. Hal ini mengindikasikan bahwa struktur topik yang terbentuk relatif stabil. Topik dengan nilai Jaccard similarity tinggi dapat dianggap lebih konsisten karena tetap memiliki representasi kata yang serupa meskipun diuji pada bagian data yang berbeda.

Evaluasi stabilitas ini menjadi pelengkap dari nilai *coherence* C_V. Jika *coherence* digunakan untuk menilai konsistensi semantik kata dalam topik, maka stabilitas digunakan untuk melihat konsistensi kemunculan topik pada variasi data.

Dengan demikian, kualitas model tidak hanya dinilai dari koherensi kata, tetapi juga dari kestabilan struktur topik yang terbentuk.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengalaman pengguna Honkai Star Rail dipengaruhi oleh beberapa aspek utama, yaitu kendala teknis, sistem permainan, fitur, serta elemen naratif dan visual. Isu teknis seperti login error menunjukkan bahwa stabilitas akses masih menjadi perhatian pengguna. Sementara itu, topik terkait gacha dan pity memperlihatkan bahwa mekanisme perolehan karakter menjadi salah satu aspek yang banyak dibicarakan dalam komunitas pemain.

Selain aspek teknis dan sistem permainan, pengguna juga menyoroti kebutuhan terhadap fitur pendukung, seperti fitur skip. Hal ini menunjukkan bahwa pengalaman bermain tidak hanya ditentukan oleh kualitas cerita dan desain karakter, tetapi juga oleh kenyamanan interaksi pengguna dengan sistem permainan. Ulasan pengguna dengan demikian dapat menjadi sumber masukan yang penting bagi pengembang dalam memahami aspek yang perlu dipertahankan maupun diperbaiki.

Dari sisi metodologis, penggunaan BERTopic berbasis IndoBERT mampu menghasilkan topik yang koheren dan interpretatif. Nilai *coherence C_V* sebesar 0,665 menunjukkan bahwa model mampu membentuk topik dengan konsistensi semantik yang cukup baik. Selain itu, representasi c-TF-IDF dan evaluasi stabilitas menunjukkan bahwa beberapa topik utama dapat diinterpretasikan secara jelas dan relatif konsisten.

Namun, proporsi outlier sebesar 68,72% menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan belum masuk ke dalam topik utama. Kondisi ini menjadi keterbatasan penting dalam penelitian karena dapat mengurangi cakupan representasi model terhadap keseluruhan data. Tingginya outlier kemungkinan dipengaruhi oleh karakteristik ulasan yang pendek, informal, dan sangat bervariasi, serta oleh parameter UMAP dan HDBSCAN yang digunakan dalam proses clustering.

Dengan demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa BERTopic berbasis IndoBERT dapat digunakan untuk mengidentifikasi topik utama dalam ulasan game berbahasa Indonesia, tetapi hasilnya perlu ditafsirkan secara hati-hati. Evaluasi model tidak cukup hanya dilihat dari nilai *coherence C_V*, melainkan juga perlu mempertimbangkan interpretabilitas topik, stabilitas struktur topik, dan proporsi outlier. Pada penelitian selanjutnya, optimasi parameter clustering serta penggunaan metrik tambahan seperti *topic diversity*, *topic overlap*, dan *silhouette score* dapat dilakukan untuk memperoleh evaluasi yang lebih komprehensif.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi IndoBERT dan BERTopic mampu menghasilkan pemodelan topik yang koheren, stabil, dan interpretatif pada ulasan game berbahasa Indonesia. Model berhasil mengidentifikasi berbagai aspek pengalaman pengguna secara tematik, termasuk isu teknis seperti kesalahan login dan masalah dengan sistem gacha, serta apresiasi terhadap fitur gameplay dan desain karakter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa struktur topik yang dihasilkan memiliki koherensi yang baik, dengan nilai koherensi *C_V* rata-rata 0,665, yang menunjukkan konsistensi semantik yang tinggi. Evaluasi stabilitas topik juga mengindikasikan bahwa hasil model ini bersifat stabil dan dapat diandalkan.

Saran

Berdasarkan temuan dalam penelitian ini, beberapa saran untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. **Pengintegrasian Analisis Sentimen:** Penelitian berikutnya dapat mengintegrasikan analisis sentimen per topik untuk mendapatkan pemahaman lebih dalam mengenai persepsi positif dan negatif pengguna terhadap berbagai topik.
2. **Perbandingan dengan Model Lain:** Untuk memperkaya pemahaman mengenai efektivitas BERTopic dan IndoBERT, disarankan untuk membandingkan hasilnya dengan model pemodelan topik berbasis neural lainnya, seperti Latent Dirichlet Allocation (LDA) atau Non-Negative Matrix Factorization (NMF).
3. **Penerapan pada Korpus Lebih Besar:** Agar lebih robust, disarankan untuk menerapkan model ini pada korpus yang lebih besar atau pada jenis data ulasan aplikasi lainnya untuk mengeksplorasi kemampuannya dalam skala yang lebih luas.

4. Perbaiki Proses Prapemrosesan: Prapemrosesan data dapat diperbaiki dengan menambahkan teknik baru untuk menangani slang atau kata-kata yang lebih tidak baku dalam bahasa Indonesia, guna meningkatkan kualitas representasi semantik.

Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pemodelan topik ulasan pengguna aplikasi, khususnya untuk bahasa Indonesia, dan membuka jalan untuk pendekatan yang lebih baik dalam analisis teks tidak terstruktur.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Statista, “*Mobile gaming share of total digital gaming revenue worldwide from 2017 to 2027*,” 2025. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/260167/mobile-gaming-share-of-total-gaming-revenue-worldwide/>
- [2] D. B. Santoso *et al.*, “*Improved playstore review sentiment classification accuracy with stacking ensemble*,” *Journal of Soft Computing Exploration*, vol. 5, no. 1, pp. 38–45, 2024.
- [3] W. Sejati, A. S. Bist, and A. Tambunan, “*Pengembangan analisis sentimen dalam rekayasa software engineering menggunakan tinjauan literatur sistematis*,” *Jurnal MENTARI*, vol. 2, no. 1, pp. 95–103, 2023.
- [4] S. Mitsalina, “*Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Ulasan Mobile Banking Bank Syariah di Indonesia Menggunakan Naive Bayes dan Latent Dirichlet Allocation*,” Skripsi, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 2024.
- [5] M. Grootendorst, “*BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure*,” arXiv:2203.05794, 2022.
- [6] F. Koto *et al.*, “*IndoLEM and IndoBERT: A benchmark dataset and pre-trained language model for Indonesian NLP*,” arXiv:2011.00677, 2020.
- [7] J. Devlin *et al.*, “*BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*,” arXiv:1810.04805, 2018.
- [8] A. Vaswani *et al.*, “*Attention is all you need*,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
- [9] L. McInnes, J. Healy, and J. Melville, “*UMAP: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction*,” arXiv:1802.03426, 2018.
- [10] G. G. P. Giffari, “*Pemodelan topik terkait ulasan video game genre battle royale menggunakan BERTopic*,” Skripsi, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 2022.
- [11] M. R. Nur *et al.*, “*Analisis sentimen dan pemodelan topik pada post tentang merek teknologi di X menggunakan fine-tuning IndoBERT dan BERTopic*,” *JUKTISI*, vol. 4, no. 2, pp. 743–750, 2025.
- [12] V. Prissilya and A. S. Girsang, “*Classification of Indonesia false news detection using BERTopic and IndoBERT*,” *Jurnal Indonesia Sosial Teknologi*, vol. 5, no. 8, pp. 3061–3079, 2024.
- [13] M. A. Khder, “*Web scraping or web crawling: State of art, techniques, approaches and application*,” *Int. J. Advances in Soft Computing*, vol. 13, no. 3, 2021.
- [14] R. J. Campello, D. Moulavi, and J. Sander, “*Density-based clustering based on hierarchical density estimates*,” *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 28, no. 5–6, pp. 160–180, 2015.