
Pemodelan Topik dan Analisis Sentimen pada Teks Ulasan Pengguna Aplikasi Perbankan Seluler di Indonesia

Moh. Hasan Basri¹, Indra Budi²

moh.hasan.11@ui.ac.id¹, indra@cs.ui.ac.id²

^{1,2}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indoensia

Informasi Artikel

Diterima : 26 Jun 2024

Direview : 3 Jul 2024

Disetujui : 25 Jul 2024

Kata Kunci

pemodelan topik,
analisis sentimen, *text mining*, aplikasi
perbankan seluler,
ulasan aplikasi

Abstrak

Bank di Indonesia telah meluncurkan perbankan seluler (*mobile banking*) guna memberikan pengalaman layanan terbaik bagi nasabah. Bank harus meningkatkan efektivitas aplikasi perbankan seluler mereka untuk memberikan peningkatan nilai perbankan seluler. Dalam upaya menemukan ruang untuk perbaikan bagi perbankan, penelitian ini dilakukan untuk mengetahui topik yang dibicarakan dan diharapkan serta mengetahui sentimen ulasan pengguna layanan perbankan seluler di Indonesia berdasarkan ulasan Google Play aplikasi perbankan seluler yang dimiliki oleh BNI, BCA, dan Mandiri. Algoritma klasifikasi sentimen *logistic regression*, *naïve bayes*, dan *support vector machine* digunakan dalam penelitian ini. Setiap algoritma dijalankan dengan pemodelan *k-fold cross validation*. Pemodelan topik menggunakan LDA (*Latent Dirichlet Allocation*). Algoritma *logistic regression* memiliki akurasi tertinggi yaitu 96.88%. Menggunakan model tersebut dapat diketahui ulasan didominasi sentimen negatif yaitu 62,22% sedangkan sentimen positif sebesar 37,78%. Pemodelan topik sentimen positif memiliki nilai koheren tertinggi 0,649 dengan jumlah 19 topik, sentimen negatif memiliki nilai koheren tertinggi 0,440 dengan jumlah 18 topik.

A. Pendahuluan

Revolusi industri 4.0 berdampak terhadap pada salah satunya sektor keuangan. Bisnis perbankan merupakan bagian dari sektor keuangan dimana secara khusus terdampak revolusi industri 4.0 pada empat hal, yaitu: terjadi perubahan ekspektasi konsumen, terjadi *data-enhanced products* atau penggunaan data dalam meningkatkan kualitas produk maupun layanan, dan lahirnya kerjasama baru dengan *financial technology* maupun *big technology company* dalam bentuk kemitraan, serta perubahan model bisnis perbankan yang sebelumnya konvensional dan digital [1]. Perbankan harus siap menghadapi dampak tersebut guna menjaga keberlangsungan dan keberlanjutan bisnisnya serta tidak kalah dengan pesaing dengan memberikan layanan dengan kualitas lebih dan memberikan nilai tambah bagi nasabah terutama di bidang teknologi informasi agar dapat mempertahankan eksistensinya [2] [3].

Perubahan model bisnis bank dari konvensional ke digital didorong oleh perilaku digital masyarakat Indonesia. Pada Januari 2023, jumlah telepon seluler di Indonesia sebanyak 353,8 juta koneksi atau 128% lebih besar dari pada jumlah penduduk Indonesia[4]. Dalam upaya menghadapi perkembangan perilaku digital masyarakat, perbankan di Indonesia diarahkan untuk melakukan akselerasi transformasi digital yang ditetapkan oleh OJK dalam beberapa kebijakan dan tertuang dalam *Roadmap Pengembangan Perbankan Indonesia 2020-2025 (RP2I) Pilar 2* dan *Master Plan Sektor Jasa Keuangan Indonesia 2021-2025 (MPSJKI) Pilar 3* beserta inisiatif nya. Sebagai gambaran konkret atas berbagai inisiatif tersebut, Cetak Biru Transformasi Digital Perbankan yang berfokus pada langkah strategis telah disiapkan oleh OJK untuk dapat melakukan pemenuhan ekspektasi konsumen serta perbankan dapat menjadikan kebutuhan konsumen sebagai orientasi utama(*customer centric*)[1].

Basoeky et al. (2021) menyebutkan bahwa salah satu pemanfaatan teknologi digital dalam kehidupan masyarakat adalah *e-banking*. Majalah Infobank bersama *Marketing Research Indonesia* telah mengukur kualitas layanan perbankan di Indonesia melalui survei *Bank Service Excellence Monitor (BSEM)* berikut memberikan penghargaan Infobank 20th Banking Service Excellence Awards (BSEA) 2023 [6]. Salah satu kategori penghargaannya adalah Best E-Banking in Service Excellence. Perbankan seluler merupakan *e-banking* basis personal yang menjadi saluran layanan perbankan dimana nasabah berinteraksi dengan bank dengan memanfaatkan teknologi telepon seluler berupa aplikasi seluler serta memanfaatkan layanan data yang operator telepon seluler sediakan serta dapat diunduh melalui *App Store* maupun *Google Play*[5], [7]–[10]. Perbankan seluler Bank Mandiri, BNI, dan BCA merupakan tiga bank yang memiliki kualitas layanan *e-banking* paling baik [6].

Perbankan seluler pertama kali diadopsi oleh negara-negara di Eropa pada akhir 1990-an [11]. Pengembangan perbankan seluler merupakan *alternative delivery channel* (ADC) sebagai salah satu bentuk strategi perbankan dalam upaya menghadapi meningkatnya persaingan dan inovasi teknologi di sektor jasa keuangan ritel [12]. Nilai-nilai yang dapat dicapai dengan menyediakan perbankan seluler oleh perbankan adalah nilai kompetitif yang unggul dan berkelanjutan, manajemen hubungan pelanggan yang erat, dan memungkinkan

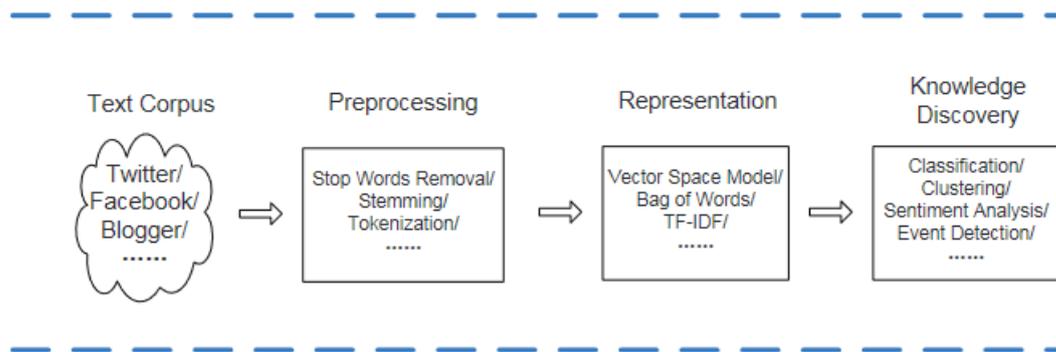
pelanggan membuat keputusan keuangan secara *real-time* dengan nyaman dan independen dari segi waktu maupun lokasi [11].

Pemberitaan terkait perbankan seluler memuat tentang inovasi-inovasi yang dilakukan perbankan seperti *re-branding* atau penambahan fitur baru yang dimiliki, namun juga terdapat berita yang memuat tentang keluhan penggunaan mobile banking [13]. Hal tersebut sangat merepresentasikan kondisi perbankan seluler di Google Play. Berdasarkan *rating* pada Google Play, Mandiri memiliki nilai 3,9, BNI memiliki nilai 4,6, dan BCA memiliki nilai 4,4. Meskipun secara rata-rata nilai *rating* aplikasi perbankan seluler tersebut sudah bagus, terdapat banyak pengguna yang memberi nilai 1 atau 2 [14]. Oleh karena ini, peneliti menjadikan perbankan seluler ketiga bank tersebut sebagai studi kasus penelitian untuk eksplorasi ulasan perbankan seluler pada Google Play di Indonesia.

Atribut yang terdapat pada Google Play terbagi menjadi dua area yaitu area pengembang aplikasi dan area pengguna aplikasi. Area pengguna terdiri dari mengunduh, menilai, dan membuat ulasan aplikasi [15]. Ulasan aplikasi merupakan sumber untuk mengeksplorasi umpan balik pengguna, permintaan fitur baru, atau pelaporan *bug* [16]. Ulasan yang berisikan keluhan terkait masalah dan gangguan yang sering dialami serta fitur yang diharapkan pengguna menjadi nilai atau masukan bagi tim pengembang untuk meningkatkan kualitas aplikasi [17]. Data ulasan pada Google Play merupakan data teks dan memiliki tujuan yang berbeda antara pengguna satu dengan yang lain tergantung pengalaman yang dialami [15], [18], sehingga eksplorasi data ulasan dapat dilakukan dengan menggunakan teknik teks analisis atau *text mining*. Zhang et al. (2015) memaparkan bahwa *text mining* dibagi menjadi empat area. Pertama adalah *text categorization*, kedua adalah *text clustering*, ketiga adalah *association rule extraction*, dan keempat adalah *trend analysis*. *Text mining* melibatkan fitur spesifik dan relatif tidak terstruktur dan seringkali memerlukan pra-pemrosesan. *Text mining* adalah bidang yang berkaitan erat dengan *Natural Language Processing* (NLP) [20]. *Text mining* dapat membantu menangani data teks secara efisien untuk tujuan penelitian dan bisnis [21].

Framework text mining untuk mengolah *text corpus* pada **Gambar 1** menurut Hu & Liu (2012) terdiri dari: 1. *Preprocessing* yang bertujuan untuk membuat *text corpus* yang merupakan masukan lebih konsisten sehingga dapat memenuhi representasi teks. Metode *text preprocessing* mencakup *stopword removal* dan *stemming*. *Stopword removal* bertujuan mengeliminasi kata-kata yang sering muncul namun tidak bermakna. *Stopword* biasanya dapat berupa kata hubung seperti “dari”, “ke”, “di”, “yang”, dan sebagainya. *Stemming* merupakan proses mengubah sebuah kata menjadi kata dasarnya, seperti mengubah “melihat” menjadi “lihat”. 2. *Representation* yang merupakan tahap mengolah data teks untuk dapat dilakukan pemodelan. Metode yang pemodelan data teks yang sering digunakan adalah dengan mengubahnya menjadi vektor numerik. “*Bag of Words*” (BOW) atau “*Vector Space Model*” (VSM) merupakan sebutan representasi ini. Dalam model BOW, sebuah kata direpresentasikan sebagai variabel terpisah yang memiliki bobot numerik dari berbagai hal. Skema pembobotan *Term Frequency / Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan skema yang paling dikenal. 3. *Knowledge discovery* yaitu tahap penerapan metode *machine learning* atau *data*

mining seperti klasifikasi atau pengelompokan (*clustering*) dapat dilakukan sampai mendapatkan informasi yang berguna.



Gambar 1. Text Analytics Framework[21]

Penelitian sebelumnya melakukan analisis sentimen dan deteksi topik dari aplikasi perbankan seluler yang dimiliki oleh BRI (brimo). Penelitian ini bertujuan untuk menentukan sentimen pengguna terhadap aplikasi perbankan seluler dan aspek apa saja yang dibutuhkan untuk dapat menjaga maupun memperbaiki aplikasi tersebut. Analisis sentimen biasanya digunakan untuk menggali persepsi pengguna, tapi tidak dapat digunakan untuk menemukan topik utama yang menjadi perhatian. Oleh karena itu, pendekatan *topic modelling* diperlukan. Analisis sentimen menggunakan algoritma *naïve bayes* dengan melakukan *labeling* secara manual, sedangkan *topic modelling* menggunakan algoritma *Lathent Dirichlet Algorithm* (LDA) [18]. Penelitian lainnya melakukan klasifikasi ulasan berbahasa Indonesia aplikasi seluler menggunakan pendekatan *machine learning* dilakukan pada penelitian ini. Hal ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi ulasan secara otomatis menggunakan metodologi CRISP-DM. Pelabelan klasifikasi berdasarkan hasil survey yaitu *Problem Discovery* (PD), *Feature Request* (FR), dan *Other* (OT). Hasil dari penelitian disimpulkan bahwa TF-IDF lebih baik dari pada TF, fitur bigram tidak signifikan, *negotiation handing* dan *stopword removal* berdampak negatif, DT memiliki kinerja paling buruk dibandingkan NB, SVM, dan LR [22].

Merujuk pada paparan sebelumnya dan kondisi terkini mengenai aplikasi perbankan selular di Indonesia didukung dengan ketersediaan ulasan penggunaan pada Google Play serta keilmuan terkait dengan pengolahan data berupa teks, penulis mengusung topik Pemodelan Topik dan Analisis Sentimen pada Teks Ulasan Pengguna Aplikasi Perbankan Selular di Indonesia. Tujuan penelitian ini dilakukan adalah mengetahui sentimen ulasan pengguna layanan perbankan selular di Indonesia dan mengetahui topik yang umum dibicarakan dan diharapkan oleh pengguna mobile banking di Indonesia. Peneliti berharap agar penelitian ini bisa berkontribusi dan bermanfaat dalam menambah referensi penelitian dalam bidang *text mining* sehingga dapat memperkaya ilmu pengetahuan terutama dengan topik penggalian informasi dan analisis sentimen. Bagi perbankan di Indonesia khususnya pengembang platform digital diharapkan dapat menjadi alat untuk menganalisis ulasan yang lebih efisien sehingga dapat membantu dalam mengambil keputusan untuk mengembangkan strategi dalam menciptakan nilai

bisnis sehingga dapat unggul dalam layanan digital. Terdapat beberapa batasan yang perlu ditentukan agar lingkup penelitian tidak terlalu luas. Ruang lingkup penelitian yang didefinisikan antara lain: fokus pada aplikasi mobile banking milik Mandiri, BNI, dan BCA, periode data masing-masing aplikasi mobile banking dari 1 September 2023 hingga 29 Februari 2024, ulasan Google Play dalam Bahasa Indonesia.

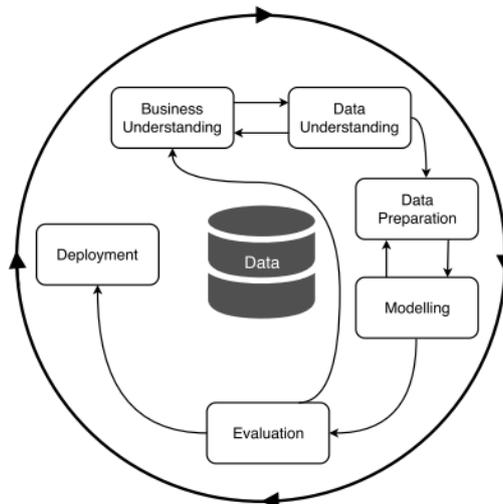
B. Metode Penelitian

Tabel 1 merupakan gambaran rancangan penelitian. Menggunakan pendekatan kuantitatif, penelitian ini melakukan pengolahan data ulasan aplikasi perbankan seluler pada Google Play dengan menerapkan prinsip *data mining*.

Tabel 1. Rangkuman Rancangan Penelitian

Komponen	Keterangan
Tipe Penelitian	Penelitian Terapan (<i>Applied Research</i>)
Tujuan Penelitian	Mengetahui topik yang umum dibicarakan dan diharapkan oleh pengguna aplikasi perbankan seluler di Indonesia dan mengetahui sentimen ulasan pengguna layanan perbankan seluler di Indonesia.
Sumber Data	Data primer berasal dari ulasan aplikasi <i>mobile banking</i> di Google Play.
Pengumpulan Data	<i>Scrapping</i> data dari ulasan Google Play menggunakan package <i>google_play_scraper</i> pada python.
Metode Olah Data	<i>Machine Learning – Text Mining</i>
Analisis Data	Kuantitatif
Tools	<i>Python</i>

Pada penelitian ini, alur penelitian yang digunakan mengadopsi CRISP-DM. CRISP-DM dirilis pada tahun 2000 merupakan standar *de-facto* serta model proses industri untuk melakukan penerapan *data mining* [23]. CRISP-DM pada **Gambar 2** terdiri dari 6 fase, yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling*, *evaluation*, dan *deployment* [23]–[25].



Gambar 2. Proses CRISP-DM[24]

1. *Business Understanding*

Fase *business understanding* bertujuan untuk menilai situasi bisnis. Memahami tujuan dan persyaratan proyek dari perspektif bisnis akan memberikan wawasan tentang sumber daya yang tersedia dan dibutuhkan. Hasil pemahaman ini diterjemahkan ke dalam definisi masalah *data mining* dan rencana awal proyek yang dirancang untuk mencapai tujuan. Rencana tersebut mencakup jenis *data mining* yang akan dilakukan dan kriteria keberhasilan *data mining* yang digunakan.

2. Data Understanding

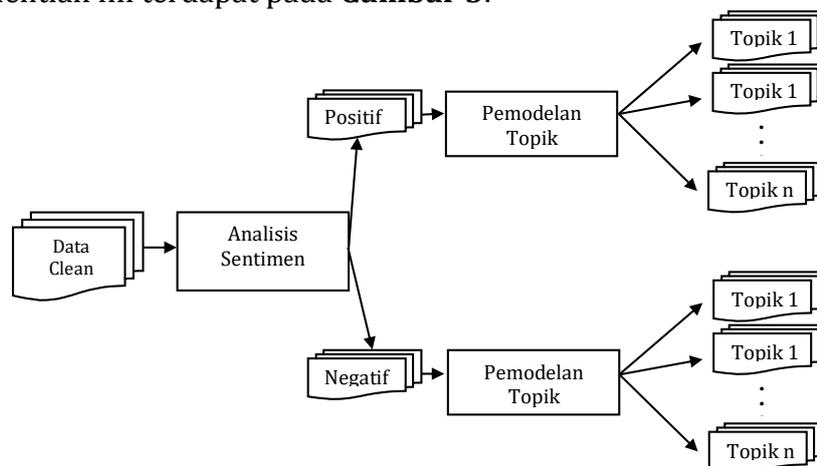
Fase *data understanding* dimulai dengan pengumpulan data awal dari sumber data yang tersedia, memahami kondisi data, dan mengidentifikasi masalah kualitas data. Hal ini dapat dilakukan dengan deskriptif analisis sehingga dapat ditemukan wawasan dari data tersebut, atau mendeteksi bagian data yang dapat mendukung hipotesis mencapai tujuan *data mining*.

3. Data Preparation

Fase *data preparation* mencakup semua kegiatan dalam mengolah data mentah hingga menjadi data akhir. Data akhir merupakan data yang akan menjadi masukan ke dalam alat pemodelan. *Data preparation* dilakukan untuk meningkatkan kualitas. Hal ini dapat mencakup pemilihan atribut data yang akan dipakai atau tidak, konstruksi atribut baru, dan transformasi data tergantung pada model yang digunakan. Fase ini memungkinkan untuk dilakukan beberapa kali.

4. Modelling

Pada fase *modelling*, dilakukan pemilihan berbagai teknik pemodelan yang diterapkan dan kalibrasi parameter ke nilai optimal. Pada fase ini, memungkinkan terdeteksinya masalah data yang dapat dijadikan acuan untuk membangun data baru. Semua teknik *data mining* dapat digunakan, hal ini tergantung pada tujuan dan kondisi data. Alur *modelling* pada penelitian ini terdapat pada **Gambar 3**.



Gambar 3. Alur Modelling

5. Evaluation

Pada fase *evaluation*, model yang dibangun divalidasi secara keseluruhan dengan meninjau tiap-tiap tahapan yang dilakukan dalam pengembangan model, guna memastikan bahwa model telah berhasil

menjawab tujuan bisnis. Pada akhir fase ini, keputusan mengenai penggunaan hasil *data mining* harus terpenuhi.

6. *Deployment*

Fase *deployment* biasanya bukan akhir dari proyek. Fase ini meliputi perencanaan implementasi, pemantauan dan pemeliharaan model yang dibangun. Pengetahuan yang diperoleh melalui *data mining* harus dirancang dan disajikan sedemikian rupa sehingga pelanggan dapat menggunakannya.

C. Hasil dan Pembahasan

1. *Business Understanding*

Dalam penelitian ini, fase *business understanding* menghasilkan apa saja yang melatarbelakangi penelitian, apa saja perumusan masalah yang perlu dijawab, batasan masalah dalam penelitian, tujuan penelitian yang perlu dicapai, dan manfaat penelitian. Hal ini telah dituangkan pada bab **Pendahuluan**.

2. *Data Understanding*

Pengumpulan data awal pada penelitian ini dilakukan dengan teknik *scrapping* data ulasan pengguna aplikasi perbankan seluler Mandiri, BNI, dan BCA pada Google Play. Data ulasan hasil *scrapping* sebanyak 55.918 data yang merupakan total ulasan dari ketiga bank dengan detail ulasan BCA sebanyak 13.864, BNI memiliki 9.416, dan ulasan Mandiri sebanyak 32.638 yang dituliskan oleh pengguna dalam rentang 1 September 2023 sampai dengan 29 Februari 2023.

3. *Data Preparation*

Proses pelabelan data hasil *scrapping* oleh 2(dua) anotator sesuai sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi perbankan seluler. Pelabelan dibagi menjadi empat yaitu positif, negatif, netral, dan tidak relevan dengan panduan yang telah ditentukan. Evaluasi pelabelan data dilakukan untuk menguji konsistensi hasil dari dua anotator dalam melakukan pelabelan ulasan. Dalam penelitian ini, evaluasi pelabelan menggunakan nilai Cohen's Kappa[26]. Hasil evaluasi perhitungan konsistensi pelabelan memiliki nilai Kappa sebesar 0,90645. Nilai tersebut termasuk dalam kategori *almost perfect* sehingga hasil pelabelan dapat diterima untuk dilanjutkan ke tahap selanjutnya.

Sebanyak 53.008 ulasan diberi label oleh dua anotator dengan kategori sentimen yang konsisten. Sedangkan 2.910 ulasan yang tidak konsisten dilakukan pelabelan ulang oleh para anotator secara bersama-sama. Hasil evaluasi pelabelan setelah dilakukan proses finalisasi kategori sentimen yang belum konsisten. Sebanyak 52,24% dari keseluruhan ulasan memiliki sentimen negatif, 38,30% memiliki sentimen positif, 3,81% netral, dan 5,63% tidak relevan dengan *mobile banking*. Pada penelitian ini, ulasan dengan sentimen dan negatif digunakan dalam proses analisis data. Jumlah data yang akan digunakan untuk tahap analisis selanjutnya yaitu data *pre-processing* adalah sebanyak 50.641 data siap olah dengan detail pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Data untuk Dilakukan *Pre-Processing*

Bank	Sentimen		Total
	Negatif	Positif	
BCA	6.972	5.392	12.364
BNI	5.076	3.561	8.637
Mandiri	17.161	12.479	29.640
Total	29.209	21.432	50.641
	57,68%	42,32%	

Pada tahap *pre-processing* dilakukan pembersihan data hasil proses persiapan data untuk menghasilkan akurasi pemodelan yang lebih tinggi. Tahap *pre-processing* meliputi: *split sentence*, *remove non-text*, *convert to lowercase*, *spell correction*, dan *stopword removal*. **Tabel 3** merupakan contoh hasil tahapan *pre-processing*.

Tabel 3. Contoh Hasil *Pre-Processing*

Data Masukan	Hasil <i>pre-processing</i>
"Verifikasi wajah gagal teruss,, payah" Setelah info ke halo bca langsung dibantu follow up ke tim bca, H+1 langsung dihubungin via telepon oleh tim bca , dan sekarang sudah bisa di buka dan proses verifikasi hanya via telepon dan kode otp. BCA Mantap ???A•	'verifikasi', 'wajah', 'gagal', 'terus', 'payah', 'info', 'halo', 'baca', 'langsung', 'bantu', 'follow', 'baca', 'langsung', 'dihubungin', 'telepon', 'baca', 'sekarang', 'buka', 'proses', 'verifikasi', 'telepon', 'kode', 'baca', 'mantap'

4. *Modelling & Evaluation*

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan dua (2) proses pemodelan berdasarkan *subset* data dan pengaturan jenis iterasi yang di gunakan. Empat proses tersebut adalah sebagai berikut:.

- A. Pemodelan menggunakan 80% data bersih dengan melakukan *k-fold cross validation* untuk melakukan *fitting* model.
- B. Prediksi 20% data bersih diluar *dataset* pada poin A menggunakan model yang dihasilkan dari proses pada poin A.

Eksperimen klasifikasi sentimen dilakukan dengan melakukan proses pemodelan sesuai dengan 18 skenario untuk tiap-tiap algoritma klasifikasi yaitu *logistic regression* (LR), *naïve bayes*(NB), dan *support vector machine* (SVM) dengan menggunakan dua jenis representasi teks yaitu *countvectorizer* dan *tfidfvectorizer* untuk jenis *n-gram* 1 yaitu *unigram*, 1-2 yaitu *unigram* dan *bi-gram*, dan 1-3 yang terdiri dari *unigram*, *bi-gram*, dan *3-gram*. Eksperimen juga dilakukan terhadap resensi ulasan satu bulan terakhir, tiga bulan terakhir, dan 6 bulan terakhir.

Tabel 4. Hasil Evaluasi *Modelling* (Akurasi)

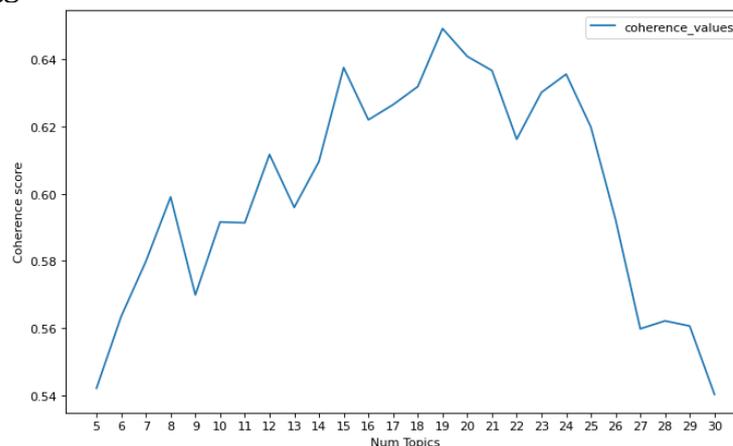
Skenario	LR		NB		SVM	
	A	B	A	B	A	B
1	95,39	96,36	83,85	82,77	95,45	96,13
2	95,55	96,68	92,36	91,86	95,20	96,76
3	95,63	96,60	92,33	91,70	95,12	96,68
4	96,30	96,76	73,00	70,68	96,32	96,91
5	96,42	96,93	91,10	90,40	96,27	96,87
6	96,43	96,87	90,97	90,16	96,28	96,99
7	96,56	96,88	66,37	64,62	96,61	97,02
8	96,71	97,04	87,00	86,42	96,55	96,74
9	96,69	97,02	87,27	86,57	96,52	96,71
10	95,63	97,00	91,31	90,75	95,57	97,31
11	95,70	97,23	91,64	90,75	95,72	97,23
12	95,72	97,15	91,64	90,75	95,74	97,31
13	96,24	96,81	93,14	94,07	96,15	96,72
14	96,40	96,91	92,87	93,36	96,22	96,78
15	96,39	96,91	92,85	93,25	96,23	96,83
16	96,16	96,64	92,68	93,45	96,07	96,65
17	96,35	96,70	93,04	93,62	96,28	96,63
18	96,36	96,71	92,99	93,62	96,30	96,62

Hasil evaluasi *modelling* (Akurasi) berdasarkan **Tabel 4**, menggunakan model dengan *k-fold cross validation* skenario 8 memiliki akurasi tertinggi untuk algoritma *logistic regression* yaitu 96,71%, skenario 17 memiliki akurasi tertinggi untuk algoritma *naive bayes* yaitu 93,04%, skenario 7 memiliki akurasi tertinggi untuk algoritma *support vector machine* yaitu 96,61%. Dengan pendekatan rata-rata nilai akurasi, algoritma *logistic regression* memiliki kinerja yang paling tinggi untuk skenario 8, algoritma *naive bayes* memiliki kinerja yang paling tinggi untuk skenario 17, dan algoritma *support vector machine* memiliki kinerja yang paling tinggi untuk skenario 7. **Tabel 5** merupakan evaluasi pemodelan dari tiap algoritma untuk skenario dengan kinerja tertinggi. Hasil evaluasi klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa skenario berdasarkan algoritma paling optimal pertama adalah skenario LR-8 dengan rata-rata akurasi 96,88 % dan rata-rata nilai *f1-score* 96,82%, kedua adalah skenario SVM-7 dengan rata-rata akurasi 96,82% dan rata-rata nilai *f1-score* 96,73%, dan ketiga adalah skenario NB-17 dengan rata-rata akurasi 93,33% dan rata-rata nilai *f1-score* 93,22%. Tahap selanjutnya pada penelitian ini, model final yang digunakan adalah model skenario LR-8 yaitu model klasifikasi sentimen dengan algoritma *logistic regression* dengan menggunakan representasi teks *countvectorizer n-gram= 2* dan resensi ulasan enam bulan.

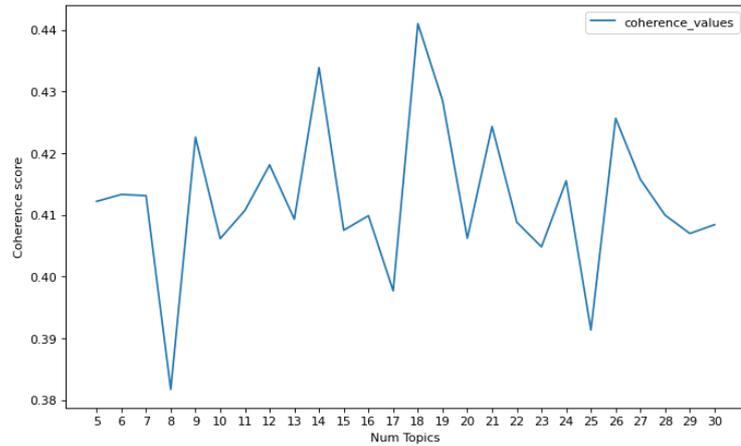
Tabel 5. Evaluasi Klasifikasi Sentimen

Skenario	Akurasi (%)		F1-Score (%)	
	A	B	A	B
LR - 8	96,71	97,04	96,62	96,97
NB -17	93,04	93,62	92,92	93,52
SVM - 7	96,61	97,02	96,51	96,95

Pemodelan topik dilakukan secara terpisah antara ulasan sentimen positif dengan ulasan sentimen negatif. Dalam menentukan jumlah topik yang paling optimum, dilakukan uji nilai *coherence* untuk tiap jumlah topik dari 5 sampai 30 topik. Jumlah topik ditentukan dari nilai *coherence* yang paing tinggi.

**Gambar 4.** Nilai koheren tiap jumlah topik pada sentimen positif

Gambar 4 merupakan nilai koheren tiap jumlah topik untuk ulasan dengan sentimen positif. Pada grafik tersebut dapat diketahui jumlah topik untuk ulasan positif nilai koheren yang paling tinggi adalah 19 topik dengan nilai koheren sebesar 0.649. Topik ulasan positif meliputi. Topik ulasan positif meliputi kemudahan transaksi, kelengkapan fitur, keamanan, transaksi tunai, kepuasan pengguna, akses dan login, kelancaran transaksi, kecepatan dan efisiensi, kemudahan penggunaan, aktivitas finansial, dan pelayanan. **Gambar 5** merupakan nilai koheren tiap jumlah topik untuk ulasan dengan sentimen negatif. Pada grafik tersebut dapat diketahui jumlah topik untuk ulasan negatif nilai koheren yang paling tinggi adalah 18 topik dengan nilai koheren sebesar 0.440. Pemodelan topik ulasan perbankan seluler dilakukan dengan jumlah topik berdasarkan hasil uji nilai koheren. Topik ulasan negatif meliputi push notifikasi uang masuk, top-up dan transfer gagal, kesulitan login mobile banking, update yang mengganggu, gagal transaksi, saldo terpotong saat gagal transaksi, masalah dengan pengaturan otomatis, eror sistem, kendala BI-Fast dan kartu kredit, layanan kartu, masalah verifikasi, masalah dengan metode transfer, dan layanan yang tidak memuaskan.



Gambar 5. Nilai koheren tiap jumlah topik pada sentimen negatif

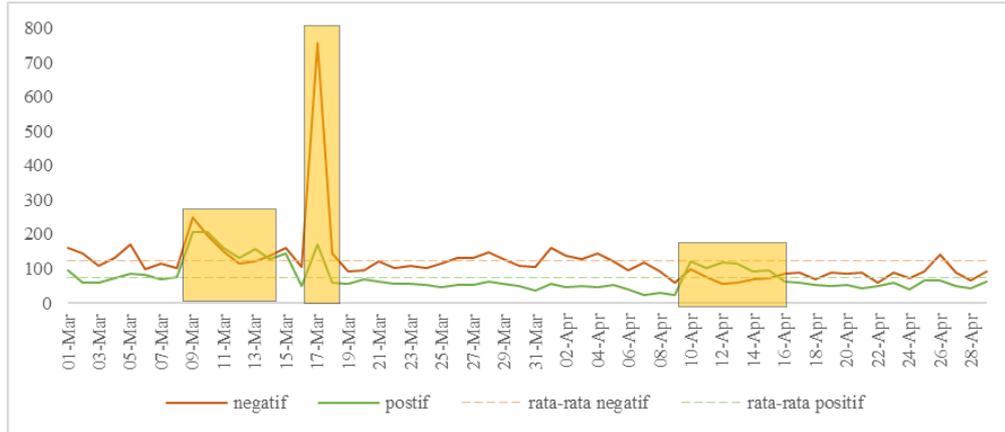
5. Deployment

Hasil klasifikasi sentimen menghasilkan *logistic regression* sebagai model terbaik. Pada penelitian ini, model tersebut digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen ulasan perbankan seluler pada bank yang sama yaitu BCA, BNI, dan Mandiri dengan periode selanjutnya yaitu 1 maret sampai dengan 30 april 2024. Adapun jumlah ulasan sebanyak 12.476. Hasil klasifikasi ulasan periode Maret dan April 2024. Dari 12.476 keseluruhan ulasan baru, 625 ulasan diantaranya tidak relevan. Hasil klasifikasi sentimen menunjukkan 62.22% dari keseluruhan ulasan memiliki sentimen negatif dan 37,78% memiliki sentimen positif. Adapun sampel hasil kasifikasi terdapat pada **Tabel 6**.

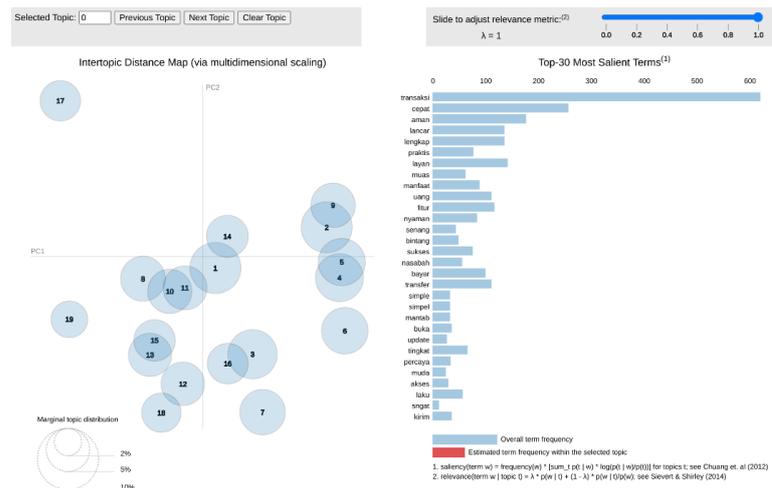
Tabel 6. Sampel hasil klasifikasi sentimen

No.	Ulasan	Sentimen
1	sangat bermanfaat dapat membantu dalam segala urusan, semoga kedepannya lebih baik lagi ...	positif
2	Aplikasi sangat mempermudah nasabah untuk bertransaksi.. Transfer antar bank, dan terkoneksi dengan banyak e commers	positif
3	kenapa ya buka aplikasi ini sering bnget loading ya pdhl sinyal internet baikšŸ•	negatif
4	Tolong dong di updet aplikasinya kadang susah kali untuk login disaat butuh urgent aplikasi malah stuck dan ngehang	negatif

Gambar 6 merupakan ringkasan jumlah ulasan berdasarkan alur waktu. Rata-rata harian beratambahnya ulasan baru adalah sebanyak 198 dengan proporsi 62,10% ulasan dengan sentimen negatif dan 37,90% ulasan dengan sentimen positif. Pada tanggal 9 sampai dengan 15 Maret 2024 terdapat jumlah ulasan baru lebih tinggi hingga mencapai 2 kali lipat, pada tanggal 17 Maret 2024 ulasan bertambah hingga lebih dari 4 kali lipat dengan sentimen negatif mencapai 81,68%, dan pada 10 sampai dengan 15 April 2024 ulasan baru memiliki sentimen positif lebih besar.

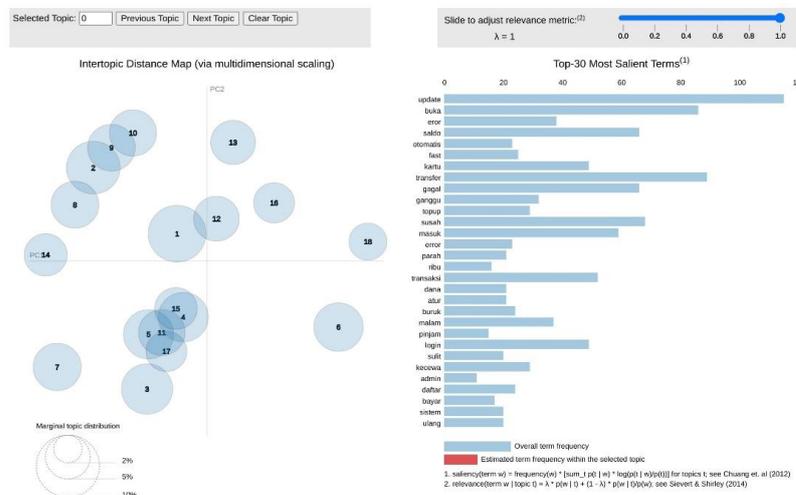


Gambar 6. *time series* sentimen ulasan perbankan seluler



Gambar 7. Visualisasi pemodelan topik dengan sentimen positif

Gambar 7 merupakan visualisasi pemodelan topik dengan sentimen positif. **Gambar 8** merupakan visualisasi pemodelan topik dengan sentimen negatif.



Gambar 8. Visualisasi pemodelan topik dengan sentimen negatif

D. Simpulan

Tiga algoritma digunakan untuk klasifikasi sentimen, yaitu *logistic regression*, *naïve bayes*, dan *support vector machine*. Pemodelan dengan evaluasi tertinggi dengan nilai akurasi 96,88 % dan nilai *f1-score* 96,80% dihasilkan oleh algoritma *logistic regression* dengan menggunakan representasi teks *countvectorizer n-gram=2* dan resensi ulasan enam bulan. Model tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan baru dari bank tersebut. Algoritma yang digunakan untuk pemodelan topik adalah LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) untuk tiap-tiap ulasan berdasarkan kategori sentimen. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa:

1. Hasil sentimen ulasan terkait aplikasi perbankan seluler di Indonesia untuk periode 1 Maret sampai dengan 30 April 2024, didominasi dengan sentimen negatif yaitu sebesar 62,22% atau sebanyak 7.374 sedangkan ulasan sentimen positif sebesar 37,78% atau sebanyak 4.477 ulasan. Sedangkan untuk 625 sisanya atau 5,01% merupakan ulasan yang tidak ada keterkaitannya dengan mobile banking maupun perbankan itu sendiri. Pada tanggal 9 sampai dengan 15 Maret 2024 terdapat jumlah ulasan baru lebih tinggi hingga mencapai 2 kali lipat, pada tanggal 17 Maret 2024 ulasan bertambah hingga lebih dari 4 kali lipat dengan sentimen negatif mencapai 81,68%, dan pada 10 sampai dengan 15 April 2024 ulasan baru memiliki sentimen positif lebih besar.
2. Pemodelan topik ulasan mobile banking dengan sentimen positif memiliki nilai koheren yang paling tinggi 0,649 dengan jumlah 19 topik. Sedangkan pemodelan topik ulasan mobile banking dengan sentimen negatif memiliki nilai koheren yang paling tinggi 0,440 dengan jumlah 18 topik. Topik ulasan positif meliputi. Topik ulasan positif meliputi kemudahan transaksi, kelengkapan fitur, keamanan, transaksi tunai, kepuasan pengguna, akses dan login, kelancaran transaksi, kecepatan dan efisiensi, kemudahan penggunaan, aktivitas finansial, dan pelayanan. Topik ulasan negatif meliputi push notifikasi uang masuk, top-up dan transfer gagal, kesulitan login mobile banking, update yang mengganggu, gagal transaksi, saldo terpotong saat gagal transaksi, masalah dengan pengaturan otomatis, eror sistem, kendala BI-Fast dan kartu kredit, layanan kartu, masalah verifikasi, masalah dengan metode transfer, dan layanan yang tidak memuaskan.

E. Referensi

- [1] Otoritas Jasa Keuangan, *Cetak Biru Transformasi Digital Perbankan*. 2021.
- [2] B. Machkour and A. Abriane, "Industry 4.0 and its implications for the financial sector," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 177, pp. 496–502, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.10.068.
- [3] Otoritas Jasa Keuangan, "POJK Nomor 12/POJK.03/2018 Tentang Penyelenggaraan Layanan Perbankan Digital Oleh Bank Umum," *ojk RI*, no. I, pp. 1–55, 2018, [Online]. Available: [http://www.ojk.go.id/id/kanal/iknb/regulasi/lembaga-keuangan-mikro/peraturan-ojk/Documents/SAL-POJK PERIZINAN FINAL F.pdf](http://www.ojk.go.id/id/kanal/iknb/regulasi/lembaga-keuangan-mikro/peraturan-ojk/Documents/SAL-POJK%20PERIZINAN%20FINAL%20F.pdf).
- [4] We Are Social and Meltwater, "Digital Indonesia 2023," *Digital Indonesia*. p. 17, 2023, doi: 10.1355/9789814786003.

- [5] U. Basoeky *et al.*, "E-Banking," in *PEMANFAATAN TEKNOLOGI DIGITAL DALAM BERBAGAI ASPEK KEHIDUPAN MASYARAKAT*, no. September, M. K. Rintho Rante Rerung, S. Kom., Ed. Bandung: MEDIA SAINS INDONESIA, 2021, pp. 81–98.
- [6] R. Nisaputra, "Ini Dia Bank-Bank dengan Layanan Terbaik Tahun 2023," 2023. <https://infobanknews.com/ini-dia-bank-bank-dengan-layanan-terbaik-tahun-2023/> (accessed Jul. 26, 2023).
- [7] S. J. Barnes, "Mobile banking: Concept and potential Mobile banking: concept and potential Brian Corbitt," no. August 2021, 2003, doi: 10.1504/IJMC.2003.003494.
- [8] C. Tam and T. Oliveira, "Literature review of mobile banking and individual performance," *Int. J. Bank Mark.*, no. August, 2017, doi: 10.1108/IJBM-09-2015-0143.
- [9] Bank Negara Indonesia, "BNI Mobile Banking," 2022. <https://www.bni.co.id/id-id/ebanking/bnimobilebanking> (accessed Mar. 05, 2022).
- [10] Bank Shinhan Indonesia, "Pengertian Mobile Banking," 2022. <https://www.shinhan.co.id/article-listings/read/pengertian-mobile-banking>.
- [11] A. A. Shaikh and H. Karjaluto, "Mobile banking adoption: A literature review," *Telemat. Informatics*, vol. 32, no. 1, pp. 129–142, 2015, doi: 10.1016/j.tele.2014.05.003.
- [12] A. A. Shaikh and H. Karjaluto, "Mobile banking services continuous usage - case study of Finland," *Proc. Annu. Hawaii Int. Conf. Syst. Sci.*, vol. 2016-March, no. April 2020, pp. 1497–1506, 2016, doi: 10.1109/HICSS.2016.189.
- [13] CNN, CNBC, and A. News, "Berita Mobile Banking," 2023. <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20220302180221-78-766091/viral-warganet-keluhkan-m-banking-bca-error%0Ahttps://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20220121204932-83-749787/bri-luncurkan-brimo-e-payment-transaksi-e-commerce-makin-praktis%0Ahttps://www.antara>.
- [14] Google Play, "Google Play Mobile Banking," 2023. [https://play.google.com/store/search?q=mobile banking&c=apps](https://play.google.com/store/search?q=mobile%20banking&c=apps).
- [15] A. Strzelecki, "Application of Developers' and Users' Dependent Factors in App Store Optimization," vol. 14, no. 13, pp. 91–106, 2020.
- [16] M. Rizun and A. Strzelecki, "Knowledge Graph Development for App Store Data Modeling," 2019.
- [17] M. Sanger, U. Leser, and R. Klinger, "Fine-grained Opinion Mining from Mobile App Reviews with Word Embedding Features," 2017.
- [18] M. Eksa Permana, H. Ramadhan, I. Budi, A. Budi Santoso, and P. Kresna Putra, "Sentiment Analysis and Topic Detection of Mobile Banking Application Review," in *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Nov. 2020, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288616.
- [19] Y. Zhang, M. Chen, and L. Liu, "A Review on Text Mining," 2015.
- [20] S. A. Salloum, M. Al-Emran, A. A. Monem, and K. Shaalan, "Using text mining techniques for extracting information from research articles," *Stud. Comput.*

- Intell.*, vol. 740, no. January, pp. 373–397, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-67056-0_18.
- [21] X. Hu and H. Liu, “Text analytics in social media,” *Min. Text Data*, vol. 9781461432, pp. 385–414, 2012, doi: 10.1007/978-1-4614-3223-4_12.
- [22] Y. Ekanata and I. Budi, “Mobile application review classification for the Indonesian language using machine learning approach,” *2018 4th Int. Conf. Comput. Technol. Appl. ICCTA 2018*, pp. 117–121, 2018, doi: 10.1109/CATA.2018.8398667.
- [23] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, “A systematic literature review on applying CRISP-DM process model,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 181, no. 2019, pp. 526–534, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [24] F. Martinez-Plumed *et al.*, “CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 33, no. 8, pp. 3048–3061, 2021, doi: 10.1109/TKDE.2019.2962680.
- [25] R. Wirth and J. Hipp, “CRISP-DM: towards a standard process model for data mining. Proceedings of the Fourth International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining, 29-39,” *Proc. Fourth Int. Conf. Pract. Appl. Knowl. Discov. Data Min.*, no. 24959, pp. 29–39, 2000, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/239585378_CRISP-DM_Towards_a_standard_process_model_for_data_mining.
- [26] Cohen Jacob, “A coefficient of agreement for nominal scales,” *Educ. Psychol. Meas.*, vol. 20, no. 1, pp. 37-46 ST-A coefficient of agreement for nominal, 1960, [Online]. Available: <http://epm.sagepub.com>.