

Analisis *Voice of Customer* dari Ulasan Pengguna Produk *Smartphone* pada *Online Marketplace* menggunakan *Text Mining*

Agung Priyanto¹, Muhammad Rifqi Ma'arif²

¹Program Studi Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani Yogyakarta
e-mail: ¹agung@unjaya.ac.id

²Program Studi Teknik Industri, Universitas Jenderal Achmad Yani Yogyakarta
e-mail: ²rifqi@unjaya.ac.id

Submitted Date: November 09th, 2021
Revised Date: February 15th, 2022

Reviewed Date: January 07th, 2022
Accepted Date: March 31st, 2022

Abstract

Advances in information technology make smartphones become one of the products owned by almost all people of productive age. With so many smartphone manufacturers today, especially at the global level, the competition to present best-selling smartphone products in the market is becoming very tight. One of the most crucial things in product development is how manufacturers can capture the opinions and desires of potential users for a product and make it one of the considerations in product development. User reviews are data that is classified as User Generated Content (UGC) and can be used as material for conducting consumer analysis in the initial phase of product development. One of the problems faced in utilizing the data is the form of data in the form of unstructured text and the amount is very large. This problems can be solved by using one approach in natural language processing, namely topic modeling. By using topic modeling, computers can extract the essence of customer reviews on the internet which are very large in number into a more structured and easy-to-understand form. In this research, we used topic modeling to gain an insight from customer review over smarthphone products. From our experiment we can infer a knowledge about the customers' concern related to the purchased smartphones.

Keywords: *Voice of Customer; Product Review; Text Mining; Topic Modeling*

Abstrak

Kemajuan teknologi informasi membuat telepon pintar (smartphone) menjadi salah satu produk yang dimiliki oleh hampir semua masyarakat usia produktif. Dengan banyaknya produsen smarphone saat ini, khususnya di tingkat global, persaingan untuk menghadirkan produk smarphone yang laris di pasaran menjadi sangat ketat. Salah satu hal yang sangat krusial dalam sebuah pengembangan produk adalah bagaimana produsen dapat menangkap opini dan keinginan calon pengguna atas suatu produk dan menjadikannya sebagai salah satu bahan pertimbangan dalam pengembangan produk. Review pengguna merupakan data yang tergolong User Generated Content (UGC) dan dapat digunakan sebagai bahan untuk melakukan consumer analysis di fase awal pengembangan produk. Salah satu tantangan yang dihadapi dalam memanfaatkan data tersebut adalah bentuk data yang berupa teks tidak terstruktur (*unstructured text*) dan berjumlah sangat banyak. Tantangan ini dapat diselesaikan dengan menggunakan salah satu pendekatan dalam pemrosesan bahasa alami (natural language processing) yakni topic modeling. Dengan menggunakan topic modeling, komputer dapat mengekstrak intisari review pelanggan di internet yang berjumlah sangat banyak kedalam bentuk yang lebih terstruktur dan mudah dipahami. Dalam penelitian ini, *topic modeling* digunakan untuk mengekstrak insight dari review pelanggan secara tekstual mengenai produk *smartphone*. Dari eksperimen yang dilakukan dengan menggunakan topik modeling, kami telah berhasil mendapatkan informasi mengenai hal-hal apa saja yang menjadi perhatian pengguna terhadap *smartphone* yang mereka beli.

Keywords: *Voice of Customer; Product Review; Text Mining; Topic Modeling*

1. Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, penggunaan internet telah mengalami peningkatan yang sangat pesat. Mengutip data yang dirilis oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika, jumlah pengguna internet di Indonesia mencapai 63 juta. Dengan jumlah pengguna yang sangat tinggi, maka internet menjadi sumber informasi yang sangat berharga bagi perusahaan untuk keperluan perbaikan maupun pengembangan produk (Bashir et.al, 2017). Opini dari para pengguna produk yang dituliskan dalam bentuk review di berbagai platform informasi berbasis internet tentunya memiliki peran yang sangat penting bagi kesuksesan sebuah produk industri. Calon customer atau pengguna produk cenderung menganggap informasi yang didapatkan dari unggahan di internet tentang produk yang diminatinya lebih akurat dan terpercaya daripada informasi resmi dari perusahaan baik melalui website resmi, brosur, iklan dan sebagainya (Hidayanti et.al, 2018).

Salah satu sumber review produk dari pengguna adalah pada kolom komentar atau ulasan yang disediakan oleh berbagai platform marketplace. Review pengguna produk di platform marketplace cenderung diungkapkan dengan cara yang sangat ekspresif dan emosional yang membuat perusahaan pembuat produk memiliki review yang lebih komprehensif atas produk yang sudah dipasarkan ke masyarakat (Sandor et.al, 2018). Sehingga, komentar dan opini pengguna tersebut dapat digunakan sebagai dasar untuk evaluasi produk sekaligus analisis pasar (Jiao, et.al, 2020). Lebih lanjut, penggunaan data komentar pengguna yang bersifat *User Generated Content* (UGC) untuk mendapatkan *voice of customer*, selain lebih ekonomis juga lebih akurat karena bersumber dari unggahan-unggahan yang berjumlah sangat besar dari pengguna yang memiliki karakteristik/sifat yang sangat beragam (Rautela et.al, 2019).

Tantangan yang muncul dalam pemanfaatan data yang bersifat UGC tersebut diantaranya adalah, data yang tersedia berupa teks dalam bahasa natural (natural language) yang sangat tidak terstruktur (unstructured). Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan adanya kemajuan dari teknologi komputasi yakni text mining (Salloum et.al, 2017). Teknologi tersebut memungkinkan komputer untuk mengekstraksi informasi dari data yang berbentuk teks tidak terstruktur (unstructured text). Text mining merupakan proses transformasi

mengekstraksi data terstruktur dari text tak terstruktur. Setelah terekstraksi, data tersebut dianalisis lebih lanjut dengan berbagai pendekatan analisis data untuk menghasilkan pola-pola dan fakta-fakta yang bermakna. Proses analisis text tersebut menggunakan berbagai metode Natural Language Processing (NLP). Text mining biasanya digunakan bersama dengan teknik-teknik data mining. Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM) dan metode berbasis ANN termasuk deep learning, merupakan teknik-teknik data mining yang paling populer digunakan dalam text mining. Dengan menggunakan teknik-teknik data mining yang maju seperti deep learning dalam pemrosesan text, memungkinkan komputer mengenali berbagai insight (wawasan) yang tersembunyi dalam sejumlah dokumen tekstual (Karami et.al, 2020).

Proses text mining terdiri atas langkah-langkah yang berurutan untuk mendeduksi data teks terstruktur dari data teks tak terstruktur. Fase pertama dari text mining adalah text preprocessing. Dalam fase ini, kumpulan dokumen teks yang disebut corpus akan dibersihkan dan ditransformasikan ke format baku. Text preprocessing dianggap sebagai sebuah fase text mining yang memiliki porsi terbesar dari keseluruhan aktivitas NLP (Hickman et.al, 2020). Fase ini melibatkan beberapa kerja teknis seperti identifikasi bahasa, *Part of Speech* (POS) *tagging*, tokenisasi, parsing, stop word, penghapusan karakter tak baku dan masih banyak lagi.

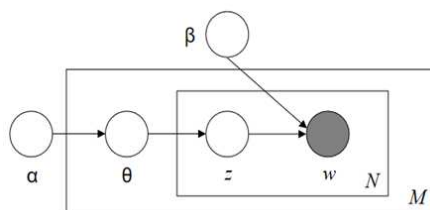
2. Metode

Pendekatan text mining yang digunakan dalam penelitian ini adalah pemodelan topik (*topic modeling*) yang dikombinasikan dengan analisis sentiment (*sentiment analysis*). Pada tahapan pertama, *topic modeling* digunakan untuk mengidentifikasi topik-percakapan yang dibahas oleh pengguna melalui ulasan mereka di play store. Topik yang teridentifikasi diproses lebih lanjut sehingga yang terpilih hanya topik yang merepresentasikan pernyataan kepuasan pengguna sebagai kata kunci. Untuk meningkatkan presisi dari model topik yang dihasilkan maka dalam eksperimen *topic modeling* yang diimplementasikan dengan algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA) akan dikombinasikan dengan word embedding dengan model word2Vec. Kedua, ulasan atas kepuasan pengguna tersebut kemudian diukur dengan sentiment analysis.

a. Topic Modeling dengan LDA

Pemodelan topik merupakan pendekatan yang umum dan secara luas diadopsi dalam text mining dan machine learning untuk mencari struktur semantik yang tersembunyi dalam kumpulan dokumen tekstual. Dalam NLP, sebuah model topik didefinisikan sebagai model berbasis statistik untuk mengungkap sekumpulan representasi abstrak dari koleksi dokumen. Representasi abstrak tersebut selanjutnya disebut sebagai topik. Dalam model topik, topik-topik direpresentasikan sebagai sebuah kluster kata-kata yang mirip secara statistik. Oleh karena itu, sebuah model topik menemukan topik-topik dari sekumpulan dokumen berdasarkan statistik kata-kata di setiap bagian dari dokumen dan memperkirakan kemungkinan topik yang terjadi. Ada beberapa pendekatan dalam implementasi pemodelan topik (Kherwa & Bansal, 2020). Dalam eksperimen ini digunakan Latent Dirichlet Allocation (LDA) sebagai pemodelan topik karena menurut banyak ulasan, LDA merupakan algoritma pemodelan topik yang paling tinggi performansinya, khususnya jika dioperasikan atas dokumen tekstual yang sangat besar jumlahnya (Jelodar et al, 2019).

LDA merupakan pendekatan probabilistik yang diusulkan oleh Blei et.al (2003). Pendekatan ini terdiri atas 3 fase yang berbeda yang dilakukan secara sekuensial. Ide dasarnya adalah LDA merepresentasikan dokumen sebagai sekumpulan topik, kemudian masing-masing topik direpresentasikan sebagai distribusi probabilitas dari kata-kata kunci yang terkandung. Arsitektur LDA yang melibatkan langkah-langkah berurutan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur LDA (Blei, 2003)

LDA beroperasi atas sebuah corpus D yang berisi sejumlah M dokumen. Masing-masing dokumen di D dilambangkan dengan w dengan panjang N . Dalam Gambar 1, α didefinisikan sebagai parameter Dirichlet sebelum distribusi topik per dokumen. Selanjutnya, β merupakan parameter Dirichlet yang perlu didefinisikan untuk menentukan distribusi kata per topik. Parameter

selanjutnya adalah θ yang melambangkan distribusi topik dokumen. Jumlah semua θ adalah 1.0. Akhirnya, LDA mendefinisikan z sebagai topik untuk dokumen w .

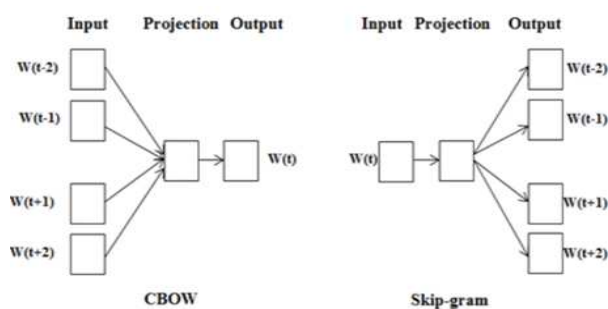
Ketika mengeksekusi algoritma LDA, α perlu didefinisikan secara manual sebagai jumlah topik yang diharapkan. Kemudian, jika diasumsikan belum ada knowledge sebelumnya atas seberapa banyak topik bisa dihasilkan, dapat digunakan Metode Elbow untuk menentukan jumlah terbaik topik dalam eksekusi pemodelan topik berbasis LDA. Metode Elbow merupakan pendekatan komputasional yang diusulkan oleh Liu & Deng (2020) dan dipakai secara luas untuk menentukan jumlah topik yang tepat dalam operasi LDA. Dalam metode Elbow, jumlah topik dianggap optimal jika kemiripan cosinus rata-rata antar semua pasangan vektor-vektor distribusi dari kata topik yang dihasilkan dalam operasi pemodelan topik adalah minimum.

b. Word Embedding dan Word2Vec

Dalam proses NLP dan machine learning, word embedding (penyisipan kata) dikategorikan sebagai teknik representasi fitur dan secara luas juga dikenal sebagai representasi kata terdistribusi. Penyisipan kata merepresentasikan kata-kata dari kosakata dalam vektor-vektor angka real dimensi rendah (Lai et.al, 2016). Representasi tersebut memungkinkan komputer untuk menghitung baik interpretasi semantik maupun sintatik kata-kata. Sejumlah besar badan teks tak berlabel diperlukan untuk mengkonstruksi model penyisipan kata yang akurat. Meski demikian, dengan data teks yang tersedia dalam jumlah yang sangat besar di internet dan saat ini tumbuh secara eksponensial, ada beberapa model penyisipan kata pre-trained yang tersedia gratis untuk berbagai keperluan. Dalam eksperimen ini penyisipan kata dinyatakan dengan menggunakan pendekatan penyisipan kata dalam model pre-trained memanfaatkan teknik Word2Vec. Word2Vec digunakan dengan jaringan syaraf untuk membangun model penyisipan kata dari data teks kasar dan menghasilkan model bahasa probabilistik untuk memprediksi nilai-nilai yang mungkin di antara setiap kata dalam corpora. Nilai-nilai yang mungkin merupakan angka riil dan menggambarkan kemiripan konteks antar kata.

Dalam operasi Word2Vec, masing-masing kerja dipetakan ke dalam vektor-vektor padat yang nilainya diisi dengan nilai yang mungkin. Vektor-vektor tersebut dihasilkan oleh Word2Vec dengan menggunakan dua algoritma, Skip-Gram (SG) dan Continuous Bag-of-Words (CBOW). SG dan CBOW berbeda dalam hal arah mengestimasi

konteks kata (Mikolov et.al, 2017). SG merupakan pendekatan top down sementara CBOW merupakan pendekatan bottom up. Dalam SG, pertama kali ditentukan kata pivotnya lebih daripada mengestimasi konteks kata tersebut dengan kata-kata sekitarnya. Daripada menentukan seed word atau kata benihnya, CBOW menggunakan beberapa ukuran jarak untuk mengelompokkan kata-kata yang secara statistik mirip, dan dengan menggunakan beberapa kalkulasi secara otomatis CBOW dapat menentukan kata pivotnya. Arsitektur dari SG dan CBOW digambarkan dalam gambar 2. Baik SG maupun CBOW masing-masing memiliki kelebihan dan kekurangan. Dalam hal training time CBOW bekerja lebih cepat daripada SG, akan tetapi dalam hal akurasi, SG memiliki persentasi agak lebih baik daripada CBOW. Sebagai tambahan, SG lebih baik daripada CBOW untuk training data yang berukuran kecil.



Gambar 2. Arsitektur CBOW dan SG
(Mikolov et.al, 2017)

c. Implementasi Word2Vec ke LDA

Dalam tahap ini, aspek-aspek kepuasan pengguna didefinisikan berdasarkan pemodelan topik yang dikomputasi menggunakan algoritma LDA. Kalkulasi pemodelan topik berbasis LDA memerlukan tiga parameter untuk operasinya. Tiga parameter tersebut adalah corpus, kamus kata dan jumlah topik. Ulasan pengguna yang dikumpulkan dari Google Play Store akan menjadi parameter corpus. Kemudian, parameter kamus dihasilkan secara otomatis dari corpus tersebut. Kamus didefinisikan sebagai sekumpulan kata yang muncul di corpus dengan mengabaikan frekuensi kemunculannya. Dari kamus yang terbentuk, LDA membangun sebuah model bag-of-words untuk merepresentasikan dokumen. Masalah-masalah utama dari representasi bag-of-words datang dari ketidakmampuannya untuk menangkap relasi semantik dari sebuah kata dalam vektor kata, sedangkan pengungkapan kata-kata yang secara

semantik berelasi dan penggunaan nilai korelasi pada vektor kata akan sangat meningkatkan model representasi (Zhao & Mao, 2017). Oleh karena itu, dalam eksperimen ini penyisipan kata digunakan untuk memberdayai representasi dokumen.

Dalam eksperimen yang dilakukan, telah diimplementasikan pemodelan topik berbasis LDA menggunakan LDA2Vec untuk memadukan representasi penyisipan kata melalui model Word2Vec. LDA2Vec membentuk vektor konteks dari sebuah vektor dokumen yang dibangun di sekitar vektor kata pivot. Vektor kata pivot itu sendiri merupakan sebuah hasil dari ekspansi LDA menggunakan model Word2Vec atas vektor-vektor dokumen (Wu et.al, 2018). Kemudian, digunakan vektor konteks untuk mengestimasi konteks antar kata dalam vektor. Operasi tersebut memungkinkan LDA untuk menghasilkan topik-topik LDA yang lebih dapat ditafsirkan oleh manusia. Sekumpulan topik dari ulasan-ulasan pengguna yang dihasilkan oleh pemodelan topik LDA2Vec menjadi subjek-subjek utama atas pengalaman yang diungkapkan pengguna dalam menggunakan aplikasi pembelajaran mobile. Sekumpulan topik tersebut diproses lebih lanjut untuk menentukan term dan frasa yang sesuai, yang terkait erat dengan ekspresi kepuasan atau ketidakpuasan pengguna. Operasi terakhir dari tahap ini adalah menghasilkan aspek-aspek kepuasan pengguna di mana masing-masing aspek direpresentasikan dengan sekumpulan kata kunci (term dan/atau frasa).

d. Sentiment Analysis

Sentimen analysis merupakan salah satu bidang dari Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan untuk mengenali dan mengekstrak opini dalam bentuk teks. Pendekatan teknis dalam sentiment analysis secara umum terbagi dalam dua bentuk: berbasis polaritas, di mana potongan teks diklasifikasikan sebagai positif atau negatif, atau berbasis valensi, di mana intensitas sentimen diperhitungkan (Medhat et.al, 2014). Misalnya, kata 'baik' dan 'sangat baik' akan diperlakukan sama dalam pendekatan berbasis polaritas, sedangkan 'sangat baik' akan diperlakukan lebih positif daripada 'baik' dalam pendekatan berbasis valensi.

Dalam penelitian ini, sentiment analysis akan diimplementasikan dengan *framework* VADER. VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) adalah alat analisis sentimen berbasis aturan leksikon yang secara khusus disesuaikan dengan sentimen dari suatu kata (leksikal) secara umum (Hutto & Gilbert, 2014). Framework VADER bersifat *open source* di bawah Lisensi MIT. Hasil analisis VADER

diwujudkan dalam 4 kategori skor yaitu skor negatif, positif, netral dan komposit. Skor gabungan dihitung dengan menjumlahkan skor valensi setiap kata dalam leksikon, disesuaikan dengan aturan, dan kemudian dinormalisasi menjadi rentang nilai antara -1 (paling negatif paling ekstrem) dan +1 (positif paling ekstrem).

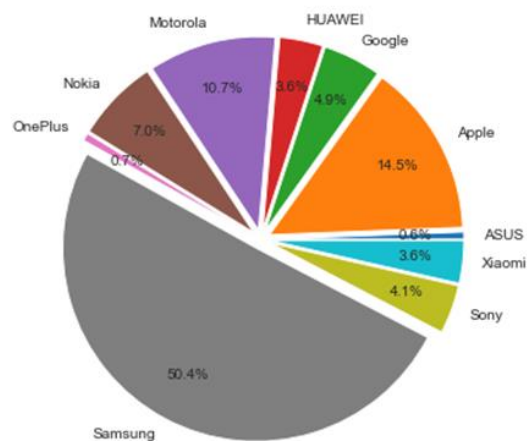
e. Penyiapan Data

Data yang digunakan dalam eksperimen ini berasal dari review pengguna yang diunggah di amazon, yang diambil pada rentang waktu 1 – 5 Agustus 2021. Data diambil dari kolom ulasan pada produk-produk smartphone dengan menggunakan teknik web scrapping. Dari rentang waktu tersebut, terkumpul sejumlah 720 data ulasan pengguna untuk berbagai merek smartphone.

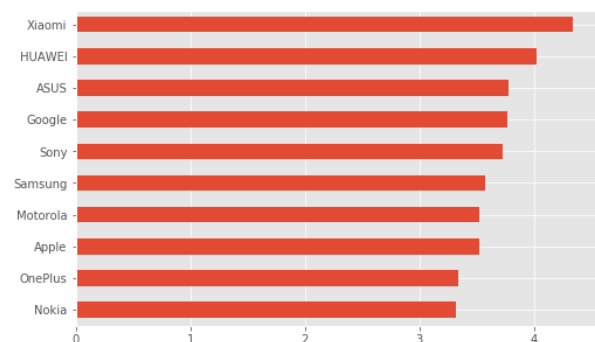
Setelah pengumpulan data, Langkah selanjutnya dalam tahap penyiapan data ini adalah melakukan preprocessing. *Preprocessing* data terdiri atas beberapa langkah-langkah umum termasuk penghapusan *stop word*, tanda baca dan karakter tak baku yang diikuti dengan proses *stemming* dan *lemmatization*. Langkah-langkah preprocessing yang digunakan dalam eksperimen ini mengikuti pada tahapan *preprocessing* standar dalam text mining yang dilakukan oleh Hickman et.al (2020).

3. Hasil dan Pembahasan

Dari data ulasan pengguna mengenai smartphone di amazon.com, terdapat lebih kurang 10 merek smartphone yang masuk dalam dataset yang berhasil dikumpulkan. Dari 10 merek smartphone tersebut, Samsung merupakan merek yang memiliki presentase review terbanyak yakni lebih kurang 50% diikuti Apple dengan 14.5%. Secara lebih detail perbandingan presentase review dari 10 merek smartphone dapat dilihat pada gambar 3. Kemudian, dari aspek rating pengguna, produk-produk smartphone dari Xiaomi memiliki rata-rata rating tertinggi jika dibandingkan dengan produk smartphone yang lain.



Gambar 1. Presentase ulasan produk smartphone



Gambar 2. Peringkat rating produk smartphone

Dari data statistik tersebut, maka pada eksperimen ini, topic modeling dan sentiment analysis akan difokuskan pada 3 merek tersebut yakni Samsung, Apple dan Xiaomi. Lebih lanjut, gambar 4 menunjukkan peringkat rating secara lebih detail.

Analisis yang dilakukan pertama adalah topic modeling. Seperti yang sudah diuraikan pada sub-bab sebelumnya, dalam penelitian ini topic modeling dilakukan dengan menggunakan algoritma LDA. Penggunaan algoritma LDA memerlukan parameter masukan berupa jumlah topik. Untuk menentukan jumlah topik yang optimal, maka dalam penelitian ini menggunakan metode Elbow. Dari hasil perhitungan Elbow pada dataset yang ada, jumlah topik yang optimal adalah 10 topik. Sehingga untuk analisis LDA pada ulasan pengguna untuk produk smartphone Samsung, Apple dan Xiaomi parameter masukan untuk jumlah topik ditetapkan 10 topik.

Table 1. Hasil pemodelan topik atas ulasan pengguna untuk produk smartphone Apple.

Topik	Kata Kunci
1	love perfect got work new iphone condition great seller scratch

Topik	Kata Kunci
2	<i>great condition far price work new good problem perfect scratch</i>
3	<i>came scratch charger condition work new like brand good perfect</i>
4	<i>time bought month work problem working screen iphone use new</i>
5	<i>screen working issue day got seller scratch refurbished far battery</i>
6	<i>good use seller work new far iphone condition price look</i>
7	<i>work new look brand like great refurbished scratch iphone far</i>
8	<i>like buy new iphone great work refurbished seller screen got</i>
9	<i>product iphone refurbished price new work screen great look good</i>
10	<i>battery problem life work new iphone screen day good great</i>

Tabel 1 menguraikan topik-topik yang berhasil diidentifikasi dari ulasan pengguna untuk produk *smartphone* yang dikeluarkan oleh Apple. Setiap topik direpresentasikan dengan beberapa kata kunci. Dari kata kunci pada tabel 1 dapat dilihat bahwa mayoritas pengguna Apple memiliki perhatian terhadap kondisi baterai dan layar (screen). Lebih lanjut, para pengguna yang akan membeli produk Apple/Iphone refurbished akan memberikan atensi khusus terhadap kondisi baterai dan kemungkinan adanya *scratch* pada layar. Kemudian, dengan menggunakan VADER, masing-masing topik kemudian dihitung tingkat polaritas sentimennya. Dalam eksperimen ini, kami hanya menggunakan penilaian sentimen positif dan negatif saja untuk menyederhanakan interpretasi atas hasil analisis. Untuk melihat kata kunci yang dominan, maka topik-topik yang teridentifikasi tersebut divisualisasikan dalam bentuk *wordcloud*. Gambar 3 dan gambar 4 secara berurutan menunjukkan *wordcloud* untuk review positif dan negatif dari produk *smartphone* Apple.



Gambar 3. *Wordcloud* untuk ulasan positif atas produk *smartphone* produksi Apple



Gambar 4. *Wordcloud* untuk ulasan negatif atas produk *smartphone* produksi Apple

Table 2. Hasil pemodelan topik atas ulasan pengguna untuk produk *smartphone* Samsung.

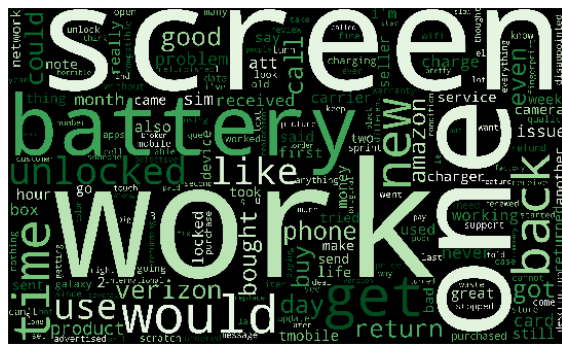
Topik	Kata Kunci
1	<i>issue note galaxy look day new like screen time great</i>
2	<i>good condition far really price great work time new</i>
3	<i>work fast great phone new got time really like buy</i>
4	<i>love price new great got really fast phone work good</i>
5	<i>unlocked problem month bought time buy got work</i>
6	<i>screen came used new condition time got great</i>
7	<i>battery product buy got life great day time new phone</i>
8	<i>like new card sim work got buy condition great time</i>
9	<i>use camera battery screen like great good really time</i>
10	<i>great bought time price new work phone buy condition</i>

Selanjutnya, tabel 2 menguraikan topik-topik yang berhasil diidentifikasi dari ulasan pengguna untuk produk *smartphone* Samsung. Setiap topik direpresentasikan dengan beberapa kata kunci. Dari kata kunci pada topik-topik ulasan untuk produk *smartphone* Samsung, mayoritas pengguna cukup puas dengan kondisi fisik barang yang mereka beli. Sama halnya dengan Apple/Iphone, para pengguna Samsung juga memberikan perhatian khusus pada kondisi baterai dan layar. Selanjutnya, dengan menggunakan VADER, masing-masing topik kemudian dihitung tingkat polaritas sentimennya. Untuk melihat kata kunci yang dominan, maka topik-topik yang teridentifikasi tersebut divisualisasikan dalam bentuk *wordcloud*. Gambar

5 dan gambar 6 secara berurutan menunjukkan *wordcloud* untuk review positif dan negatif dari produk *smartphone* Samsung.



Gambar 5. *Wordcloud* untuk ulasan positif atas produk *smartphone* produksi Samsung



Gambar 6. *Wordcloud* untuk ulasan negatif atas produk *smartphone* produksi Samsung

Hasil analisis topik untuk ulasan pengguna pada produk *smartphone* Xiaomi diuraikan pada tabel 3. Dari kata-kata kunci pada tabel 3 dapat diketahui bahwa mayoritas pengguna Xiaomi sangat puas terhadap kualitas produk khususnya terkait dengan kamera. Namun, pada ulasan-ulasan yang memiliki kecenderungan sentimen negatif, faktor layar menjadi salah satu yang sering dikeluhkan oleh pengguna *smartphone* Xiaomi. Selanjutnya, dengan menggunakan VADER, masing-masing topik kemudian dihitung tingkat polaritas sentimennya. Untuk melihat kata kunci yang dominan, maka topik-topik yang teridentifikasi tersebut divisualisasikan dalam bentuk *wordcloud*. Gambar 7 dan gambar 8 secara berurutan menunjukkan *wordcloud* untuk review positif dan negatif dari produk *smartphone* Xiaomi.

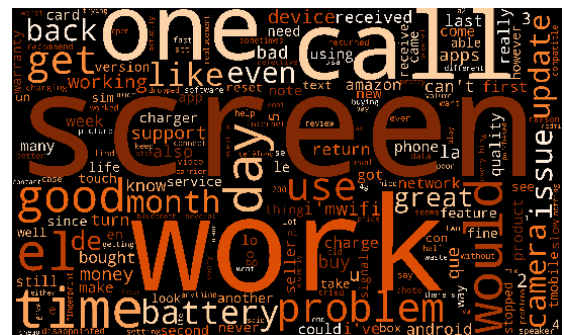
Table 2. Hasil pemodelan topik atas ulasan pengguna untuk produk *smartphone* Xiaomi.

Topik	Kata Kunci
1	<i>excelente excellent product price camera fast work screen good battery</i>

Topik	Kata Kunci
2	<i>good really price need quality using camera battery fast screen</i>
3	<i>work use time problem issue bought month day screen good</i>
4	<i>amazing android quality camera screen price good great fast best</i>
5	<i>muy el la excelente android screen love product far price</i>
6	<i>great product feature work fast camera month price ve quality</i>
7	<i>money buy price come great better bought screen fast camera</i>
8	<i>best far better ve price phone fast battery day work</i>
9	<i>like device thing phone camera screen apps work good great</i>
10	<i>love nice battery life fast great camera good day screen</i>



Gambar 7. *Wordcloud* untuk ulasan positif atas produk *smartphone* produksi Xiaomi



Gambar 8. *Wordcloud* untuk ulasan negatif atas produk *smartphone* produksi Xiaomi

4. Kesimpulan

Penggunaan text mining untuk analisis *voice of customer* dari data review produk pengguna *smartphone* pada *online marketplace* telah berhasil dilakukan pada penelitian ini. Tahapan pertama dari analisis *voice of customer* adalah ekstraksi topik pada ulasan pengguna *smartphone* yang dilakukan dengan teknik *topic modeling*

menggunakan algoritma *Latent Dirichelet Allocation* (LDA). Selanjutnya *sentiment analysis* diaplikasikan untuk mengetahui kecenderungan opini pengguna, dari topik-topik yang teridentifikasi. Dalam penelitian ini, *sentiment analysis* dilakukan dengan *framework* VADER.

Dari hasil akuisisi data yang dilakukan serta analisis topik dan sentimen dengan menggunakan text mining, dalam penelitian ini analisis voice of customer telah berhasil dilakukan terhadap tiga brand produk smartphone. Dua produk smartphone adalah yang memiliki ulasan terbanyak yakni Samsung dan Apple, serta satu produk smartphone yang memiliki rating tertinggi yakni Xiaomi. Dengan menggunakan *topic modeling* dan *sentiment analysis*, kata kunci-kata kunci dari setiap topik pembicaraan kemudian divisualisasikan dengan menggunakan *wordcloud* yang dikategorikan dalam setiap sentimennya.

5. Acknowledgement

Penelitian ini didanai oleh Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat (DRPM) Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset dan Teknologi (Kemdikbudristek) melalui Hibah Penelitian Peningkatan Kapasitas dengan skim Penelitian Dosen Pemula (PDP) tahun 2021.

References

- Bashir, N., Papamichail, K. N., & Malik, K. (2017). Use of social media applications for supporting new product development processes in multinational corporations. *Technological Forecasting and Social Change*, 120, 176-183.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *the Journal of machine Learning research*, 3, 993-1022.
- Hickman, L., Thapa, S., Tay, L., Cao, M., & Srinivasan, P. (2020). Text preprocessing for text mining in organizational research: Review and recommendations. *Organizational Research Methods*, 1094428120971683.
- Hidayanti, I., Herman, L. E., & Farida, N. (2018). Engaging customers through social media to improve industrial product development: the role of customer co-creation value. *Journal of Relationship Marketing*, 17(1), 17-28.
- Hutto, C., & Gilbert, E. (2014, May). Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* (Vol. 8, No. 1).
- 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. *Multimedia Tools and Applications*, 78(11), 15169-15211.
- Jiao, Y., Wu, Y., & Lu, Q. S. (2020). Improving the performance of customer participation in new product development: the moderating effect of social media and firm capabilities. *Asian Journal of Technology Innovation*, 1-21.
- Karami, A., Lundy, M., Webb, F., & Dwivedi, Y. K. (2020). Twitter and research: a systematic literature review through text mining. *IEEE Access*, 8, 67698-67717.
- Kherwa, P., & Bansal, P. (2020). Topic modeling: a comprehensive review. *EAI Endorsed transactions on scalable information systems*, 7(24).
- Lai, S., Liu, K., He, S., & Zhao, J. (2016). How to generate a good word embedding. *IEEE Intelligent Systems*, 31(6), 5-14.
- Liu, F., & Deng, Y. (2020). Determine the number of unknown targets in Open World based on Elbow method. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 29(5), 986-995.
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams engineering journal*, 5(4), 1093-1113.
- Mikolov, T., Grave, E., Bojanowski, P., Puhersch, C., & Joulin, A. (2017). Advances in pre-training distributed word representations. *arXiv preprint arXiv:1712.09405*.
- Rautela, S., & Virani, S. (2019). Leveraging Social Media for Customer Participation in New Product Development-A Conceptual Framework. *Annual Research Journal of Symbiosis Centre for Management Studies*, 7, 15-27.
- Salloum, S. A., Al-Emran, M., Monem, A. A., & Shaalan, K. (2017). A survey of text mining in social media: facebook and twitter perspectives. *Adv. Sci. Technol. Eng. Syst. J*, 2(1), 127-133.
- Sandor, L., Midura, J., Abedin, S., Ingber, G., Pederson, M., Sander, T., & Flower, A. (2018). Social media in product development. In *2018 Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS)* (pp. 88-93). IEEE.
- Wu, L., Yen, I. H., Xu, K., Xu, F., Balakrishnan, A., Chen, P. Y., & Witbrock, M. (2018). Word Mover's Embedding: From Word2Vec to Document Embedding. In *EMNLP 2018: Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Association for Computational Linguistics.
- Zhao, R., & Mao, K. (2017). Fuzzy bag-of-words model for document representation. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 26(2), 794-804.