

ANALISIS SENTIMEN PERSEPSI MASYARAKAT TERHADAP APLIKASI E-DAGANG

Metha A/P Kumaran

*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi,
Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

Abstrak

Peningkatan penggunaan aplikasi e-dagang secara atas talian telah menyebabkan kekeliruan dalam kalangan pengguna dalam memilih dan menentukan aplikasi e-dagang yang terbaik dan dapat dipercayai. Banyak faktor yang mempengaruhi sentimen pengguna terhadap aplikasi e-dagang, termasuk kejadian jenayah siber, kualiti produk, layanan pascapembelian dan lain-lain. Hal ini menyebabkan pengguna sering meluahkan pengalaman mereka melalui media sosial seperti Twitter, baik dalam bentuk pujian mahupun kritikan terhadap produk atau layanan yang mereka terima. Kajian ini akan melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi e-dagang yang terdapat di Twitter. Model pembangunan kajian ini melibatkan pengumpulan data ulasan pengguna dari Twitter dengan kata kunci yang ditentukan seperti pengurusan penghantaran (*shipping*), harga (*price*), pembungkusan (*packaging*) dan penghantaran (*delivery*) menggunakan pakej Twint. Ulasan yang dikumpulkan akan melalui fasa pra pemrosesan untuk mempersiapkannya bagi fasa analisis sentimen. Selanjutnya, aplikasi TextBlob, Vader dan Transformer Pipeline akan digunakan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan dan dikategorikan menjadi sentimen positif atau negatif. Kajian ini membuktikan, teknik TextBlob adalah lebih baik untuk mengenalpasti sentiment. Akhirnya, hasil kajian ini akan dipaparkan dalam bentuk antarmuka yang dapat diakses dan memudahkan pengguna untuk membuat perbandingan aplikasi e-dagang dengan cepat, mudah dan membuat keputusan pembelian yang lebih bijaksana. Hal ini akan membantu pengguna dalam membuat keputusan pembelian yang lebih terinformasi dan cerdas. Selain itu, pemilik aplikasi e-dagang juga dapat

menggunakan hasil kajian ini untuk meningkatkan kualiti produk dan layanan mereka, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi sentimen pengguna secara positif atau negatif.

Kata kunci: analisis sentimen, e-dagang, TextBlob, VADER, TWINT, Twitter

Pengenalan

Perubahan drastik dalam teknologi maklumat telah menciptakan konsep perniagaan baru di mana pembeli dan penjual berinteraksi secara maya tanpa perlu bertemu secara bersemuka atau melihat barang secara fizikal. Aplikasi e-dagang menjadi platform di mana pembelian dan penjualan produk dan perkhidmatan dilakukan secara dalam talian. Contoh-contoh aplikasi e-dagang termasuk Shopee, Lazada, GoShop, Mudah, Lelong, Shein dan Zalora. Sentimen pengguna terhadap aplikasi e-dagang dipengaruhi oleh pelbagai faktor dan ulasan mereka di media sosial seperti Twitter memberi gambaran tentang pandangan mereka terhadap produk atau perkhidmatan yang diterima.

Penggunaan aplikasi e-dagang secara dalam talian semakin meningkat dalam era digital ini, tetapi banyak pengguna menghadapi kesulitan dalam memilih aplikasi yang terbaik dan boleh dipercayai. Isu-isu seperti jenayah siber, kualiti produk dan perkhidmatan selepas pembelian yang buruk juga mempengaruhi persepsi pengguna terhadap aplikasi e-dagang. Oleh itu, kajian ini akan menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi e-dagang yang terdapat di Twitter menggunakan analisis teks dan pemprosesan bahasa semula tabii.

Objektif kajian ini adalah mengumpulkan ulasan mengenai aplikasi e-dagang dari Twitter dengan menggunakan kata kunci tertentu, melakukan analisis sentimen berdasarkan fitur-fitur tertentu menggunakan kaedah seperti TextBlob, VADER dan Transformer Pipeline, membandingkan hasil analisis sentimen berdasarkan fitur-fitur dan kaedah yang dipilih serta membangunkan antaramuka untuk memaparkan maklumat analisis sentimen yang telah dikumpulkan.

Kajian ini akan berfokus pada analisis sentimen dan persepsi masyarakat terhadap aplikasi e-dagang di Twitter pada tahun 2022. Aplikasi e-dagang yang dipilih untuk kajian ini adalah Shopee, Lazada, Amazon, Taobao dan Zalora. Data yang digunakan dalam kajian ini adalah dalam bahasa Inggeris dan analisis sentimen akan difokuskan pada fitur pengurusan penghantaran, harga, pembungkusan dan penghantaran aplikasi e-dagang.

Terdapat kajian literatur yang relevan yang telah dilakukan oleh penyelidik-penyelidik sebelum ini. Kajian oleh Yuxing Qi dan Zahratu Shabrina (2023) membandingkan dua pendekatan analisis sentimen terhadap data Twitter: pendekatan leksikon dan pembelajaran mesin. Hasil menunjukkan pembelajaran mesin mengatasi pendekatan leksikon dalam ketepatan, menunjukkan keupayaan untuk menangkap konteks dan menyesuaikan diri dengan domain yang berbeza. Kajian tersebut menekankan pentingnya memilih kaedah yang sesuai berdasarkan objektif kajian dan ciri data yang ada. Seterusnya, kajian oleh Huaqian He, Guijun Zhou dan Shuang Zhao (2022) bertumpukan kepada analisis sentimen pengalaman pengguna terhadap produk e-dagang menggunakan kaedah analisis gabungan. Mereka menggabungkan beberapa teknik analisis sentimen dan algoritma pembelajaran mesin untuk menilai sentimen pelanggan berkenaan produk e-dagang berdasarkan ulasan dan maklum balas. Kajian tersebut memberikan wawasan mendalam mengenai sentimen dan keutamaan pengguna terhadap produk e-dagang, dan kaedah analisis gabungannya menawarkan pendekatan yang komprehensif dan tepat dalam mengendalikan sentimen yang kompleks. Kajian tersebut memberi sumbangan yang bernilai dalam memahami pengalaman pengguna dalam konteks pembelian dalam talian. Kemudian, kajian oleh Yang, Li & Li, Ying, Wang, Jin dan Sherratt Robert (2020) berfokus pada analisis sentimen ulasan produk e-dagang dalam Bahasa Cina menggunakan leksikon sentimen dan pembelajaran mendalam. Penyelidikan tersebut bertujuan untuk menganalisis sentimen dalam ulasan produk e-dagang dalam Bahasa Cina dengan menggunakan kedua-dua pendekatan tersebut. Data ulasan produk e-dagang dalam Bahasa Cina dikumpul dan algoritma pembelajaran mendalam digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan kepada positif, negatif atau neutral. Penggunaan

leksikon sentimen membantu mengekstrak fitur penting dalam teks ulasan, manakala penggunaan jaringan saraf berdasarkan pembelajaran dalam membantu dalam analisis sentimen. Hasil kajian menunjukkan bahawa pendekatan gabungan ini memberikan hasil analisis sentimen yang baik dalam ulasan produk e-dagang dalam Bahasa Cina. Kajian tersebut memberikan sumbangan penting dalam memahami sentimen dan preferensi pengguna serta meningkatkan kefahaman tentang pengalaman pelanggan dalam konteks e-dagang. Seterusnya, kajian yang dilakukan oleh Sarlan, Aliza, Nadam, Chayanit, Basri dan Shuib (2014) menitikberatkan analisis sentimen data Twitter. Tujuan kajian tersebut adalah untuk menganalisis sentimen yang diungkapkan dalam tweet di platform Twitter. Teknik analisis sentimen digunakan untuk mengklasifikasikan tweet ke dalam kategori sentimen positif, negatif atau netral. Kajian tersebut mengkaji pelbagai ciri dan algoritma pembelajaran mesin untuk mencapai klasifikasi sentimen yang tepat. Penyelidikan tersebut juga meneroka cabaran dan kelemahan analisis sentimen pada teks yang pendek dan tidak formal seperti tweet. Hasil kajian tersebut memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang analisis sentimen dalam konteks Twitter dan memberikan pandangan mengenai keberkesanan teknik-teknik dan algoritma yang berbeza dalam mengklasifikasikan sentimen. Akhirnya, kajian yang dilakukan oleh Vishal A. Kharde dan S.S. Sonawane (2016) memberi tumpuan kepada tinjauan terhadap teknik-teknik yang digunakan dalam analisis sentimen data Twitter. Kajian tersebut bertujuan untuk memberikan gambaran dan analisis mengenai pelbagai teknik yang digunakan dalam analisis sentimen data Twitter. Pelbagai pendekatan termasuk kaedah berdasarkan leksikon, algoritma pembelajaran mesin dan pendekatan hibrid dikaji untuk menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen dalam tweet. Penyelidikan tersebut membincangkan cabaran dan kelemahan analisis sentimen pada data Twitter, termasuk kependekan tweet, penggunaan bahasa tidak formal dan kehadiran bunyi dan sindiran. Penulis menyajikan penilaian prestasi pelbagai teknik dan memberikan pandangan mengenai kekuatan dan kelemahan setiap pendekatan. Hasil tinjauan tersebut memberikan pemahaman mengenai teknik-teknik analisis sentimen yang khusus digunakan dalam data Twitter. Kajian tersebut menjadi sumber berharga bagi

penyelidik dan praktisi dalam bidang analisis sentimen dengan memberikan gambaran menyeluruh mengenai teknik-teknik yang sedia ada dan keberkesannya dalam menganalisis sentimen di Twitter.

Kajian ini akan menggunakan Model Klasifikasi Sentimen (*Sentiment Classification Model*). Pengumpulan data merupakan fasa pertama bagi metodologi ini di mana data akan dikumpulkan dari Twitter menggunakan pakej pengestrakan data TWINT dengan kata kunci yang ditentukan untuk tahun 2022. Seterusnya, fasa pra-pemrosesan data di mana data yang dikumpulkan akan dibersihkan dan disimpan dalam format csv untuk analisis lebih lanjut. Selepas itu, fasa analisis sentimen. Dalam fasa ini, analisis sentimen akan dilakukan menggunakan alat seperti TextBlob, VADER dan Transformer Pipeline dan kaedah dengan nilai ketepatan tertinggi akan dipilih. Akhirnya, fasa pembentangan hasil analisis. Hasil analisis akan divisualisasikan dalam bentuk grafik dan WordCloud di Google Colab serta dalam bentuk infografik pada antaramuka yang dibangunkan.

Laporan ini akan terdiri daripada beberapa bahagian yang akan membincangkan proses analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi e-dagang di Twitter. Laporan ini bermula dengan pengenalan. Bahagian ini akan memberikan gambaran keseluruhan tentang laporan dan membincangkan latar belakang projek, permasalahan kajian, objektif kajian, skop kajian, metodologi kajian, kajian literatur serta manfaat projek ini kepada bidang ilmu dan industri yang berkaitan. Seterusnya, bahagian metodologi kajian. Bahagian metodologi kajian adalah bahagian yang penting dalam laporan ini, kerana ia menerangkan kaedah dan langkah-langkah yang akan digunakan untuk melaksanakan kajian ini. Kemudian, keputusan dan perbincangan. Bahagian ini akan memberi tumpuan kepada perbincangan dan interpretasi hasil analisis sentimen. Ia akan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi sentimen pengguna terhadap aplikasi e-dagang dan membincangkan implikasi hasil kajian terhadap perniagaan dan pengembangan aplikasi e-dagang di masa depan. Akhirnya, laporan ini akan disimpulkan dengan bahagian kesimpulan yang merangkumi kesimpulan dan penemuan utama yang diperoleh daripada kajian ini. Ia akan menyimpulkan hasil analisis sentimen

dan memberikan pandangan ringkas tentang implikasi keseluruhan terhadap industri e-dagang dan bidang ilmu yang berkaitan.

Secara keseluruhannya, hasil kajian ini memberi manfaat kepada industri e-dagang dengan menyediakan pemahaman yang lebih mendalam mengenai sentimen dan pandangan pengguna. Ia membolehkan syarikat untuk meningkatkan perkhidmatan, membangunkan produk yang lebih baik dan meningkatkan kepuasan pengguna. Selain itu, sumbangan kepada bidang ilmu bahasa tabii membuka peluang untuk perkembangan teknologi dan aplikasi di masa depan. Dengan demikian, projek ini mempunyai potensi untuk mempengaruhi pembangunan industri dan perkembangan ilmu pengetahuan yang berkaitan.

Metodologi Kajian

Model metodologi yang akan digunakan dalam kajian ini adalah Model Klasifikasi Sentimen (*Sentiment Classification Model*). Model Klasifikasi Sentimen merupakan proses automatik untuk mengidentifikasi sentimen dalam teks dan memberi label positif, negatif atau neutral berdasarkan emosi yang diekspresikan oleh pengguna. Dalam kajian ini, jenis Model Klasifikasi Sentimen yang akan digunakan adalah Analisis Sentimen Berdasarkan Aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis*). Model ini mudah difahami dan digunakan dalam proses analisis sentimen. Model Klasifikasi Sentimen ini terdiri dari empat fasa, iaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan data, analisis sentimen dan hasil keputusan.

Pengumpulan data dilakukan melalui aplikasi Twitter menggunakan alat pengestraksi data TWINT dan dataset yang dikumpulkan terdiri daripada tweet-tweet dari 1 Januari 2022 hingga 31 Disember 2022. TWINT memudahkan proses pengestrakan data pengguna Twitter, seperti cicipan dan informasi pengikut tanpa perlu menggunakan Twitter API. TWINT tidak menghadkan jumlah data yang boleh diekstrak berbanding penggunaan Twitter API yang menghadkan 3200 data terbaru.

Hal ini membantu dalam mendapatkan dataset yang besar untuk menghasilkan hasil yang baik. Dengan menganalisis tweet dari tahun 2022, kajian ini bertujuan untuk mendapatkan pandangan terkini mengenai isu-isu semasa, cabaran dan sentimen yang diungkapkan oleh pengguna berkaitan aplikasi e-dagang. Jadual 1 menunjukkan menunjukkan jumlah dataset yang dikumpul secara terperinci.

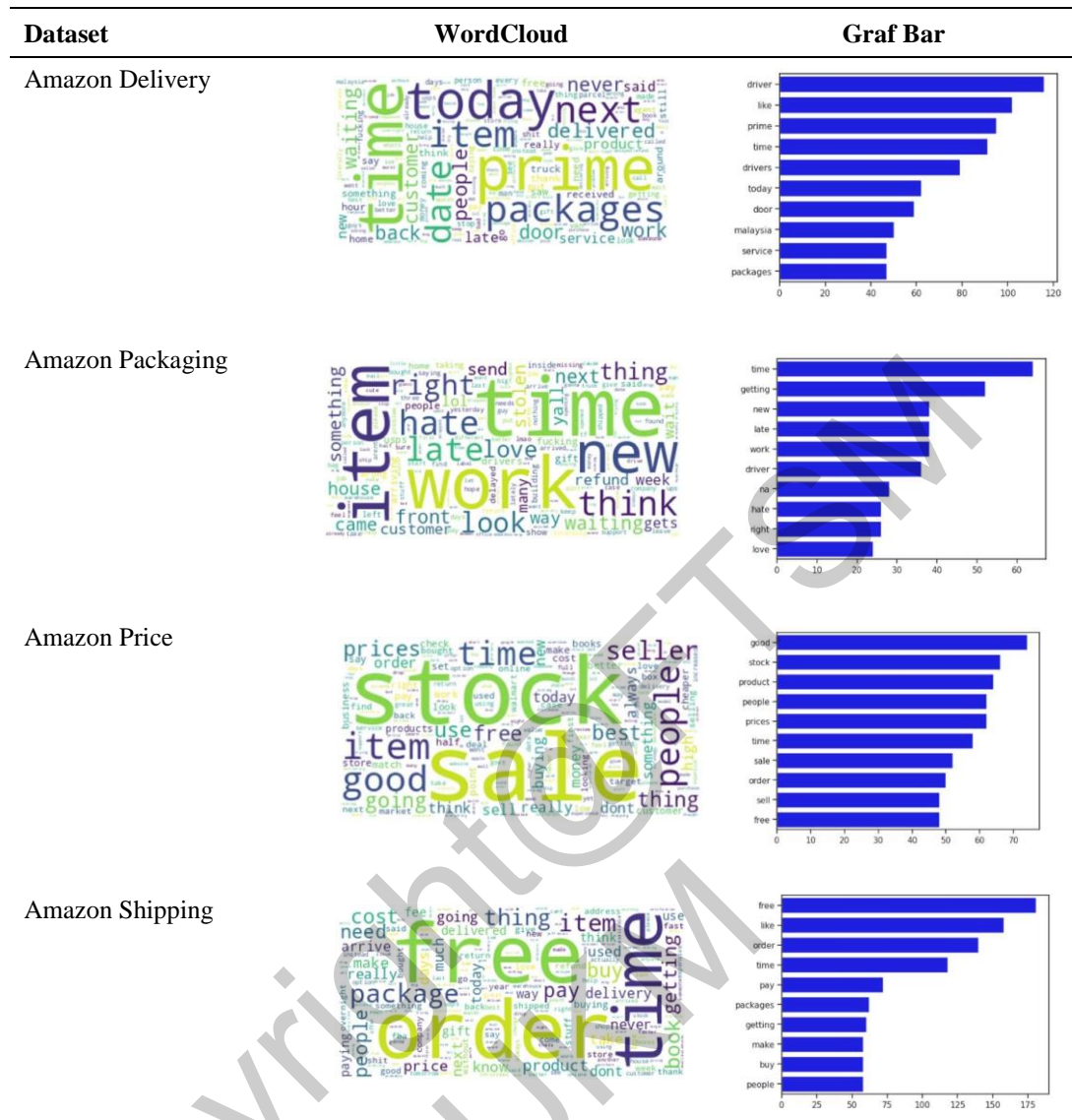
Aplikasi / Kata Kunci	Delivery	Packaging	Price	Shipping	Jumlah
Shopee	4077	4340	7286	5368	21070
Lazada	1034	406	631	1878	3949
Amazon	992	1014	1288	1438	4732
Taobao	141	157	156	245	699
Zalora	148	352	241	205	946

Jadual 1 Jadual menunjukkan jumlah dataset yang dikumpul secara terperinci

Fasa pra pemrosesan data melibatkan pembersihan dataset dengan menghapuskan URL, hashtag, emoji, dan emotikon serta menapis data berbahasa Inggeris. Data yang digunakan dalam kajian ini adalah dalam bahasa Inggeris kerana kajian ini akan menggunakan aplikasi sentimen khusus untuk Bahasa Inggeris sahaja. Data yang telah dibersihkan akan digunakan untuk fasa analisis sentimen. Sentimen dataset akan ditentukan menggunakan TextBlob, VADER dan Transformer Pipeline. Kaedah Textblob dimulakan dengan membina sebuah fungsi yang akan mengira nilai subjektiviti dan polariti dataset. Kemudian fungsi tersebut akan diaplikasikan dengan menggunakan dataset yang dibersihkan, nilai subjektivi dan polariti bagi setiap data akan disimpan dalam dua lajur yang baharu. Dengan menggunakan nilai polariti sentiment bagi setiap data dikenalpasti. Contohnya, jika teks tersebut mengandungi nilai polariti kurang daripada 0 ia akan dilabelkan sebagai sentiment negatif, lebih daripada 0 akan dilabelkan sebagai sentiment positif dan selain itu akan dilabel sebagai neutral. Selepas itu, jumlah data dalam setiap sentimen dikenalpasti. Seterusnya, kaedah VADER dimulakan dengan memuat turun fitur VADER. Fungsi VADER dipanggil dan diimplementasikan pada dataset dan hasil outputnya iaitu kebarangkalian dataset yang diberikan menjadi positif, negatif dan neutral serta nilai kompaun disimpan dalam sebuah lajur baharu.

Akhirnya, kaedah Transformer digunakan. Kaedah ini akan mengenali label data iaitu positif atau negatif serta nilainya antara 0 hingga 1. Kaedah ini dimulakan dengan memuat turun fitur transformer pipeline dan menetapkan jenis pipeline yang akan digunakan pada dataset ini. Fungsi transformer pipeline diimplementasi dan hasil outputnya disimpan dalam sebuah lajur baharu bagi setiap data. Sentimen bagi setiap data dilabelkan dalam lajur baharu secara manual. Jumlah data bagi setiap sentimen dikenalpasti. Kemudian, nilai ketepatan semua ketiga-tiga kaedah ditentukan. Akhirnya kaedah yang mempunyai nilai ketepatan yang tinggi akan dipilih sebagai keputusan yang muktamad bagi fasa berikut.

Akhirnya, hasil keputusan akhir akan divisualisasikan dalam bentuk grafik seperti WordCloud dan graf bar yang mengandungi 10 perkataan yang paling banyak digunakan dalam dataset serta frekuensinya untuk setiap aplikasi e-dagang dan juga dalam format infografik dalam antaramuka yang akan dibangunkan untuk memudahkan pemahaman dan perbandingan. Antara output yang akan ditunjukkan pada antaramuka tersebut ialah klasifikasi kandungan korpus berkenaan aplikasi e-dagang mengikut kata kunci, aplikasi dan secara keseluruhan serta membentang nilai sentimen dalam positif bagi setiap kata kunci untuk setiap aplikasi e-dagang dalam bentuk infografik yang menarik. Pengguna dapat melihat analisis sentimen setiap aplikasi e-dagang dan membandingkannya dalam satu antarmuka secara mudah dan pantas.



Jadual 2 Wordcloud dan graf bar frekuensi perkataan bagi Amazon

Keputusan dan Perbincangan

Selepas menimplementasikan ketiga-tiga kaedah analisis sentimen, jumlah bilangan data bagi setiap sentimen dikenalpasti. Jadual 3, Jadual 4 dan Jadual 5 menunjukkan bilangan sentiemen positif dan negatif yang dikenal pasti oleh setiap kaedah.

Aplikasi	Kata Kunci	Bilangan Sentimen Negatif	Bilangan Sentimen Positif
Shopee	<i>Delivery</i>	501	1788
	<i>Price</i>	583	2774
	<i>Packaging</i>	462	1694

	<i>Shipping</i>	403	2962
Lazada	<i>Delivery</i>	191	475
	<i>Price</i>	70	279
	<i>Packaging</i>	85	168
Amazon	<i>Shipping</i>	131	1163
	<i>Delivery</i>	287	341
	<i>Price</i>	272	634
Zalora	<i>Packaging</i>	278	310
	<i>Shipping</i>	362	635
	<i>Delivery</i>	30	53
Taobao	<i>Price</i>	44	125
	<i>Packaging</i>	49	116
	<i>Shipping</i>	15	138
	<i>Delivery</i>	33	45
	<i>Price</i>	45	78
	<i>Packaging</i>	25	46
	<i>Shipping</i>	67	81

Jadual 3 Jadual menunjukkan hasil keputusan analisis sentimen oleh *Textblob*

Aplikasi	Kata Kunci	Bilangan Sentimen Negatif	Bilangan Sentimen Positif
Shopee	<i>Delivery</i>	920	1598
	<i>Price</i>	895	3260
	<i>Packaging</i>	1126	1845
	<i>Shipping</i>	620	3181
Lazada	<i>Delivery</i>	230	459
	<i>Price</i>	193	268
	<i>Packaging</i>	102	166
	<i>Shipping</i>	152	1219
Amazon	<i>Delivery</i>	334	406
	<i>Price</i>	314	680
	<i>Packaging</i>	390	322
	<i>Shipping</i>	422	680
Zalora	<i>Delivery</i>	34	51
	<i>Price</i>	57	101
	<i>Packaging</i>	60	139
	<i>Shipping</i>	28	144
Taobao	<i>Delivery</i>	33	60
	<i>Price</i>	36	68

<i>Packaging</i>	41	52
<i>Shipping</i>	74	80

Jadual 4 Jadual menunjukkan hasil keputusan analisis sentimen oleh VADER

Aplikasi	Kata Kunci	Bilangan Sentimen Negatif	Bilangan Sentimen Positif
Shopee	Delivery	3503	595
	Price	6814	472
	Packaging	3836	504
	Shipping	4652	716
Lazada	Delivery	733	301
	Price	544	87
	Packaging	302	104
	Shipping	1654	224
Amazon	Delivery	709	283
	Price	1010	278
	Packaging	800	214
	Shipping	1089	349
Zalora	Delivery	91	57
	Price	180	61
	Packaging	195	157
	Shipping	112	93
Taobao	Delivery	109	32
	Price	203	42
	Packaging	108	49
	Shipping	203	42

Jadual 5 Jadual menunjukkan hasil keputusan analisis sentimen oleh transformer pipeline

Setelah menentukan nilai ketepatan bagi setiap kaedah, Textblob menunjukkan kaedah yang paling tepat bagi kajian ini dengan peratusan ketepatan 91%. Dalam kajian ini, kaedah TextBlob menunjukkan nilai ketepatan tertinggi berbanding dengan VADER dan Transformer Pipeline mungkin disebabkan oleh beberapa faktor. TextBlob menggunakan model bahasa yang berfokus

pada Bahasa Inggeris dan kajian ini juga menggunakan dataset yang dalam Bahasa Inggeris. Oleh itu, keupayaan bahasa model TextBlob yang telah disesuaikan dengan Bahasa Inggeris mungkin memberikannya kelebihan dalam menganalisis sentimen teks yang ditulis dalam bahasa tersebut.

Selain itu, Twitter adalah platform media sosial yang unik dengan gaya penulisan yang singkat dan padat, menggunakan jargon, singkatan dan emosi yang kuat. Model seperti VADER dan Transformer Pipeline mungkin tidak cukup dioptimumkan untuk data Twitter yang boleh menyebabkan ketepatan analisis sentimen yang lebih rendah. TextBlob dengan fokusnya pada leksikon dan fitur bahasa khususnya mungkin lebih sesuai dalam menangani sifat data Twitter. Kemudian, VADER dan Transformer Pipeline adalah kaedah analisis sentimen yang lebih kompleks dan bergantung kepada pembelajaran mesin. Penggunaan model yang lebih kompleks ini memerlukan sumber daya yang lebih besar dan hasilnya mungkin dipengaruhi oleh banyak faktor seperti saiz dataset dan konfigurasi model. TextBlob sebagai pendekatan yang lebih ringkas mungkin lebih mudah diimplementasikan dan memberikan hasil yang lebih konsisten.

Hasil kajian ini memiliki beberapa implikasi yang relevan kepada bidang ilmu dan industri yang terkait dengan analisis sentimen dan e-dagang, terutama dalam konteks data Twitter. Penemuan bahwa kaedah TextBlob menunjukkan nilai ketepatan tertinggi dalam menganalisis sentimen tweet di Twitter dapat memberikan dorongan kepada para penyelidik untuk menggunakan pendekatan ini dalam analisis sentimen data Twitter. Ini dapat membantu meningkatkan kualiti dan ketepatan analisis sentimen, terutama jika data dalam Bahasa Inggris dan terdiri dari teks yang ringkas dan tidak formal seperti tweet. Selain itu, kajian ini menunjukkan potensi penggunaan data Twitter untuk memahami pengalaman pengguna terhadap produk atau layanan e-dagang. Twitter menyediakan platform di mana pengguna dengan sukarela berbagi pandangan dan ulasan mereka. Analisis sentimen atas data Twitter dapat membantu pemilik e-dagang memahami kepuasan pelanggan dan meningkatkan kualiti produk dan layanan mereka. Secara keseluruhan, hasil kajian ini memberikan sumbangan bagi bidang ilmu analisis sentimen dan industri e-dagang dengan

memberikan pandangan tentang kaedah yang efektif untuk menganalisis sentimen data Twitter. Implikasi ini dapat membantu meningkatkan pemahaman terhadap pengalaman pengguna dan membawa kepada peningkatan kualiti layanan dan produk dalam industri e-dagang.

Terdapat juga beberapa kekurangan dalam kajian ini. Antara cadangan penambahbaikan bagi kajian ini adalah penggunaan data bahasa yang berbeza. Kajian ini telah difokuskan pada analisis sentimen data Twitter dalam Bahasa Inggriss sahaja. Cadangan untuk kajian masa depan adalah memperluas skop analisis ke bahasa lain yang banyak digunakan dalam platform media sosial, seperti Bahasa Cina, Bahasa Korea dan Bahasa Melayu. Analisis sentimen multibahasa akan memberikan wawasan yang lebih luas dan mendalam tentang pengalaman pengguna dari berbagai wilayah dan budaya. Selain Twitter, ada banyak platform media sosial lain seperti Facebook, Instagram dan Reddit yang menyediakan data yang berharga untuk analisis sentimen. Kajian masa depan dapat memfokuskan pada analisis sentimen di platform media sosial ini dan membandingkan hasilnya dengan data Twitter untuk melihat apakah ada perbezaan dalam sentimen yang dinyatakan oleh pengguna di platform yang berbeza. Kemudian, kajian ini menggunakan data tweet dari seluruh tahun 2022. Namun, analisis sentimen dapat menjadi dinamik seiring berjalannya waktu. Kajian masa depan dapat mengeksplorasi sentimen temporal dengan menganalisis perubahan sentimen dari waktu ke waktu, misalnya selama peristiwa. Dengan mengambil pendekatan-pendekatan ini, kajian masa depan dapat melengkapi dan memperkaya pemahaman tentang analisis sentimen data Twitter dan menghasilkan wawasan yang lebih mendalam dan beragam dalam konteks pengalaman pengguna dan industri e-dagang.

Kesimpulan

Kajian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dan persepsi masyarakat terhadap aplikasi e-dagang di Twitter menggunakan Model Klasifikasi Sentimen Berasaskan Aspek. Penyelidikan ini dilakukan untuk mengatasi kekeliruan dalam kalangan pengguna dalam memilih aplikasi e-dagang

yang terbaik dan dapat dipercayai. Banyak faktor yang mempengaruhi sentimen pengguna terhadap aplikasi e-dagang, termasuk jenayah siber, kualiti produk, layanan pascapembelian dan lain-lain. Oleh itu, analisis sentimen diperlukan untuk mengidentifikasi aplikasi e-dagang yang mendapat sentimen positif, negatif atau neutral dan memahami faktor-faktor yang mempengaruhi sentimen tersebut. Objektif kajian yang ditetapkan telah dicapai. Kajian ini berjaya mengumpulkan ulasan pengguna aplikasi e-dagang dari Twitter, melakukan analisis sentimen berdasarkan fitur-fitur tertentu dan membentuk antaramuka untuk memaparkan maklumat analisis sentimen. Dengan mencapai objektif ini, kajian ini memberi pemahaman yang lebih baik tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi e-dagang dan membolehkan pengguna membuat keputusan pembelian yang lebih informasi.

Hasil kajian ini memberi impak kepada bidang ilmu aplikasi e-dagang dan industri e-dagang secara keseluruhan. Penemuan mengenai aspek pengurusan penghantaran, pembungkusan penghantaran dan harga produk yang mempengaruhi sentimen pengguna dapat digunakan oleh pembekal dan pengendali aplikasi e-dagang untuk meningkatkan perkhidmatan dan produk mereka. Kajian ini tidak terlepas daripada kelemahan. Salah satu kelemahan adalah fokus kepada aplikasi e-dagang yang telah dipilih. Kajian akan lebih lengkap jika melibatkan aplikasi e-dagang lain untuk mendapatkan gambaran yang lebih komprehensif tentang persepsi pengguna secara menyeluruh. Cadangan untuk kajian masa hadapan adalah melibatkan lebih banyak kaedah analisis sentimen dan dataset dari sumber yang berbeza untuk memperluas cakupan kajian. Kesimpulan kajian ini menyatakan bahawa persepsi pengguna terhadap aplikasi e-dagang dipengaruhi oleh beberapa aspek.

Hasil kajian memberikan wawasan yang penting bagi industri e-dagang dalam meningkatkan perkhidmatan dan produk mereka. Meskipun kajian ini memenuhi objektif yang ditetapkan, ia mempunyai kelemahan dan ada ruang untuk peningkatan pada masa hadapan. Kesimpulannya, analisis sentimen ulasan pengguna dapat memberi sumbangan penting kepada pemahaman kita tentang persepsi masyarakat terhadap aplikasi e-dagang.

Penghargaan

Pertama sekali, saya bersyukur kepada Tuhan kerana memberi saya kesihatan yang baik dan kebolehan untuk menyiapkan kajian ini dengan sempurna. Saya bersyukur kerana dapat menyiapkan kajian ini dalam tempoh yang ditetapkan. Selain itu, saya ingin merakam ribuan terima kasih kepada penyelia saya, Dr. Lailatul Qadri Zakaria atas bimbingan, teguran, tenaga dan tunjuk ajar yang diberi sepanjang pelaksanaan kajian ini.

Sekalung penghargaan saya tujukan buat semua kakitangan dan pensyarah Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat (FTSM), Univerditi Kebangsaan Malaysia (UKM) sama ada secara langsung atau tidak langsung membantu dalam proses menyiapkan projek ini. Penghargaan ini juga ditujukan kepada anggota keluarga saya kerana sentiasa memberi motivasi dan kata-kata semangat untuk menyiapkan kajian saya ini terutamanya ibu saya, Puan Amutha Kittan Krishnan dan ayah saya, Encik Kumaran Ramasamy. Akhir sekali, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada rakan-rakan saya yang selalu meluangkan masa untuk membantu saya dalam menyiapkan kajian ini. Tanpa mereka saya mungkin tidak dapat mencapai matlamat sehingga detik ini.

RUJUKAN

Ankthon. GeeksforGeeks. *Retrieved from Python | Sentiment Analysis using VADER:*

<https://www.geeksforgeeks.org/python-sentiment-analysis-using-vader/> [October 7 2021].

Brownlee, J. *A Gentle Introduction to the Bag-of-Words Model. Retrieved from Machine Learning*

Mastery: <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-bag-words-model/>

[August 7 2019].

Chandra R & Krishna A. 2021. *COVID-19 sentiment analysis via deep learning during the rise of*

novel cases. PLoS ONE 16(8): e0255615. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255615>

- Dany Pratmanto. 2020. *App Review Sentiment Analysis Shopee Application In Google Play Store Using Naive Bayes Algorithm*. Journal of Physics Conference Series. STMIK Nusa Mandiri Jakarta, Indonesia. DOI: 10.1088/1742- 6596/1641/1/012043
- Fakhrezi, Muhamad & Rochim, Adian & Nugraheni, Dinar. (2023). *Comparison of Sentiment Analysis Methods Based on Accuracy Value Case Study: Twitter Mentions of Academic Article*. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi). 7. 161-167. 10.29207/resti.v7i1.4767.
- Huaqian He, Guijun Zhou & Shuang Zhao (2022). *Exploring E-Commerce Product Experience Based on Fusion Sentiment Analysis Method*.
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9919154>
- Jain, S. Analytics Vidhya. Retrieved from *Natural Language Processing for Beginners: Using TextBlob*: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/02/natural-language-processing-for-beginners-using-TextBlob/> [February 11 2018].
- Jin Zhou & Jun-min Ye. 2020. *Sentiment analysis in education research: a review of journal publications, Interactive Learning Environments*, DOI: 10.1080/10494820.2020.1826985
- Lin, Ju-Kuo MD, Chien, Tsair-Wei, Yeh, Yu-Tsen, Ho, Sam Yu-Chieh, Chou, Willy. 2022. *Using sentiment analysis to identify similarities and differences in research topics and medical subject headings (MeSH terms) between Medicine (Baltimore) and the Journal of the Formosan Medical Association (JFMA) in 2020*. A bibliometric study. *Medicine* 101(11):e29029. DOI: 10.1097/MD.00000000000029029
- Mirsa K & Smija D. 2018. *Sentiment Analysis on Textual Reviews*. IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 396 012020
- Qi, Y., Shabrina, Z. *Sentiment analysis using Twitter data: a comparative application of lexicon- and machine-learning-based approach*. Soc. Netw. Anal. Min. 13, 31 (2023).
<https://doi.org/10.1007/s13278-023-01030-x>

Sakshi R & Mishra S. 2020. *Comparative Sentiment Analysis of App Reviews*. Tesis.

Jabatan Sains Komputer dan Aplikasi, Universiti Utkal, India.

Sangeeta Panigrahi, Saarim Momin, Pooja Patil, Prof Prachi Kshirsagar (2017): *Sentiment Analysis of Application Reviews On Google Playstore*. International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology. ISSN : 2456-3307

Sarlan, Aliza & Nadam, Chayanit & Basri, Shuib. (2014). *Twitter sentiment analysis*. 212-216. 10.1109/ICIMU.2014.7066632.

Selva Prabhakaran. *Lemmatization Approaches with Examples Python*.

<https://www.machinelearningplus.com/nlp/lemmatization-examples-python/> [October 2022].

Vishal A. *Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques*. Kharde Department of Computer Engg, Pune Institute of Computer Technology, Pune University of Pune (India)
S.S. Sonawane Department of Computer Engg, Pune Institute of Computer Technology, Pune University of Pune (India)

Shahul, E. *Sentiment Analysis in Python: TextBlob vs Vader Sentiment vs Flair vs Building It From Scratch*. Neptune.Ai. <https://neptune.ai/blog/sentiment-analysis-python-TextBlob-vs-vader-vs-flair> [November 12 2021].

Sothesan A/L Pubalan. 2022. *Analisis Sentimen Persepsi Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Menggunakan Pembelajaran Mesin*. Tesis Memperoleh Ijazah Sarjanamuda Sains Komputer Dengan Kepujian, Fakulti Teknologi Sains dan Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia.

Top 10 Ecommerce & Online Shopping Sites in Malaysia [2020 Updated]. Marketing Signal Lab. <https://marketingsignallab.com/top-ecommerce-sites-in-malaysia/> [23 Februari 2020]

Understanding TF-IDF (TermFrequency-Inverse Document Frequency).

<https://www.geeksforgeeks.org/understanding-tf-idf-term-frequency-inverse-document-frequency/> [July 5 2022].

Vishal A. Kharde & S.S. Sonawane. (2016) *Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques*. chrome-

extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1601/1601.06971.pdf>

Yang, Li & Li, Ying & Wang, Jin & Sherratt, Robert. (2020). *Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning*. IEEE Access. 8. 1-1. 10.1109/ACCESS.2020.2969854.

Zhou Gui Zhou. 2022. *Research on Sentiment Analysis Model of Short Text Based on Deep Learning*. *Scientific Programming*, vol. 2022, Article ID 2681533.

<https://doi.org/10.1155/2022/2681533>

Metha A/P Kumaran (A181390)
Dr. Lailatul Qadri Zakaria
Fakulti Teknologi & Sains Maklumat,
Universiti Kebangsaan Malaysia