

# Aspect-Based Sentiment Analysis pada Ulasan E-Commerce dengan Metode Support Vector Machine untuk Mendapatkan Informasi Sentimen dari Beberapa Aspek

Hansen Gunawan Sulistio, Andreas Handojo

Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Kristen Petra

Jl. Siwalankerto 121 – 131 Surabaya 60236

Telp. (031) – 2983455, Fax. (031) – 8417658

E-Mail: [hansengun388@gmail.com](mailto:hansengun388@gmail.com), [handojo@petra.ac.id](mailto:handojo@petra.ac.id)

## ABSTRAK

Di zaman globalisasi ini, semua aktifitas masyarakat mulai menggunakan teknologi untuk mempermudah kegiatan sehari-hari. Salah satu bentuk kegiatan digitalisasi yang paling berdampak adalah kegiatan jual beli online seperti penggunaan *platform* Tokopedia dan Shopee. Adanya fitur review pada tempat jual beli online (*e-commerce*) menjadi salah satu faktor pendukung meningkatnya transaksi online masyarakat. Banyaknya masyarakat yang mulai menerapkan kegiatan jual beli online pada kehidupan sehari-hari mengakibatkan meningkatnya pula jumlah *review* di *e-commerce*. Jumlah ulasan yang banyak menyebabkan calon pembeli kesusahan untuk mereview sebuah produk yang akan dibeli. Faktor yang menentukan pengalaman berbelanja setiap individu berbeda-beda sehingga ulasan dan *rating* yang diberikan setiap individu pada sebuah produk atau toko beragam. Hal ini mempengaruhi rata-rata *rating* sebuah produk atau toko sehingga rata-rata *rating* pada sebuah produk belum tentu mewakili kualitas produk tersebut. Untuk mengatasi masalah ini, penulis membuat sebuah sistem dimana calon pembeli dan penjual akan dimudahkan untuk menilai sebuah aspek suatu produk.

Sistem yang dibuat penulis menunjukkan beberapa aspek yang sekiranya krusial bagi pembeli dan penjual dalam membaca sebuah ulasan, seperti aspek umum, akurasi, kualitas, pelayanan, pengiriman, kemasan, dan harga menggunakan metode *Support Vector Machine*. Pada aspek-aspek tersebut, sistem yang dibuat akan menunjukkan sentimen-sentimen pada ulasan yang sudah ditulis pembeli seperti sentimen positif, negatif, maupun netral. Selain menunjukkan sentimen dari aspek-aspek sebuah produk, sistem ini juga menunjukkan aspek mana yang paling mempengaruhi *rating* pada produk, aspek yang paling sering dibicarakan, aspek apa yang paling banyak dinilai positif dan negatif. Hasil dari skripsi menunjukkan bahwa aspek yang sering dibicarakan adalah aspek kualitas. Aspek umum, akurasi, kualitas, pelayanan, pengiriman, dan kemasan mempengaruhi nilai *rating* pada sebuah *rating* produk sedangkan aspek harga tidak mempengaruhi sebuah *rating* produk. Dibandingkan dengan *platform* Shopee, ulasan positif yang ditulis di Tokopedia lebih banyak daripada ulasan di Shopee.

**Kata Kunci:** *Aspect-Based Sentiment Analysis, E-commerce, Support Vector Machine*

## ABSTRACT

*In this era of globalization, all people's activities are starting to use technology to facilitate their daily activities. One of the most impactful forms of digitization activities is online buying and selling activities such as the use of the Tokopedia and Shopee platforms. The existence of a review feature on online buying and*

*selling places (e-commerce) is one of the factors supporting the increase in people's online transactions. The number of people who have started to implement online buying and selling activities in their daily lives has resulted in an increase in the number of reviews on e-commerce. The large number of reviews makes it difficult for potential buyers to review a product to be purchased. The factors that determine the shopping experience of each individual are different so that the reviews and ratings given by each individual on a product or store vary. This affects the average rating of a product or store so that the average rating on a product does not necessarily represent the quality of the product. To overcome this problem, the author makes a system where prospective buyers and sellers will be facilitated to assess an aspect of a product.*

*The system created by the author shows several aspects that are crucial for buyers and sellers in reading a review, such as general aspects, accuracy, quality, service, delivery, packaging, and price using the Support Vector Machine method. In these aspects, the system created will show sentiments on reviews that have been written by buyers such as positive, negative, or neutral sentiments. In addition to showing the sentiments of aspects of a product, this system also shows which aspects affect the product rating the most, the aspects that are most frequently discussed, what aspects are most rated positively and negatively. The results of the thesis show that the aspect that is often discussed is the quality aspect. General aspects, accuracy, quality, service, delivery, and packaging affect the rating value on a product rating while the price aspect does not affect a product rating. Compared to the Shopee platform, there are more positive reviews written on Tokopedia than reviews on Shopee.*

**Keywords:** *Aspect-Based Sentiment Analysis, E-commerce, Support Vector Machine*

## 1. PENDAHULUAN

Dalam *e-commerce* ulasan produk dan *rating* produk merupakan bagian yang krusial karena hal tersebut menjadi salah satu tolak ukur pengguna dalam memilih produk maupun toko. *Rating* pada *e-commerce* tidak dapat mewakili penilaian sebuah produk atau toko secara sepenuhnya karena *rating* tidak spesifik untuk menilai sebuah aspek. Tetapi dengan adanya *review* pada *e-commerce*, Pembeli dapat memberikan opini tentang berbagai aspek dari pengalaman pembelian suatu produk pada Toko Online yang bersangkutan. Ulasan tersebut bisa saja memberikan opini positif, negatif, maupun netral dan terkadang ulasan yang diberikan oleh pembeli biasanya spesifik menuju ke aspek-aspek tertentu seperti pelayanan, harga, ekspedisi dan lain-lain. Ada 7 aspek yang sangat berperan penting dalam menggambarkan reputasi pada toko online atau seller di antaranya adalah “*Item as described*”,

“Communication”, “Shipping time”, “Shipping and handling charges”, “packaging”, “price”, dan “service” [5].

Contoh dari komentar seperti “Respon dan pengiriman cepat, barang bagus dan lengkap sesuai harga” memiliki aspek yang berkaitan tentang pelayanan, pengiriman, kualitas, akurasi, dan harga dimana secara berurutan aspek-aspek tersebut mendapatkan sentimen positif, positif, positif, positif dan positif. Dimana hal tersebut layak untuk mendapatkan *rating* atau bintang 5. Untuk contoh ulasan seperti “Packagingnya Bagus Tebal dan Aman. Hanya Saja *Tempered Glass* Kurang Presisi.” yang memiliki aspek *packaging* dan kualitas secara berturut turut memiliki sentimen positif dan negatif tidak layak untuk mendapatkan *rating* atau bintang yang sempurna. Ada juga penelitian yang sudah dilakukan untuk menentukan aspek apa saja dan sentimennya bagaimana. Tetapi sayangnya penelitian tersebut masih cukup kurang luas, karena hanya menggunakan data berupa ulasan dari produk laptop saja. Jadi penelitian tersebut hanya menghasilkan aspek dan sentimen tentang spesifikasi laptop seperti ketahanan baterai, kecepatan *operating system*, dan seterusnya [2].

## 2. PENELITIAN SEBELUMNYA

Penelitian sebelumnya pernah dilakukan sebatas penentuan sentimen review yang sebenarnya. Penentuan yang dimaksud adalah seperti *review* yang tidak berhubungan dengan *rating* seperti contoh : *Rating* 5; *Review* “Barang sangat Buruk” ataupun sebaliknya [6] jadinya penelitian tersebut menghasilkan data yang sudah “bersih” dari kesalahan *review* ataupun *rating* tanpa memberikan informasi sentimen dari aspek-aspek tertentu seperti yang ditawarkan oleh penelitian ini. Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk menganalisa sentimen, diantaranya adalah *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* ( SVM ). Pada penelitian ini penulis memilih metode analisa sentimen menggunakan *Support Vector Machine* karena memiliki akurasi yang cukup tinggi [14]. Pada penelitian milik Devi pada tahun 2016 [2] juga menggunakan SVM sebagai classifier pada penelitiannya. *Classifier* SVM digunakan untuk mengklasifikasikan beberapa *set vector* yang isinya berupa beberapa aspek dan kalimat ulasan. Performa akurasi yang dihasilkan SVM sebesar 88,16%.

## 3. DATASET

Pada *dataset* untuk penelitian ini, distribusi data berasal dari 50 *link* produk *web* Tokopedia dan sebanyak 50 *link* produk dari *web* Shopee. Dari *link* produk tersebut dapat dilakukan pengambilan ulasan dan dilakukan *tokenizing* kalimat untuk memisahkan kalimat ulasan yang telah diambil. pembagian data meliputi Aspek Umum Positif sebanyak 1345 kalimat, Netral 483 kalimat, dan Negatif 391 kalimat dengan total kalimat untuk Aspek umum sebanyak 2219 kalimat. Selanjutnya Aspek Akurasi dengan distribusi sentimen diantaranya Positif sebanyak 648 kalimat, Netral sebanyak 75 kalimat dan Negatif sebanyak 716 kalimat dengan total kalimat pada Aspek Akurasi sebesar 1439. Dilanjutkan dengan Aspek Kualitas dengan sentimen Positif sebanyak 3453 kalimat, Netral 704 kalimat dan Negatif sebanyak 1199 kalimat dengan total kalimat Aspek Kualitas sebanyak 5356. Selanjutnya ada Aspek Pelayanan dengan distribusi sentimen Positif sebanyak 589, Netral 21 kalimat, dan Negatif 200 kalimat dengan demikian total kalimat Aspek Pelayanan berjumlah 810 kalimat. Kemudian ada Aspek Pengiriman dengan jumlah sentimen Positif sebanyak 740 kalimat, Netral sebanyak 36 kalimat, dan Negatif 222 Kalimat dengan arti total kalimat Aspek Pengiriman berjumlah 998 kalimat. Dilanjutkan dengan kemasan dengan total kalimat sebanyak 998 kalimat dengan distribusi kalimat sentimen Positif sebanyak 581 kalimat, Netral sebanyak 61 Kalimat, dan

Negatif sebanyak 356 kalimat. Dan yang terakhir Aspek Harga dengan distribusi sentimen Positif sebesar 758 kalimat, Netral sebesar 41 kalimat, dan Negatif sebesar 69 dengan total kalimat Aspek Harga berjumlah 868 kalimat..

## 4. METODE

### 4.1 Ulasan

Menurut Kumar [6] *Review* atau ulasan merupakan kunci utama dalam memahami kebutuhan pembeli dan mendapatkan *feedback* untuk mengimprovisasi kualitas agar mendapatkan pendapatan lebih.

### 4.2 Rating Produk

*Rating* suatu produk biasanya dibentuk oleh *e-commerce* berbentuk bintang yang dimana semakin tinggi bintangnya menandakan produk tersebut bagus begitu pula sebaliknya. Situasi *False Positif* yang artinya memberikan komentar buruk tetapi *rating* bagus atau sebaliknya bisa membuat pengguna merasa kesulitan ketika ingin mempertimbangkan dalam pembelian suatu produk. *Rating* seperti itu membuat pelanggan menjadi bingung [6].

### 4.3 Aspect-based Sentiment Analysis

*Aspect-based Sentiment Analysis* atau ABSA adalah subarea dari *opinion mining* yang dapat memungkinkan untuk memperoleh informasi yang lebih dalam yaitu tentang aspek yang dimaksud oleh pengguna dari *mining reviews*. Tujuan pendekatan menggunakan ABSA terbagi menjadi 2 tahapan, diantaranya adalah *filtering statements* dan *extracting sentiments* [11]. ABSA bisa menentukan aspek yang dimaksud dalam sebuah data, selain itu ABSA juga dapat menentukan sentimen dari aspek yang bersangkutan [10].

### 4.4 Support Vector Machine

Menurut Vapnik [1] *Support Vector Machine* adalah metode yang cocok untuk mempelajari fungsi dari set *training data* yang memiliki label. Klasifikasi dari *Support Vector Machine* juga mendapatkan hasil yang menjanjikan dalam *text classification*. Dalam melakukan *text classification*, *Support Vector Machine* mendapatkan performa yang bagus secara konsisten dibanding dengan metode lainnya. Dengan kemampuan *Support Vector Machine* yang dapat menggeneralisasi *feature spaces* yang banyak, *Support Vector Machine* mengeliminasi kebutuhan untuk *feature selection* yang dimana membuat pengaplikasian *text categorization* menjadi lebih mudah. Kelebihan *Support Vector Machine* yang lainnya dibanding metode lainnya adalah *Support Vector Machine* memiliki sifat yang kokoh [4].

### 4.5 Analysis Of Variance

Metode Anova atau *Analysis Of Variance* adalah metode analisis statistik yang dikembangkan oleh R.A Fisher dan yang umum digunakan dalam penelitian. Anova menguji hipotesis statistik untuk mengambil kesimpulan berdasarkan sekelompok data. Landasan Anova adalah menguji pernyataan pada suatu kelompok data apakah sekelompok data tersebut memiliki kesamaan atau tidak. Sama seperti metode analisis statistik lainnya, ada istilah uji dan tolak  $H_0$ . Uji  $H_0$  sendiri artinya menguji  $H_0$  dengan cara mengambil sampel secara acak dari kelompok data dan menentukan variabel-variabel. Jika variabel yang ditentukan berbeda untuk berbagai kondisi maka uji statistiknya tolak  $H_0$ . Penentuan uji statistik juga dapat dilihat dari nilai p-value atau nilai probabilitas dengan cara memilih nilai persentase tertentu. Seperti contoh menentukan nilai probabilitas yang lebih rendah dari 5%

dengan arti tingkat kepercayaan dari sebuah uji statistik sebesar 95% [9].

## 4.6 Tokenization

*Tokenization* adalah proses potong memotong kalimat dari sebuah dokumen teks menjadi potongan kata kata atau karakter yang sesuai dengan keperluan. Nantinya pemecahan kalimat dan kata dilakukan berdasarkan spasi yang ada di dalam kalimat. Di tahapan *Tokenization* juga perlu menghilangkan karakter tanda baca dan mengubah semua kata menjadi huruf kecil (*lowercase*). Potongan potongan tersebut dikenal dengan *token* [3].

## 4.7 Stopwords Removal

*Stopwords Removal* merupakan proses yang menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna dan tidak diperlukan. Karakteristik pemilihan *stopword* biasanya kata yang memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi seperti kata penghubung, contohnya “dan”, “atau”, “tapi”, “sehingga”, dan yang lainnya. Tujuan dari *stopwords removal* menghilangkan kata kata yang tidak memiliki makna dan tidak berguna bagi sistem sehingga dapat meningkatkan performa dan kecepatan proses. *Stopword* termasuk penentu, konjungsi, proposisi dan sejenisnya [7].

## 4.8 Stemming

*Stemming* adalah proses pemetaan varian morfologi yang berbeda dari kata-kata ke dalam kata umum/basis atau proses ini dikenal juga *conflation*. Kata atau istilah yang memiliki *stem* biasanya memiliki arti yang sama, proses *stemming* digunakan untuk mengambil informasi yang berguna untuk meningkatkan kinerja sistem. Selain itu *stemming* juga dapat melakukan pengindeksan yang dimana akan mengurangi ukuran atau jumlah dari file indeks [12]. Bahasa Indonesia cukup rumit untuk mencapai root word dari suatu kata, karena kata-kata bahasa Indonesia memiliki beragam variasi imbuhan sehingga memiliki tantangan tersendiri untuk mencapai root word [13].

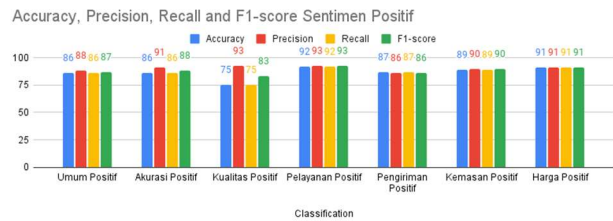
## 4.9 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* adalah metode tradisional yang tepat untuk klasifikasi dimana aspek yang direferensikan dapat ditetapkan sebagai kelas tunggal, dan ukuran akurasi dihitung berdasarkan proporsi area yang proses pengelasannya benar [10]. *Confusion Matrix* biasanya memiliki informasi tentang klasifikasi sebenarnya dan prediksi klasifikasi yang dibentuk oleh sistem klasifikasi. *Confusion Matrix* berguna untuk melakukan evaluasi performa sistem klasifikasi dengan cara menggunakan data yang ada pada matrix [8].

## 5. PENGUJIAN

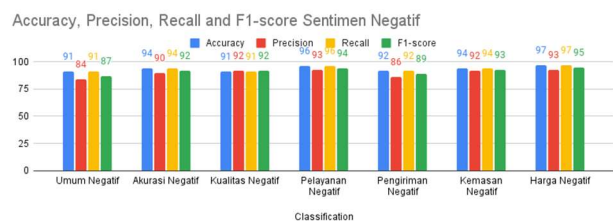
### 5.1 Pengujian Model

Pada subbab ini dilakukan pengujian 21 model yang telah dibuat oleh sistem dari *dataset* yang ada. Model diuji dengan jumlah *datatest* sebanyak 2000 data atau kalimat yang telah melewati tahap *labeling*. Selanjutnya *datatest* diuji dengan membandingkan *datatest* asli dengan *datatest* hasil prediksi dari model yang telah dibuat oleh sistem. Pembandingan dan validasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*. Dari hasil *confusion matrix* nantinya dapat dilihat nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Penjelasan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* setiap masing-masing model dapat dilihat dari grafik *classification report*.



**Gambar 1. Grafik Classification Report Aspek bersentimen Positif**

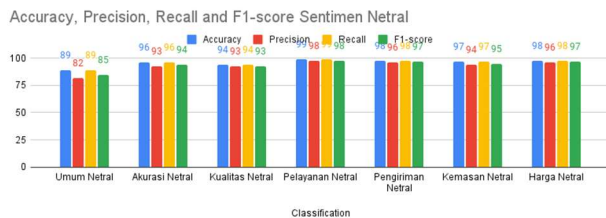
Pada Gambar 1, dapat dilihat distribusi dari model aspek yang memiliki sentimen positif. Untuk aspek umum positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86%, nilai *precision* 88%, *recall* sebesar 86% dan *f1-score* sebesar 87%. Sedangkan aspek akurasi positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86%, nilai *precision* 91%, *recall* sebesar 86% dan *f1-score* sebesar 88%. Selanjutnya aspek akurasi positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86%, nilai *precision* 91%, *recall* sebesar 86% dan *f1-score* sebesar 88%. Aspek kualitas positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 75%, nilai *precision* 93%, *recall* sebesar 75% dan *f1-score* sebesar 83%. Dimana model kualitas positif adalah model yang memiliki akurasi terendah dari model aspek yang memiliki sentimen positif. Kemudian aspek pelayanan positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92%, nilai *precision* 93%, *recall* sebesar 92% dan *f1-score* sebesar 93%. Dimana model pelayanan positif merupakan model yang memiliki nilai akurasi tertinggi dibandingkan dengan aspek yang memiliki sentimen positif. Ada juga aspek pengiriman positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87%, nilai *precision* 86%, *recall* sebesar 87% dan *f1-score* sebesar 86%. Selanjutnya aspek pelayanan positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 89%, nilai *precision* 90%, *recall* sebesar 89% dan *f1-score* sebesar 90%. Dan ada aspek harga positif dapat dilihat bahwa model yang dihasilkan dan diuji menggunakan data test menghasilkan tingkat akurasi sebesar 91%, nilai *precision* 91%, *recall* sebesar 91% dan *f1-score* sebesar 91%.



**Gambar 2. Grafik Classification Report Aspek bersentimen Negatif**

Pada Gambar 2, dapat dilihat distribusi dari model aspek yang memiliki sentimen negatif. Aspek umum yang bersentimenkan negatif memiliki model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 91%, *precision* sebesar 84%, *recall* sebesar 91%, dan nilai *f1-score* sebesar 87%. Aspek akurasi yang bersentimenkan negatif memiliki model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 94%, *precision* sebesar

90%, *recall* sebesar 94%, dan nilai *f1-score* sebesar 82%. Aspek kualitas yang bersentimentkan negatif memiliki model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 91%, *precision* sebesar 92%, *recall* sebesar 91%, dan nilai *f1-score* sebesar 92%. Selanjutnya ada Aspek umum yang bersentimentkan negatif model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 96%, *precision* sebesar 93%, *recall* sebesar 96%, dan nilai *f1-score* sebesar 94%. Aspek pengiriman yang bersentimentkan negatif memiliki model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 92%, *precision* sebesar 86%, *recall* sebesar 92%, dan nilai *f1-score* sebesar 89%. Kemudian Aspek kemasan yang bersentimentkan negatif memiliki model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 94%, *precision* sebesar 92%, *recall* sebesar 94%, dan nilai *f1-score* sebesar 93%. Aspek harga yang bersentimentkan negatif memiliki model dengan hasil uji terhadap *datatest* dengan nilai *accuracy* sebesar 97%, *precision* sebesar 93%, *recall* sebesar 97%, dan nilai *f1-score* sebesar 95%. Dimana model harga negatif merupakan model yang memiliki nilai akurasi paling besar dibandingkan aspek yang memiliki sentimen negatif.



**Gambar 3. Grafik Classification Report Aspek bersentimen Netral**

Pada Gambar 3, dapat dilihat distribusi dari model aspek yang memiliki sentimen netral. Untuk data yang ditampilkan pada model untuk klasifikasi umum netral yang telah diuji, didapatkanlah nilai *accuracy* sebesar 89%, nilai *precision* sebesar 82%, untuk nilai *recall* sebesar 89% dan untuk *f1-score* sebesar 85%. Dengan data yang ada, model umum netral merupakan model dengan nilai akurasi paling rendah jika dibandingkan dengan model yang memiliki sentimen netral. Untuk data yang ditampilkan pada model untuk klasifikasi akurasi netral yang telah diuji, didapatkanlah nilai *accuracy* sebesar 96%, nilai *precision* sebesar 93%, untuk nilai *recall* sebesar 96% dan untuk *f1-score* sebesar 94%. Untuk data yang ditampilkan pada model untuk klasifikasi kualitas netral yang telah diuji, didapatkanlah nilai *accuracy* sebesar 94%, nilai *precision* sebesar 93%, untuk nilai *recall* sebesar 93% dan untuk *f1-score* sebesar 93%. Kemudian Untuk data yang ditampilkan pada model untuk klasifikasi pelayanan netral yang telah diuji, didapatkanlah nilai *accuracy* sebesar 92%, nilai *precision* sebesar 86%, untuk nilai *recall* sebesar 92% dan untuk *f1-score* sebesar 89%. Aspek pelayanan netral yang memiliki sentimen netral adalah model yang memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi dibandingkan dengan nilai akurasi model lainnya. Untuk data yang ditampilkan pada model untuk klasifikasi pengiriman netral yang telah diuji, didapatkanlah nilai *accuracy* sebesar 97%, nilai *precision* sebesar 94%, untuk nilai *recall* sebesar 97% dan untuk *f1-score* sebesar 95%. Untuk data yang ditampilkan pada model untuk klasifikasi kemasan netral yang telah diuji, didapatkanlah nilai *accuracy* sebesar 98%, nilai

*precision* sebesar 96%, untuk nilai *recall* sebesar 98% dan untuk *f1-score* sebesar 97%.

Dari kesimpulannya nilai nilai dari gambar yang ada, dapat diketahui bahwa akurasi setiap model yang ada pada sistem ini memiliki nilai akurasi dengan rata rata sebesar 92%. Nilai akurasi model paling rendah dipegang oleh model kualitas positif dengan nilai akurasi 75%. Sedangkan untuk nilai akurasi model tertinggi dipegang oleh pelayanan netral dengan nilai akurasi sebesar 99%.

## 5.2 Pengujian Korelasi

Menggunakan *dataset* yang ada, dilakukan pengujian korelasi antara *rating* yang diberikan dengan ulasan yang dituliskan oleh pembeli pada suatu produk. *Rating* dan ulasan dikorelasikan dengan perhitungan aspek dan sentimen yang telah di *labeling*. Proses uji hipotesa untuk mencari korelasi *rating* dan ulasan menggunakan metode ANOVA. Hasil dari dataset yang di uji dengan ANOVA menghasilkan hasil *p-value* yang dapat dilihat pada Tabel 1

**Tabel 1. Hasil Pengujian ANOVA**

Aspek	<i>P-value</i>	Tolak $h_0$ ?
Umum	3.321213e-09	Iya
Akurasi	8.857981e-07	Iya
Kualitas	1.825539e-16	Iya
Pelayanan	2.969751e-03	Iya
Pengiriman	1.875001e-06	Iya
Kemasan	6.664264e-06	Iya
Harga	1.509677e-01	Tidak

Dari antara nilai *p-value* dari setiap aspek yang ada dapat dilihat nilai *p-value* terendah dimiliki oleh aspek kualitas dengan nilai *p-value* 1.825539e-16 yang dapat disimpulkan bahwa aspek kualitas merupakan aspek yang sangat signifikan menentukan atau menggambarkan nilai *rating* produk. Sedangkan nilai *p-value* yang dibawah nilai 0.05 tetapi yang paling mendekati dengan nilai *p-value* 0.05 dimiliki oleh aspek pelayanan dengan nilai 2.969751e-03 dimana artinya aspek tersebut signifikan dalam menentukan nilai *rating* produk tetapi tidak lebih signifikan dengan aspek lainnya seperti aspek umum, aspek akurasi, aspek kualitas, aspek pengiriman, dan aspek kemasan.

## 6. KESIMPULAN

Pada hasil Analisis Klasifikasi Sistem ditunjukan bahwa aspek yang paling banyak dibicarakan diantara *e-commerce* Shopee dan Tokopedia adalah Aspek Kualitas. Sedangkan jika dibandingkan sentimen antara *e-commerce* Shopee dan Tokopedia, dapat dilihat berdasarkan perbandingan persentase, Tokopedia memiliki jumlah sentimen positif dibandingkan dengan persentase sentimen pada *e-commerce* Shopee. Hasil prediksi dipengaruhi oleh beberapa kata yang tidak memiliki arti atau tidak baku sehingga mempengaruhi hasil prediksi. Kesalahan prediksi juga disebabkan oleh beberapa kata yang sangat bervariasi sehingga membuat data yang dilatih pada model berbeda dengan data yang diuji karena setiap ulasan produk memiliki kalimat yang berbeda. Karena adanya beberapa kekuarangan yang kurang optimal pada sistem ABSA *e-commerce* ini, maka sistem ini diperlukan pengembangan yang lebih lanjut untuk kedepannya.

## 7. SARAN

Untuk penelitian selanjutnya, dapat menyeimbangkan jumlah *dataset* yang digunakan untuk melatih model. Kemudian memperluas cakupan sistem untuk *e-commerce* lainnya. selanjutnya menambahkan variasi atau jenis produk untuk melatih model. Mencoba metode vektorisasi lainnya dan metode klasifikasi lainnya. Menambahkan algoritma *post tag* pada proses *preprocessing*. Memperluas kata kata singkatan untuk proses *normalization*. Dan menambahkan segmen bahasa untuk mengatasi ulasan yang memiliki sifat multi bahasa.

## 8. REFRENSI

- [1] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297. doi: <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- [2] Devi, D. N., Kumar, C. K., & Prasad, S. (2016, February). A feature based approach for sentiment analysis by using support vector machine. In 2016 IEEE 6th International Conference on Advanced Computing (IACC), 3-8. doi: 10.1109/IACC.2016.11.
- [3] Finkel, J. R., & Manning, C. D. (2009, August). Nested named entity recognition. In *Proceedings of the 2009 conference on empirical methods in natural language processing*, 141-150.
- [4] Joachims, T. (1998). Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. *European Conference on Machine Learning*, 1398, 137-142. <https://doi.org/10.1007/BFb0026683>
- [5] Lu, Y., Zhai, C., & Sundaresan, N. (2009). Rated aspect summarization of short comments. *WWW '09: Proceedings of the 18th international conference on World wide web*, 131-140. <https://doi.org/10.1145/1526709.1526728>
- [6] Raja, K., & Pushpa, S. (2017). Feature level review table generation for E-Commerce websites to produce qualitative rating of the products. *Future Computing and Informatics Journal*, 2, 118-124. <https://doi.org/10.1016/j.fcij.2017.09.002>
- [7] Riany, J., Fajar, M., & Lukman, M. P. (2016). Penerapan deep sentiment analysis pada angket penilaian terbuka menggunakan K-Nearest Neighbor. *SISFO Vol 6 No 1*, 6. doi: <https://doi.org/10.24089/j.sisfo.2016.09.011>
- [8] Santra, A., & Christy, J. (2012). Genetic Algorithm and Confusion Matrix for Document Clustering. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 9(1), 322-328.
- [9] Septiadi, A., & Ramadhani, W. K. (2020). Penerapan Metode Anova untuk Analisis Rata-rata Produksi Donat, Burger, dan Croissant pada Toko Roti Animo Bakery. *Bulletin of Applied Industrial Engineering Theory*, 1(2720-9628), 60-64.
- [10] Setiawan, G., Palit, H., & Setyati, E. (2019). Aspect Based Sentiment Analysis pada Layanan Umpan Balik Universitas dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Latent Semantic Analysis. *JURNAL INFRA*, 7(1), 170-174.
- [11] Somantri, O., & Apriliani, D. (2018). Support Vector Machine Berbasis Feature Selection Untuk Sentiment Analysis Kepuasan Pelanggan Terhadap Pelayanan Warung Dan Restoran Kuliner Kota Tegal. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(2355-7699), 537-547. [10.25126/jtiik.20185867](https://doi.org/10.25126/jtiik.20185867)
- [12] Tala, F. (2003). A study of stemming effects on information retrieval in Bahasa Indonesia.
- [13] Wahyudi, D., Susyanto, T., & Nugroho, D. (2017). Implementasi Dan Analisis Algoritma Stemming Nazief & Adriani Dan Porter Pada Dokumen Berbahasa Indonesia. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 15(2). <http://dx.doi.org/10.30646/sinus.v15i2.305>
- [14] Zhang, J., Jin, R., Yang, Y., & Hauptmann, A. (2003). Modified logistic regression: An approximation to SVM and its applications in large-scale text categorization. 888-895