

ANALISIS SENTIMEN *REVIEW CUSTOMER* TERHADAP LAPTOP ASUS DAN LAPTOP ACER MENGGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE*

CUSTOMER REVIEW SENTIMENT ANALYSIS OF ASUS AND ACER USING SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD

Eflin Trinova Limbong¹, Oktariani Nurul Pratiwi², Hilman Dwi Anggana³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

¹eflimbong@student.telkomuniversity.ac.id, ²onurulp@telkomuniveristy.co.id,

³hilmandwianggana@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pada masa pandemi covid 19 masyarakat bekerja dari rumah, belajar dari rumah, dan ibadah dari rumah. Sehingga banyak aktivitas yang harus dilakukan secara daring (online). Oleh karena itu dibutuhkan teknologi pendukungnya, salah satunya adalah laptop. Penelitian ini memilih melakukan analisis sentimen *review* konsumen pada laptop Asus dan laptop Acer. Penelitian ini berguna untuk mewangetahui sentimen pelanggan terhadap laptop Asus dan Acer pada media sosial Twitter dan menerapkan algoritma *Support Vector Machine*. Data diambil melalui API Twitter. Kemudian data akan diberi label sesuai sentimen dan aspeknya. Data akan di *preprocessing* kemudian data hasil *preprocessing* diberi bobot agar dapat diklasifikasi menggunakan *Support Vector machine*. Data akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dan menghasilkan rasio terbaik 70:30 untuk data Asus dan 80:20 untuk data Acer. Percobaan dilakukan dengan kernel *linear*, kernel *radial basis function* dan kernel *polynomial* kemudian dievaluasi dengan *confusion matrix* dan dilakukan validasi dengan *k fold cross validation*. Pada data Asus rasio terbaik 70:30 dengan akurasi terbaik kernel *radial basis function* rata-rata *Precision* 99%, *Recall* 99%, dan *F1-Score* sebesar 99% dan telah dilakukan validasi menghasilkan rata-rata 99.63%. pada data Acer rasio terbaik adalah 80:20 dengan akurasi terbaik kernel *polynomial* rata-rata *Precision* 100%, *Recall* 100%, dan *F1-Score* sebesar 100% dan telah dilakukan validasi menghasilkan rata-rata 99.6%.

Kata Kunci: Acer, Asus, Analisis Sentimen, *Confusion Matrix*, *Support Vector Machine*.

Abstract

During the COVID-19 pandemic, people work from home, study from home, and worship from home. So many activities must be done online (online). Therefore, supporting technology is needed, one of which is a laptop. This study chose to analyze consumer review sentiment on Asus laptops and Acer laptops. This research is useful for knowing customer sentiment towards Asus and Acer laptops on Twitter social media and applying the Support Vector Machine algorithm. Data is retrieved via the Twitter API. then the data will be labeled according to the sentiment and aspect. The data will be preprocessed then the preprocessed data will be weighted so that it can be classified using the Support Vector machine. The data will be divided into training data and testing data and produce the best ratio of 70:30 for Asus data and 80:20 for Acer data. Experiments were carried out with linear kernel, radial basis function kernel and polynomial kernel then evaluated by confusion matrix and validated with k fold cross validation. In Asus data, the best ratio is 70:30 with the best accuracy of the radial basis function kernel with an average of 99% Precision, 99% Recall, and 99% F1-Score and has been validated to produce an average of 99.63%. on Acer data the best ratio is 80:20 with the best accuracy polynomial kernel with an average of Precision 100%, Recall 100%, and F1-Score of 100% and validation has been carried out to produce an average of 99.6%.

Keywords: Acer, Asus, Sentiment Analysis, Confusion Matrix, Support Vector Machine.

I. Pendahuluan

Pada masa pandemi covid presiden Indonesia Jokowi dalam *konferensi pers* Istana Bogor pada 15 Maret 2020 menghimbau masyarakat untuk tetap bekerja dari rumah, belajar dari rumah, dan ibadah dari rumah. Himbauan tersebut mengakibatkan banyak aktivitas yang harus dilakukan secara daring (online). Diantara banyaknya alat pendukung teknologi aktivitas daring salah satunya adalah laptop. Direktur Riset Canalys, Rushabh Doshi mengatakan, pandemi menciptakan peluang yang signifikan bagi vendor PC atau laptop di tahun-tahun mendatang. Sebab, pandemi telah mengubah cara orang bekerja, belajar dan berkolaborasi. Salah satu indikator peningkatan pengiriman imbas kebijakan kerja jarak jauh dalam waktu yang panjang telah mendorong peningkatan pembelian PC atau laptop dalam jumlah yang signifikan. (Farli & Yorri, 2020). Diantara berbagai merek laptop peneliti memilih dua merek yang sering digunakan oleh para konsumen laptop, yaitu laptop Asus dan laptop Acer. Banyaknya opini dari pengguna Acer dan Asus di Twitter dapat digunakan untuk menggambarkan pandangan mereka terhadap kualitas laptop tersebut dan dapat mempengaruhi pandangan orang lain. Perusahaan perlu menerapkan analisis sentimen untuk mengkategorikan tweet ke dalam kelas positif atau negatif. Analisis sentimen adalah bidang ilmu yang mempelajari cara untuk melakukan analisis terhadap opini, pendapat, dan penilaian dari suatu pihak terhadap objek tertentu yang dapat berupa layanan, produk, pihak, dan isu tertentu. Analisis sentimen dapat diimplementasikan pada beberapa level yang berbeda, baik itu teks

yang berupa dokumen ataupun kalimat. (Adi & Hendry, 2021). Terdapat beberapa algoritma dalam melakukan analisis sentimen, salah satunya adalah *Support Vector Machine*. *Support Vector Machines* (SVM) adalah suatu metode yang bagus dalam menyelesaikan masalah klasifikasi data. Penggunaan model SVM mengolah data menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membentuk model SVM, nilai parameter bebasnya dipilih dari data awal. Kemudian model SVM yang dihasilkan digunakan untuk mengklasifikasi data *testing* (Sudarsono, Kasim, & Muhammad, 2019). Penelitian ini berguna untuk mengetahui sentimen pelanggan terhadap laptop Acer dan Asus pada media sosial Twitter, agar perusahaan Asus dan Acer dapat melihat bagaimana tingkat kepuasan masyarakat terhadap produk mereka, sehingga mereka dapat mengambil keputusan untuk inovasi sesuai dengan kebutuhan konsumen. Penelitian ini juga dapat memberikan informasi kepada konsumen laptop sebagai pertimbangan dalam memilih laptop Asus atau Acer.

II. Dasar Teori

II.1 Twitter

Twitter adalah layanan terbuka yang merupakan rumah bagi dunia orang, perspektif, ide, dan informasi yang beragam. Twitter dapat sebagai tempat untuk berkomunikasi dan terhubung melalui pertukaran pesan yang cepat dan sering. Pengguna *memposting* Tweet, yang dapat berisi foto, video, tautan, dan teks. Didalam twitter terdapat istilah tweet. Tweet adalah setiap pesan yang *diposting* ke Twitter dan dapat berisi foto, video, tautan, serta teks. Tweet dapat berisi teks hingga 280 karakter, 4 foto, GIF, atau video (twitter, 2021).

II.2 Teks *Preprocessing*

Tahap teks *preprocessing* dilakukan untuk *mengekstraksi* data yang menarik dan penting dari data teks yang tidak terstruktur (Widyastuti, 2019).

1. *Case Folding / Cleansing*, menghapus teks yang berisi beberapa format khusus seperti format angka dan format tanggal yang tidak digunakan pada proses selanjutnya.
2. *Tokenization*, yaitu proses mengubah dokumen teks yang berbentuk kalimat menjadi beberapa kata yang kemudian dilakukan penghapusan tanda baca, dan mengganti tab dan karakter yang bukan teks menjadi spasi tunggal.
3. *Stopword Removal*, yaitu proses menghapus kata tertentu yang terdapat pada dokumen atau kalimat.
4. *Stemming*, yaitu proses menghilangkan kata imbuhan yang tercantum pada kata tertentu, kemudian diubah menjadi kata dasar atau bentuk asli dari kata tersebut.

II.3 Pembobotan TF-IDF

TF-IDF terdiri dari dua istilah, yaitu *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). Kuantitas term yang muncul disebut sebagai *Term Frequency* (TF). Adapun *Inverse Document Frequency* (IDF) adalah banyaknya kemunculan sebuah term pada sebuah dokumen atau tweet yang tidak memiliki hubungan dengan topik sehingga menjadi kata yang tidak berbobot (Anshari, Setiawan, & Puspendari, 2019).

Untuk mendapatkan nilai TF – IDF dibutuhkan nilai idf_t . nilai idf_t dicari dengan persamaan (Santoso, Virginia, & Lukito, 2017)

$$Idf_t = \log_{10} (N/df_t) \quad (1)$$

Dimana df_t adalah jumlah dokumen yang mengandung suatu term dan N adalah total dokumen yang diuji.

$$TF - IDF = tf \times idf_t \quad (2)$$

II.4 Oversampling SMOTE

Ketidakseimbangan data terjadi jika jumlah objek suatu kelas data lebih banyak dibandingkan dengan kelas lain. Pengolahan algoritma yang tidak menghiraukan ketidakseimbangan data akan cenderung diliputi oleh kelas mayor dan mengacuhkan kelas minor (Barro, Sulvianti, & Afendi, 2013). Bila Metode *oversampling* berprinsip memperbanyak pengamatan secara acak, Metode SMOTE menambah jumlah data kelas minor agar setara dengan kelas mayor dengan cara membangkitkan data buatan. Metode SMOTE bekerja dengan mencari *k nearest neighbors* (yaitu ketetanggaan terdekat data sebanyak k) untuk setiap data di kelas minoritas, setelah itu dibuat data buatan sebanyak persentase duplikasi yang diinginkan antara data minor dan k-nearest neighbors yang dipilih secara acak (Siringoringo, 2018)

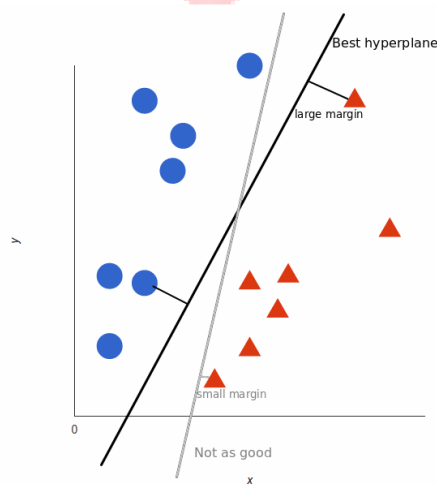
II.5 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah metode untuk menganalisis sebagian data untuk mengetahui emosi manusia. *Sentiment classification* (negatif atau positif) digunakan untuk memprediksi *sentiment polarity* berdasarkan data sentimen dari pengguna (Habibie, Budianti, & Ernawati, 2016). Analisis sentimen, sering digunakan oleh perusahaan, pemerintah, maupun bidang lainnya untuk mendeteksi sentimen dalam data sosial, mengukur reputasi merek, dan memahami pelanggan. (MonkeyLearn, 2021). analisis sentimen membantu memproses data dalam jumlah besar dengan cara yang *efisien* dan hemat biaya. Analisis sentimen juga dapat

melakukan analisis secara *real time*, hal ini dapat membantu untuk mengidentifikasi masalah secepat mungkin sehingga dapat segera mengambil tindakan. Analisis sentimen dapat memberi kriteria yang konsisten, sehingga dapat menerapkan kriteria yang sama untuk semua data dan membantu meningkatkan akurasi dan mendapatkan informasi yang lebih baik (MonkeyLearn, 2021).

II.6 Support Vector Machine

SVM adalah metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah class pada input space (Plaosan, 2021)



Gambar 1 Konsep Sederhana SVM

Konsep klasifikasi dengan SVM secara sederhana adalah sebagai usaha untuk mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input. *Hyperplane* (batas keputusan) pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur margin *hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang paling dekat ini disebut *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pelatihan pada SVM (Pamungkas, 2021).

Persamaan *hyperplane* dapat dirumuskan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (3)$$

Anggota \vec{x} yang termasuk dalam kelas plus (+) dapat dirumuskan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1 \quad (4)$$

Anggota \vec{x} yang termasuk dalam kelas minus (-) dapat dirumuskan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1 \quad (5)$$

Perumusan klasifikasi SVM:

$$\min f \|f\| + C \sum |1 - yif(xi)| \quad (6)$$

di mana C adalah parameter regulasi yang berfungsi menjadi kontrol dari margin serta misclassification (Furqan, Kurniawan, & HP, 2020) . dalam SVM terdapat fungsi kernel. Beberapa fungsi kerne yang populer yaitu Kernel *Linear*, Kernel *Radial Basis Function* (RBF), dan Kernel *Polynomial*.

II.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan suatu instrumen yang digunakan untuk mengevaluasi performa dari model klasifikasi yang telah dihasilkan (Adi & Hendry, 2021). Hasil representasi pada *Confusion Matrix* adalah sebagai berikut (Anshari, Setiawan, & Puspandari, 2019):

	<i>Actual Positive</i>	<i>Actual Negative</i>
<i>Predicted Positive</i>	TP	FP
<i>Predicted Negative</i>	FN	TN

Tabel 1 Struktur Confusion Matrix

untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score* adalah sebagai berikut (Anshari, Setiawan, & Puspandari, 2019)

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (7)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \times \text{presisi} \times \text{recall}}{\text{presisi} + \text{recall}} \quad (10)$$

II.8 K Fold Cross Validation

Cross-validation (CV) adalah metode statistik yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma dimana data dipisahkan menjadi dua subset yaitu data proses pembelajaran dan data validasi / evaluasi

IV. Analisis dan Perancangan

IV.1 Pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data teks dari pendapat konsumen terhadap laptop Asus dan Acer di media sosial Twitter. Penulis memilih 400 data yang cocok untuk setiap brand. Data yang cocok menurut penulis adalah teks yang tidak mengandung unsur tanda tanya, tidak merupakan *giveaway* dan tidak *spam*. Contoh data yang telah dikumpulkan adalah:

No	Data Teks Laptop Asus
1	@danessavalerie Asus aja nder. Zenbook atau vivobook juga boleh. tipis, cantik dan seksi
2	@ohshitmeeh Mkany jgan asus, keyboardnya suka bermasalah

Tabel 2 Contoh Data Teks Asus

No	data teks laptop acer
1	@subschfess ak acer aspire processor intel i3 inside hdd 1tb ram 4gb, pas beli baru dapet 6.5an, dh mw 3 tahun dipake awet kok, kalo mau beli yg i5 aja nanti nambah dikit lagi kok, ada slot ram tambahan juga
2	@convomfs acer nitro desain minim bodinya gede aja sisanya perfect

Tabel 3 Contoh Data Teks Acer

IV.2 Labeling Data

Data yang telah dikumpulkan, Selanjutnya diberi label positif atau negatif dan diberi aspek berupa harga produk, desain laptop dan *hardware/software* yang dimiliki oleh laptop Asus dan Acer. *Labeling* dilakukan secara manual dan berikut contoh *labeling* data:

No	Teks	Label	Aspek
1	@danessavalerie Asus aja nder. Zenbook atau vivobook juga boleh. tipis, cantik dan seksi	positif	desain
2	@ohshitmeeh Mkany jgan asus, keyboardnya suka bermasalah	negatif	hs

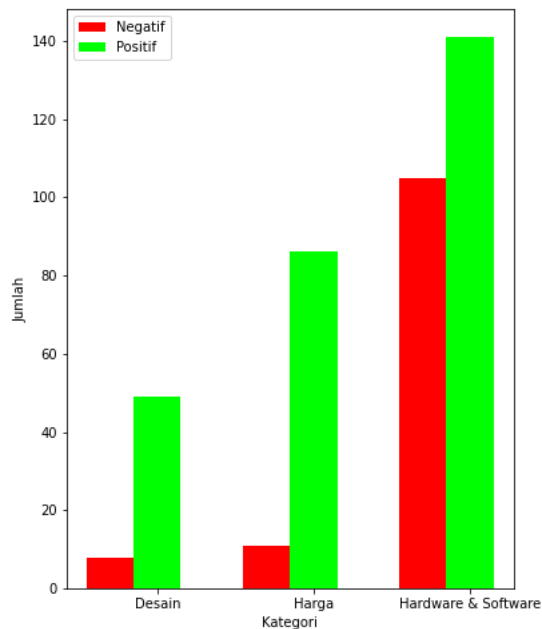
3	@lovelyxdj okayy makasiii yay, kyaknya mau beli asus vivobook tipis dan gak mahal	positif	Harga
---	---	---------	-------

Tabel 4 Contoh Labeling Data Asus

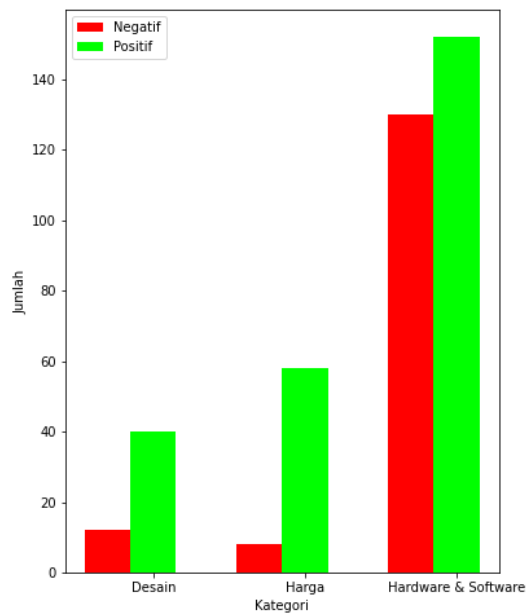
No	Teks	Label	Aspek
1	@subschfess ak acer aspire processor intel i3 inside hdd 1tb ram 4gb, pas beli baru dapet 6.5an, dh mw 3 tahun dipake awet kok, kalo mau beli yg i5 aja nanti nambah dikit lagi kok, ada slot ram tambahan juga	Positif	Hs
2	@convomfs acer nitro desain minim boudinya gede aja sisanya perfect	negatif	desain
3	@collegemfs Acer aspire 3 keyboardyya ada yg angka 12345 misah ditu dipinggir cocok keknya buat kamu cuma 5jutaan	positif	harga

Tabel 5 Contoh Labeling Data Acer

berikut ini adalah grafik dari jumlah label dan aspek dari data yang telah diambil:



Gambar 4 Sentimen Asus perkategori



Gambar 5 Sentimen Acer Perkategori

IV.3 Preprocessing Data

Data yang telah diambil kemudian harus dibersihkan karena masih dianggap sebagai data kotor. *preprocessing* data dilakukan dengan *case folding*, *tokenization*, menghapus *stopword*, dan *stemming*.

1. Case Folding / Cleansing

Case folding membuat tulisan menjadi *lowercase* (huruf besar menjadi huruf kecil), menghapus alamat URL, menghapus tag dan hastag, menghapus karakter selain kata, dan menghapus angka. Contoh hasil dari *case folding* yaitu:

Sebelum	Sesudah
@schfess laptop aku Acer umurnya udah 6 taunan bisa kok	laptop aku acer umurnya udah taunan bisa kok

Tabel 6 Contoh Proses *Case Folding*

2. Tokenization

Tokenization membuat setiap kalimat pada teks akan dipisah atau dipecah menjadi perkata.

Contoh hasil dari *tokenization* yaitu :

Sebelum	Sesudah
asus makin ke sini makin mahal aja harganya	['asus', 'makin', 'ke', 'sini', 'makin', 'mahal', 'aja', 'harganya']

Tabel 7 Contoh Proses *Tokenization*

3. Stopword Removal

Pada *stopword removal* kata-kata yang dianggap tidak penting seperti kata 'tapi', 'yang', dan kata lainnya akan dihapus dan tersisa kata-kata yang penting. Contoh hasil *stopword removal* adalah:

Sebelum	Sesudah
['laptop', 'saya', 'acer', 'seri', 'aspire', 'a', 'saya', 'coba', 'buka', 'cover', 'bawah', 'tetapi', 'setelah', 'itu', 'laptopnya', 'tidak', 'mau', 'masuk', 'ke', 'bios', 'dan', 'restart', 'sendiri']	['laptop', 'acer', 'seri', 'aspire', 'a', 'coba', 'buka', 'cover', 'laptopnya', 'masuk', 'bios', 'restart']

Tabel 8 Contoh Proses *Stopword Removal*

4. *Steeming*

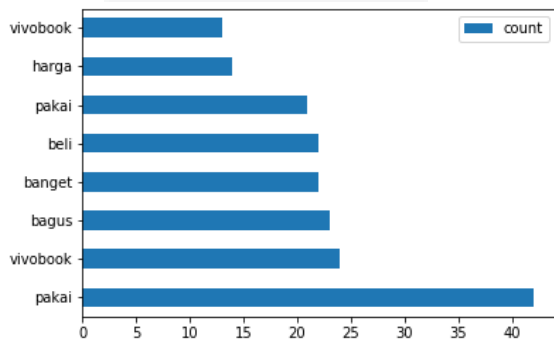
Kata-kata hasil *stopword removal* akan dihilangkan imbuhan disetiap kata agar menjadi kata dasar atau bentuk asli dari kata tersebut. Contoh hasil dari *stemming* yaitu:

Sebelum	Sesudah
['menurutku', 'bagusan', 'asus', 'milih', 'laptop', 'budgetmu', 'penggunaannya']	['turut', 'bagus', 'asus', 'milih', 'laptop', 'budgetmu', 'guna']

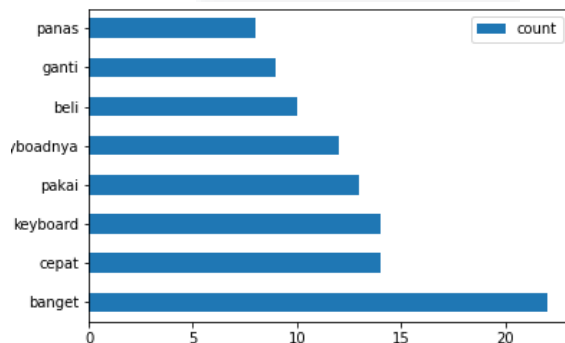
Tabel 9 Contoh Proses *Stemming*

IV.4 Pembobotan kata

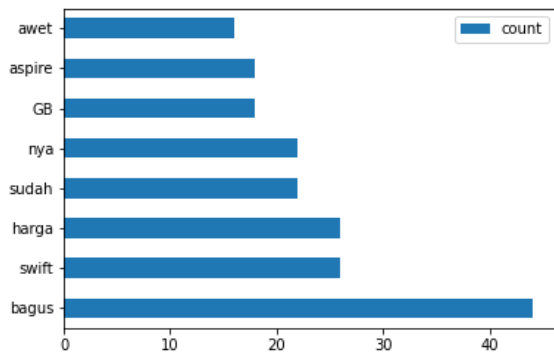
pembobotan kata bertujuan untuk mendapatkan nilai dari setiap kata yang telah di *stemming*, kemudian kata-kata tersebut diubah menjadi sebuah angka (vector) yang mewakili kata yang bersangkutan. Pada penelitian ini menggunakan metode pembobotan *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF).



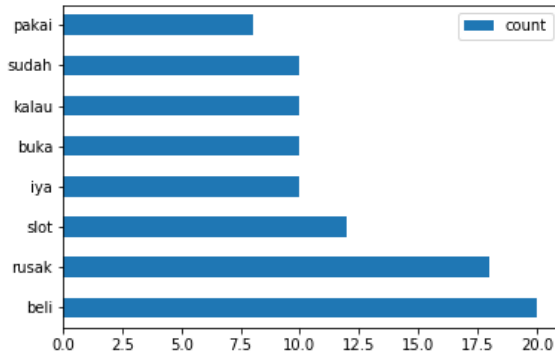
Gambar 6 Pembobotan Sentimen Positif Asus



Gambar 7 Pembobotan Sentimen Negatif Asus



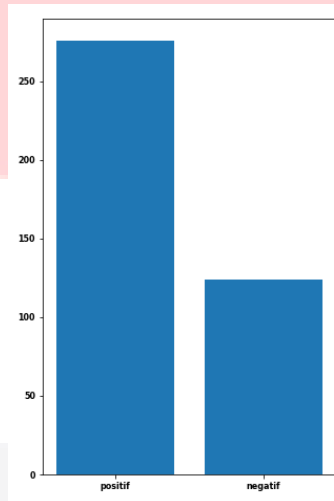
Gambar 8 Pembobotan Sentimen Positif Acer



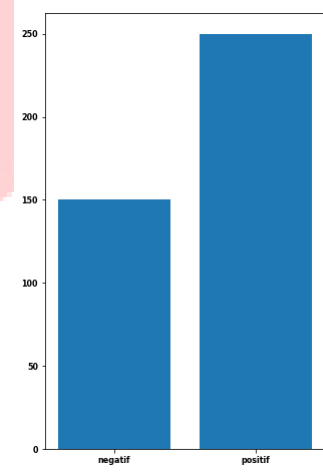
Gambar 9 Pembobotan Sentimen Negatif Acer

IV.5 Data

Data yang digunakan adalah hasil data yang sudah di *preprocessing*. Jumlah data yang diperoleh pada data Asus adalah 400 dengan jumlah data positif 276 dan jumlah data negatif adalah 124. Pada data Acer jumlah data yang diperoleh adalah 400 dengan jumlah data positif adalah 250 dan data negatif adalah 150. Dapat dilihat pada grafik berikut ini:

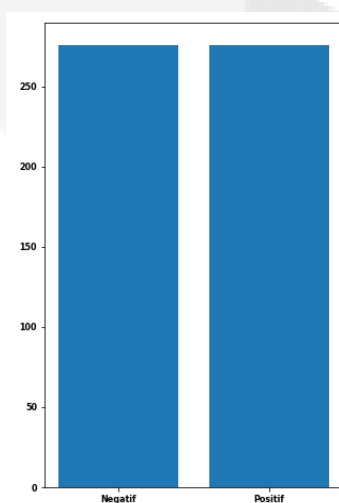


Gambar 10 Data Asus

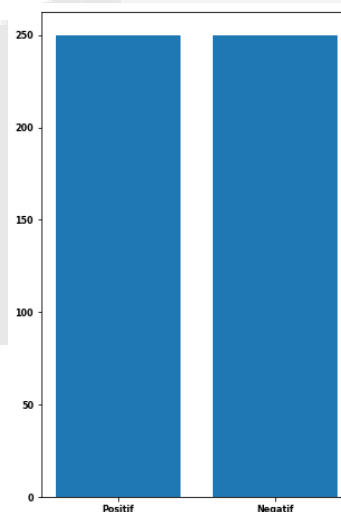


Gambar 11 Data Acer

Pada grafik terlihat bahwa data yang telah dikumpulkan menghasilkan data yang tidak seimbang. Data yang tidak seimbang tersebut dapat menghasilkan arsitektur yang bias terhadap *class* yang paling banyak karena *class* yang sedikit dianggap sebagai *noise data* (Samoedra, 2021). Oleh karena itu dilakukan *Oversampling* Pada penelitian ini *oversampling* yang digunakan adalah *Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)*. Hasil penerapan SMOTE adalah:



Gambar 12 Data Asus Setelah *Oversampling*



Gambar 13 Data Acer Setelah *Oversampling*

Dari hasil penerapan SMOTE mendapatkan hasil data dengan jumlah data positif dan negatif pada Asus sebanyak 276 dan pada Acer dengan jumlah 250.

V. Implementasi dan Pengujian

V.1 Implementasi *Support Vector Machine*

Algoritma SVM memiliki beberapa fungsi kernel. Pada penelitian ini menggunakan tiga macam kernel, yaitu kernel *linear*, kernel *Radial Basis Function (RBF)*, dan kernel *Polynomial*. Rasio data train : data test yang digunakan adalah 60:40, 70:30 dan 80:20, menghasilkan akurasi sebagai berikut:

Rasio	60:40			70:30			80:20		
Kernel	linear	rbf	poly	linear	rbf	poly	linear	rbf	poly
Akurasi	0.898	0.924	0.924	0.982	0.988	0.988	0.946	0.982	1.000

Tabel 10 Perbandingan Akurasi Rasio Data Testing Asus

Rasio	60:40			70:30			80:20		
Kernel	linear	rbf	poly	linear	rbf	poly	linear	rbf	poly
Akurasi	0.968	0.982	0.982	0.947	0.900	0.900	0.960	0.980	1.000

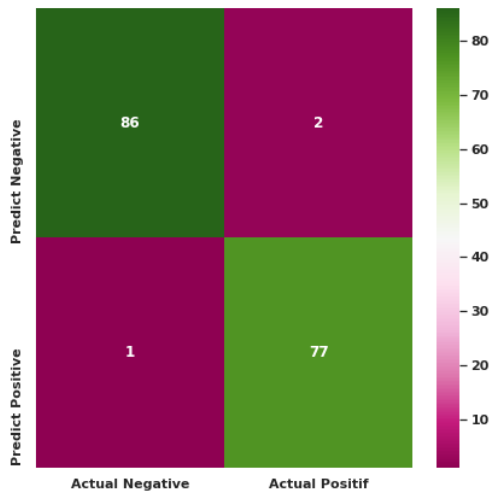
Tabel 11 Perbandingan Akurasi Rasio Data Testing Acer

Dari data tabel dapat disimpulkan bahwa akurasi terbaik untuk data asus adalah rasio 60:40 dan akurasi terbaik untuk data acer adalah rasio 80:20. Rasio terbaik ini kemudian akan dievaluasi.

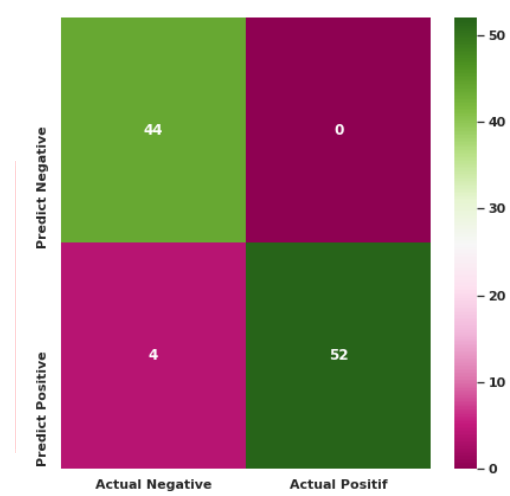
V.2 Evaluasi *Confusion Matrix*

Evaluasi performansi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* mencakup nilai *precision*, *recall* dan *f1-score*. Data Asus dilakukan evaluasi pada rasio 60:40 dan Acer pada rasio 80:20.

1. Kernel *Linear*



Gambar 14 Kernel *Linear* Data Asus



Gambar 15 Kernel *Linear* Data Acer

Menghasilkan *classification report* sebagai berikut:

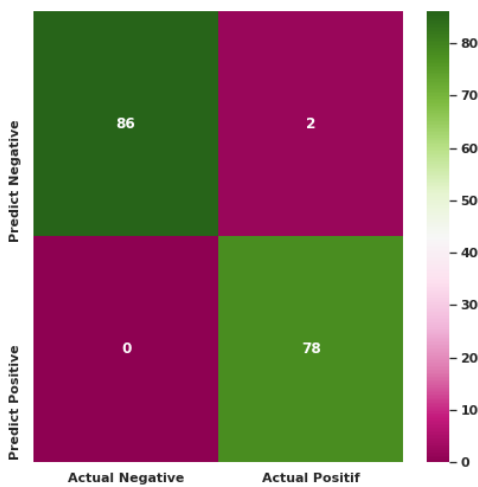
Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	0.97	0.99	0.98
Negatif	0.99	0.98	0.98
Rata-rata	0.98	0.98	0.98

Tabel 12 Kernel *Linear* Data Asus

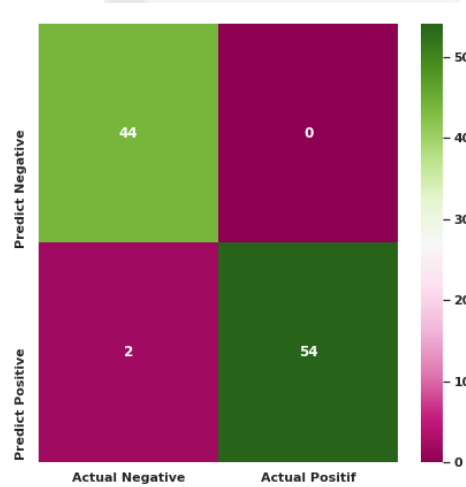
Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	1.00	0.93	0.96
Negatif	0.92	1.00	0.96
Rata-rata	0.96	0.96	0.96

Tabel 13 Kernel *Linear* Data Acer

2. Kernel *Radial Basis Function (RBF)*



Gambar 16 Kernel RBF Data Asus



Gambar 17 Kernel RBF Data Acer

Menghasilkan *classification report* sebagai berikut:

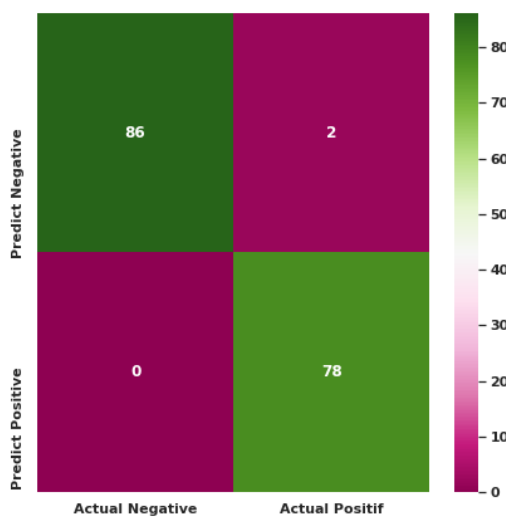
Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	1.00	0.98	0.99
Negatif	1.00	0.98	0.99
Rata-rata	0.99	0.99	0.99

Tabel 14 Kernel RBF Data Asus

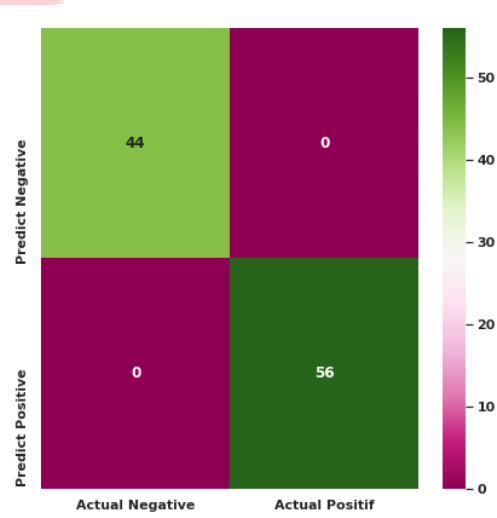
Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	1.00	0.96	0.98
Negatif	0.96	1.00	0.98
Rata-rata	0.98	0.98	0.98

Tabel 15 Kernel RBF Data Acer

3. Kernel *Polynomial*



Gambar 18 Kernel *Polynomial* Data Asus



Gambar 19 Kernel *Polynomial* Data Acer

Menghasilkan *classification report* sebagai berikut:

Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	0.97	1.00	0.99
Negatif	1.00	0.98	0.99
Rata-rata	0.99	0.99	0.99

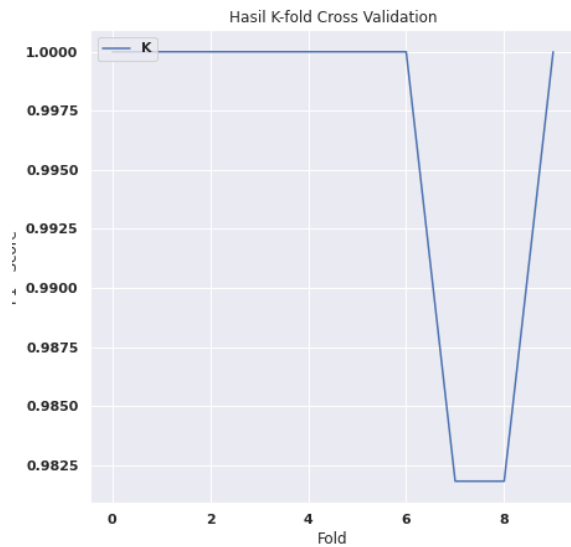
Tabel 16 *Polynomial* Data Asus

Label	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Positif	1.00	1.00	1.00
Negatif	1.00	1.00	1.00
Rata-rata	1.00	1.00	1.00

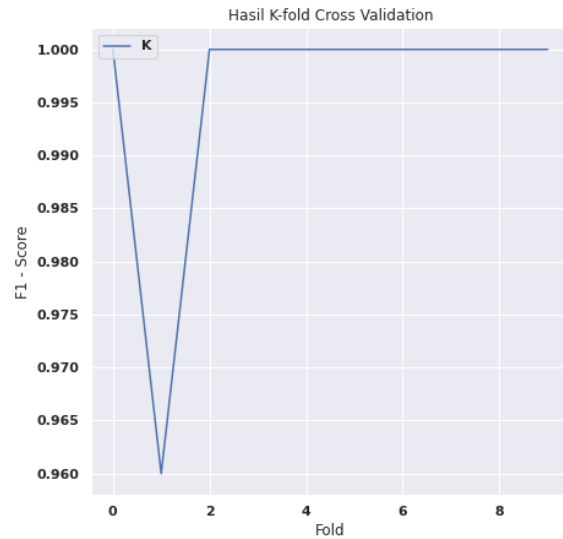
Tabel 17 Kernel *Polynomial* Data Asus

V.3 Validasi *10-fold cross validation*

Pengujian data Asus menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dan pengujian data Acer menggunakan kernel *Polynomial* karena menghasilkan rata-rata nilai akurasi tertinggi dari kernel lainnya. Hasil dari *10-fold cross validation* nya adalah:



Gambar 20 Cross Validation Data Asus



Gambar 21 Cross Validation Data Acer

Dari 10 kali eksperimen pengujian yang dilakukan, diperoleh nilai akurasi yang beragam dan diperoleh rata-rata akurasi data Asus sebesar 0.9963 (99.63%), rata-rata akurasi data Acer sebesar 0.996 (99.6%).

VI. Kesimpulan dan Saran

VI.1 Kesimpulan

Berdasarkan pada pengujian yang telah dilakukan, dihasilkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) terbukti mampu diterapkan dengan baik untuk melakukan analisis sentimen review customer terhadap laptop asus dan acer di media sosial twitter dengan didukung oleh beberapa metode *preprocessing*, pembobotan kata menggunakan TF-IDF, dan *oversampling* SMOTE.
2. Nilai akurasi terbaik untuk Asus adalah rasio 70:30 dengan akurasi terbaik kernel Radial Basis Function (RBF) rata-rata *Precision* 99%, *Recall* 99%, dan *F1-Score* sebesar 99% dan telah dilakukan validasi menghasilkan rata-rata 99.63%. pada data Acer rasio terbaik adalah 80:20 dengan akurasi terbaik kernel *polynomial* rata-rata *Precision* 100%, *Recall* 100%, dan *F1-Score* sebesar 100% dan telah dilakukan validasi menghasilkan rata-rata 99.6%.
3. Dari penelitian ini dapat dilihat bahwa hasil review konsumen laptop Asus dan Acer lebih banyak pada aspek *hardware* dan *software*. Laptop Asus memiliki harga yang

baik dan produk paling disukai adalah Asus Vivobook. Namun *keyboardnya* sering bermasalah dan cepat panas. Sedangkan pada laptop Acer memiliki harga yang baik dan produk yang disukai adalah Acer Swift dan Aspire. Namun Acer cenderung cepat rusak.

VI.2 Saran

Penelitian ini mengambil data dari media sosial Twitter dan mendapatkan banyak data yang bersifat tidak penting seperti giveaway dan iklan. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan media lain selain Twitter untuk memperluas penelitian dan mendapatkan data yang lebih baik.

Referensi

- Adi, & Hendry. (2021). Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform. *TEKNIKA*.
- Anshari, M. F., Setiawan, E. B., & Puspendari, D. (2019). Analisis Sentimen Pada Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF) : Studi Kasus Pilkada Jawa Barat 2018.
- Barro, R. A., Sulvianti, I. D., & Afendi, F. M. (2013). PENERAPAN SYNTHETIC MINORITY OVERSAMPLING TECHNIQUE (SMOTE) TERHADAP DATA TIDAK SEIMBANG PADA PEMBUATAN MODEL KOMPOSISI JAMU. *Xplore Departemen Statistika FMIPA IPB*.
- Farli, & Yorri. (2020, 12 22). Pasar Laptop Dunia Tumbuh 12,7 Persen di Masa Pandemi Covid-19. *Okefinance*. Retrieved from <https://economy.okezone.com/view/2020/12/22/4/69477/pasar-laptop-dunia-tumbuh-12-7-persen-di-masa-pandemi-covid-19>
- Furqan, M., Kurniawan, R., & HP, K. I. (2020). Evaluasi Performa Support Vector Machine Classifier Terhadap Penyakit Mental. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*.

Habibie, R., Budianti, D., & Ernawati. (2016). Analisis Sentimen pada Twitter Mahasiswa Menggunakan Metode Backpropagation.

MonkeyLearn. (2021). *Sentiment Analysis: A Definitive Guide*. Retrieved from MonkeyLearn Web Site: <https://monkeylearn.com/sentiment-analysis/>

Pamungkas, A. (2021). *Support Vector Machine*. Retrieved from Pemrograman Matlab : <https://pemrogramanmatlab.com/data-mining-menggunakan-matlab/support-vector-machine-svm-menggunakan-matlab/>

Plaosan, S. v. (2021). *Support Vector Machine (SVM)*. Retrieved from LearningBox: <http://learningbox.coffeecup.com/SVM.html>

Samoedra, D. (2021). ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK HOTEL DI BALI PADA WEBSITE TRIPADVISOR MENGGUNAKAN ALGORITMA BERT.

Santoso, V., Virginia, G., & Lukito, Y. (2017). PENERAPAN SENTIMENT ANALYSIS PADA HASIL EVALUASI DOSEN DENGAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE. *Jurnal Transformatika* .

Siringoringo, R. (2018). KLASIFIKASI DATA TIDAK SEIMBANG MENGGUNAKAN ALGORITMA SMOTE DAN k-NEAREST NEIGHBOR. *Jurnal ISD*.

Sudarsono, Kasim, A. A., & Muhammad. (2019). Algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk. *SEMNASSTIK*.

twitter. (2021). *pusat bantuan* . Retrieved from help twitter : <https://help.twitter.com/id>

Wibowo, A. (2017). *10 Fold-Cross Validation*. Retrieved from MTI: <https://mti.binus.ac.id/2017/11/24/10-fold-cross-validation/>

Widyastuti, A. A. (2019). *ANALISIS SENTIMEN UNTUK MENGUKUR ENGAGEMENT AKUN INSTAGRAM TELKOM UNIVERSITY*.