



## Perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan $k$ -NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek

Jessica Widyadhana Iskandar<sup>1</sup>, Yessica Nataliani<sup>2</sup><sup>1,2</sup>Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana  
<sup>1</sup>682018065@student.uksw.edu, <sup>2</sup>yessica.nataliani@uksw.edu

### Abstract

The Samsung Galaxy Z Flip 3 is one of the gadgets that are currently popular among the public because of its unique shape and features. Youtube is one of the social media that can be accessed and enjoyed by the public, one of which is gadget review content on the GadgetIn channel. Youtube can provide information, whether people accept or are interested in this new gadget or not. This study aims to determine the sentiment of a gadget producer. Based on the results of the analysis and testing that has been carried out on the Youtube comments of the Samsung Galaxy Z Flip 3 gadget with a total of 9,597 comments, more users gave positive opinions in the design aspect and negative opinions on the price, specifications and brand image aspects. By using the CRISP-DM model and comparing the Naïve Bayes (NB), Support Vector Machine (SVM), and  $k$ -Nearest Neighbor ( $k$ -NN) classification methods, it is proven that the SVM classification model shows the best results. The average accuracy of SVM is 96.43% seen from four aspects, namely the design aspect of 94.40%, the price aspect of 97.44%, the specification aspect of 96.22%, and the brand image aspect of 97.63%.

**Keywords:** Gadget, Sentiment Analysis, Naïve Bayes, Support Vector Machine,  $k$ -Nearest Neighbor.

### Abstrak

Samsung Galaxy Z Flip 3 merupakan salah satu *gadget* yang sedang marak di kalangan masyarakat karena bentuk dan fiturnya yang unik. Youtube merupakan salah satu media sosial yang bisa diakses dan dinikmati oleh masyarakat, salah satunya konten *review gadget* pada *channel* GadgetIn. Youtube dapat memberikan informasi, apakah masyarakat menerima atau tertarik pada *gadget* baru ini atau tidak. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui sentimen dari sebuah produk *gadget*. Berdasarkan hasil analisis dan pengujian yang telah dilakukan terhadap komentar Youtube *gadget* Samsung Galaxy Z Flip 3 dengan total 9,597 komentar, lebih banyak pengguna yang memberikan opini positif dalam aspek desain dan opini negatif pada aspek harga, spesifikasi dan citra merk. Dengan model CRISP-DM dan membandingkan metode klasifikasi Naïve Bayes (NB), Support Vector Machine (SVM), dan  $k$ -Nearest Neighbor ( $k$ -NN), terbukti bahwa model klasifikasi SVM menunjukkan hasil terbaik. Rata-rata *accuracy* SVM sebesar 96.43% dilihat dari empat aspek, yaitu aspek desain sebesar 94.40%, aspek harga sebesar 97.44%, aspek spesifikasi sebesar 96.22%, dan aspek citra merk sebesar 97.63%.

**Kata kunci:** Gadget, Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Support Vector Machine,  $k$ -Nearest Neighbor.

### 1. Pendahuluan

Pada era perkembangan teknologi komunikasi, sosial media menjadi salah satu wadah masyarakat untuk berinteraksi serta bertukar informasi. Youtube merupakan salah satu media sosial yang bisa diakses dan dinikmati oleh masyarakat. Berdasarkan data yang dihimpun dari *We Are Social* telah tercatat bahwa 88% orang Indonesia menggunakan media sosial Youtube [1]. Youtube menyediakan berbagai macam tontonan mulai dari video klip, film, berita, serta video menghibur lainnya. Beragam *channel* Youtube menyajikan konten

*review*, mulai dari *review* makanan, *game*, barang *branded*, *make-up*, *smartphone* dan konten-konten lainnya. Banyak pengguna Youtube yang memanfaatkan *platform* ini, sehingga mereka bisa meraup banyak keuntungan dari kanal Youtube. Salah satu *channel* yang cukup menarik pengguna Youtube, khususnya para penggemar *gadget*, yaitu GadgetIn milik David Brendi. GadgetIn merupakan *channel* yang membahas seputar *gadget* dalam Bahasa Indonesia. GadgetIn bergabung dengan Youtube pada 7 Desember 2014 dan per Juni 2021 mempunyai 7,420,000 pengikut. Dalam *channel* Youtube-nya terdapat lebih dari 300 video yang

menjelaskan kekurangan maupun kelebihan sebuah *gadget*, dari segi desain, harga, kapasitas, kinerja prosesor, hasil foto dan video, serta fitur lainnya yang ada di *gadget* tersebut. Salah satu videonya yang berjudul “Kamu pasti pengen HP ini :) Nyobain Samsung Galaxy Z Flip3 Indonesia!” yang dirilis tanggal 11 Agustus 2021 berhasil masuk *top trending* Youtube. Video ini mengulas Samsung Galaxy Z Flip 3 yang sedang marak di kalangan masyarakat, khususnya pecinta Korea. Bukan hanya digunakan oleh pemain drama Korea dan berbagai *boyband* Korea, tetapi desain yang bisa dilipat, warnanya yang bervariasi, serta fungsi lain yang menarik juga menjadi perhatian masyarakat. Meskipun Samsung Galaxy Z Flip 3 memiliki inovasi dan fitur-fitur baru, banyak masyarakat Indonesia yang bertanya mengenai performa teknologi terbaru dari *brand* Samsung ini. Dibutuhkan informasi untuk melihat apakah masyarakat menerima atau tertarik pada *gadget* baru ini atau tidak. Selain melihat video *review gadget*, masyarakat juga membaca opini pengguna Youtube yang terdapat pada komentar di video. Jika seluruh komentar dibaca satu per satu secara manual, maka hal tersebut dinilai kurang efektif dan akan menghabiskan banyak waktu.

Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan penelitian analisis sentimen melalui komentar pengguna Youtube di *channel* GadgetIn untuk melihat minat beli masyarakat sebagai konsumen terhadap Samsung Galaxy Z Flip 3. Sentimen analisis atau yang disebut dengan *opinion mining* digunakan untuk menganalisis atau mengklasifikasikan pengguna dari kata, kalimat atau dokumen. Sentimen akan dibagi menjadi sentimen positif dan negatif [2]. Tujuan dan manfaat dari penelitian ini adalah untuk mengetahui sentimen dari sebuah produk *gadget*. Selain itu, perhitungan klasifikasi dari analisis sentimen dapat menjadi bahan evaluasi Samsung untuk meningkatkan produk serta kepuasan pelanggan.

Analisis sentimen dapat dilakukan menggunakan metode klasifikasi. Beberapa metode yang sering digunakan adalah *Naïve Bayes* (NB), *Support Vector Machine* (SVM), dan *k-Nearest Neighbor* (*k*-NN). Beberapa penelitian yang terkait dengan metode klasifikasi tersebut dijelaskan sebagai berikut. Utama, dkk. melakukan penelitian mengenai analisis sentimen sistem ganjil genap di tol Bekasi. *Dataset* yang digunakan diambil dari beberapa media sosial yaitu Twitter, Instagram, Youtube, dan Facebook. Pengujian dilakukan menggunakan metode SVM dan *k*-NN. Dari hasil pengujian didapatkan nilai SVM lebih baik dibandingkan dengan *k*-NN. SVM menghasilkan *accuracy* sebesar 78.18% sedangkan *k*-NN menghasilkan *accuracy* sebesar 57.05% [3].

Penelitian yang dilakukan oleh Raja dan Magdalena mengklasifikasi *tweet* akun Twitter @gojekindonesia dan @grabID yang didapatkan melalui proses *crawling*

data Twitter menggunakan R *library* *Rlang*. Berdasarkan hasil penelitian, *Net Sentiment Score* untuk akun Twitter @gojekindonesia yaitu 34 dan 64 untuk akun Twitter @GrabID, sehingga dapat disimpulkan bahwa jumlah konsumen @GrabID lebih puas dibandingkan dengan konsumen @gojekindonesia. Hasil ini didukung oleh metode *Random Forest* dengan nilai *accuracy* 72.35%, SVM dengan nilai *accuracy* 76%, dan *Multinomial Naïve Bayes* dengan nilai *accuracy* 68.95% [4].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Pertiwi membahas opini pengguna Twitter mengenai kebijakan fasilitas transportasi untuk ‘Mudik’ di tahun 2019 yang menjadi bahan pertimbangan untuk tahun-tahun berikutnya. Dari hasil sentimen publik yang diambil dengan pencarian kata “Mudik Hari Raya 2019” lebih banyak memberikan opini positif. Dari hasil penelitian ini didapatkan algoritma *k*-NN memiliki *accuracy* yang lebih tinggi, yaitu sebesar 90.76% dan nilai *Area Under the Curve* (AUC) = 0.939 dengan *k* = 5, dibanding SVM dengan *accuracy* 89.03% dan nilai AUC = 0.500, NB dengan *accuracy* 78.16% dan nilai AUC = 0.657, dan *Neural Network* dengan *accuracy* 52.73% dan nilai AUC = 0.000 [5].

Penelitian Irbah dan Sibaroni membahas mengenai ulasan produk kecantikan di komunitas *Female Daily* menggunakan klasifikasi SVM. *Dataset* yang digunakan berkaitan dengan kategori produk yaitu *serum & essence, toner, scrub & exfoliating, dan sunscreen*. Untuk kategori produk, ada tiga aspek yang dipakai yaitu harga, kemasan, dan aroma. Hasil *accuracy* optimal yang didapatkan dari penelitian ini adalah 93% *accuracy* berdasarkan aspek harga, 92% *accuracy* berdasarkan aspek kemasan, dan 86% *accuracy* berdasarkan aspek aroma [6].

Pada beberapa penelitian sebelumnya, penggunaan metode klasifikasi NB, SVM, dan *k*-NN memiliki keunggulan tersendiri. Dalam penelitian ini akan dibandingkan beberapa metode untuk melihat model terbaik yang dapat digunakan untuk melakukan analisis dan klasifikasi terkait *gadget*, dilihat dari beberapa macam aspek. Sayangnya, jumlah komentar dari masing-masing aspek mengalami *imbalance class*. Model yang menggunakan data yang tidak seimbang akan menghasilkan *accuracy* prediksi yang rendah [7]. Salah satu cara untuk menangani hal tersebut yaitu menggunakan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). SMOTE adalah sebuah metode untuk membangkitkan data minoritas sehingga sebanding dengan data mayoritas [8].

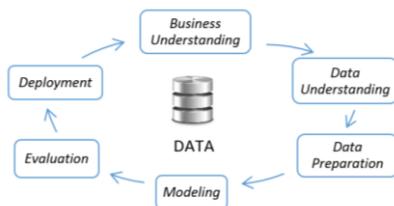
Kasanah, dkk. menerapkan teknik SMOTE untuk mengatasi *imbalance class* dalam klasifikasi objektivitas berita *online* menggunakan algoritma *k*-NN. Dengan data yang didapatkan dari hasil *scraping* salah satu portal berita populer yaitu kompas.com terjadi *imbalance class* yaitu jumlah berita subjektif dan berita

objektif tidak seimbang. Hal ini dapat mempengaruhi performa klasifikasi. Penelitian tersebut menggunakan nilai  $k$  yang bervariasi yaitu 1, 3, 5, 7, dan 9. SMOTE mampu meningkatkan performa *accuracy* algoritma. Hasil performa dari klasifikasi SMOTE dengan  $k$ -NN yang paling baik adalah nilai  $k = 1$ , dengan nilai *accuracy* sebesar 87.50, presisi sebesar 0.80, *recall* sebesar 0.98, dan *F-measure* sebesar 0.88 [8].

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu mengenai metode klasifikasi dan penggunaan SMOTE untuk mengatasi *imbalance class*, maka dalam penelitian ini akan dipaparkan perbandingan metode klasifikasi NB, SVM, dan  $k$ -NN menggunakan SMOTE. Selain itu, penelitian ini juga membagi *dataset* menjadi beberapa aspek, yaitu aspek desain, harga, spesifikasi, dan citra merk. Metode NB, SVM, dan  $k$ -NN merupakan teknik yang populer untuk klasifikasi teks. Beberapa metode ini telah belajar dari contoh yang telah diklasifikasi sebelumnya sehingga dapat memberikan hasil yang baik. Keluaran dari penelitian ini adalah dapat mengetahui algoritma dengan tingkat *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F-measure* terbaik dalam klasifikasi komentar Samsung Galaxy Z Flip 3.

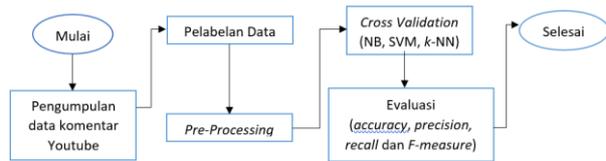
2. Metode Penelitian

Metode pada penelitian ini menggunakan model *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). CRISP-DM adalah metode yang menyediakan standar baku pada *data mining* dan dapat diterapkan pada strategi pemecahan masalah umum [9]. CRISP-DM juga merupakan standar proses *data mining* sebagai strategi pemecahan masalah umum dari bisnis ataupun penelitian. Model CRISP-DM terdiri dari enam fase yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation* dan *deployment* [10]. Tahapan dalam CRISP-DM terlihat pada Gambar 1. Penelitian ini hanya dilakukan sampai pada fase *evaluation* dan tidak sampai pada fase *deployment* yaitu tahap implementasi dalam sebuah *tools*.



Gambar 1. Model CRISP-DM

Model CRISP-DM diterapkan dalam penelitian ini, sehingga untuk tahapan penelitiannya disesuaikan menjadi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Tahapan penelitian terdiri dari pengumpulan data komentar Youtube, dimana *dataset* yang digunakan bersumber dari komentar Youtube mengenai *gadget* Samsung Galaxy Z Flip 3, melakukan pelabelan data, *pre-processing*, *cross validation*, dan tahap evaluasi.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

2.1. Business Understanding

Tahap ini merupakan tahap pemahaman mengenai objek penelitian yang dilakukan. Penelitian dilakukan dengan mencari informasi melalui media Youtube, kemudian mencari komentar pada video mengenai *gadget* Samsung Galaxy Z Flip 3. Media Youtube tidak hanya sebagai media hiburan saja, tetapi dapat digunakan untuk melihat sentimen mengenai sebuah produk dan dapat digunakan untuk mengembangkan sebuah produk.

2.2. Data Understanding

Pada tahap ini, proses pengambilan data diperoleh melalui Youtube. *Dataset* penelitian berupa teks komentar Youtube bahasa Indonesia mengenai *Gadget* Samsung Galaxy Z Flip 3. Berdasarkan Tabel 1, total komentar yang didapatkan dari video yang diunggah dari bulan Agustus hingga September 2021 sebanyak 9.597 komentar. *Scraping dataset* dilakukan menggunakan bantuan Google Sheet dengan Google Apps Script atau yang disebut dengan Script Editor dengan tambahan *services* Youtube Data API.

Tabel 1. Sumber Data Youtube

No	URL Video
1	<a href="https://www.youtube.com/watch?v=RJqcW2Em3wQ&amp;t=2s">https://www.youtube.com/watch?v=RJqcW2Em3wQ&amp;t=2s</a> Kamu pasti pengen HP ini 😊 Nyobain Samsung Galaxy Z Flip3 Indonesia! Tanggal upload: 11 Agustus 2021 Jumlah viewer: 3.374.834 Jumlah komentar: 6.229 Tanggal <i>scraping</i> oleh peneliti: 2 Oktober 2021
2	<a href="https://www.youtube.com/watch?v=RJqcW2Em3wQ&amp;t=2s">https://www.youtube.com/watch?v=RJqcW2Em3wQ&amp;t=2s</a> Terlalu cantik ❤️ - Review Samsung Galaxy Z Flip3 Indonesia! Tanggal upload: 13 September 2021 Jumlah viewer: 1.460.015 Jumlah komentar: 3.368 Tanggal <i>scraping</i> oleh peneliti: 2 Oktober 2021

Komentar yang tidak memiliki relevansi dengan penelitian seperti komentar mengenai waktu *upload* video, meminta *brand* lain membuat *gadget* dengan desain lipat, dan komentar lainnya tidak digunakan sebagai *dataset*. Setelah dilakukan seleksi, didapatkan sebanyak 1.391 komentar yang sesuai dengan penelitian. *Dataset* dilabeli secara manual, lalu dilakukan identifikasi aspek. Terdapat empat aspek yang diteliti yaitu desain, harga, spesifikasi, dan citra merk. Aspek ditentukan berdasarkan hasil analisis komentar yang ada di kolom komentar youtube. Aspek desain membahas mengenai keunikan dari desain penampilan *gadget* lipat, Aspek harga membahas mengenai sentimen harga

terhadap *gadget*. Aspek spesifikasi membahas mengenai baterai, kamera, *chipset*, dan lain-lain. Aspek citra merk membahas mengenai pandangan masyarakat terhadap merk atau *brand* Samsung.

Aspek yang didapatkan akan diklasifikasi menjadi dua kelas, yaitu positif ditandai sebagai 1 dan negatif ditandai sebagai -1. Untuk komentar yang tidak mencakup lingkup penelitian akan ditandai 0. Contoh pelabelan suatu komentar terhadap masing-masing aspek dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Labeling Dataset

No	Komentar	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra Merk
1	satu yg jd masalah layar nya mudah berbekas kalo terkena gesekan kuku....	-1	0	0	0
2	Ga sia <sup>2</sup> dari dulu suka brand SAMSUNG 😊	0	0	0	1
3	Mahal banget soalnya	0	-1	0	0
4	Cakep parah desainnya.. elegan joss...but baterainya knp cuma segitu	1	0	-1	0

### 2.3. Data Preparation

Tahap *data preparation* dapat disebut sebagai tahap *pre-processing*. Tahap ini merupakan proses untuk mempersiapkan data bersih yang siap digunakan untuk penelitian. Beberapa proses *pre-processing* yang dilakukan antara lain *Transform Case* yaitu tahap untuk mengkonversi huruf yang tidak beraturan dan tidak konsisten. *Tokenizing* merupakan proses untuk menghilangkan tanda baca, simbol, karakter serta tanda baca yang dianggap tidak penting. *Normalization* yaitu proses untuk mengkonversi kata yang tidak baku menjadi kata yang baku, sesuai dengan kosakata yang ada dalam KBBI. *Stemming* merupakan proses untuk mengubah kata-kata yang memiliki imbuhan menjadi kata dasar.

### 2.4. Modeling

Pada tahap ini dibuat model menggunakan klasifikasi untuk *dataset* komentar yang sudah diproses melalui tahap *pre-processing*. Penelitian ini menggunakan *tools* RapidMiner versi 9.10. Tiga algoritma klasifikasi yang digunakan yaitu NB, SVM, dan *k*-NN. Algoritma klasifikasi juga menggunakan bantuan SMOTE untuk mengatasi *imbalance class*.

### 2.5. Evaluation

Penelitian ini menggunakan evaluasi *fold-cross validation* sebesar 10. Dalam proses validasi terdapat dua subproses untuk melatih data, yaitu subproses *training* dan subproses *testing*. Setelah dilakukan

pelatihan data, *tools* RapidMiner akan menghasilkan evaluasi terhadap performa model klasifikasi pada penelitian yaitu *accuracy* (Rumus 1), *precision* (Rumus 2), *recall* (Rumus 3) dan *F-measure* (Rumus 4).

$$accuracy = \frac{TP+TN}{(TP+FP+FN+TN)} \quad (1)$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F - measure = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

Ukuran evaluasi model klasifikasi terdapat TP (*True Positive*) yaitu hasil dari klasifikasi yang tepat, TN (*True Negative*) yaitu hasil dari klasifikasi yang tidak tepat, FP (*False Positive*) yaitu hasil dari klasifikasi yang tepat tetapi faktanya kurang tepat, FN (*False Negative*) yaitu hasil dari klasifikasi yang kurang tepat tetapi faktanya tepat [11].

## 3. Hasil dan Pembahasan

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai hasil dan pembahasan dari performa dari masing-masing algoritma dengan metode yang digunakan untuk penelitian ini yaitu CRISP-DM. Penelitian ini menggunakan data yang diambil melalui bantuan Google Apps Script dan Youtube Data API. Setelah melewati proses seleksi didapatkan 1.391 data komentar dan dilakukan proses pengelompokan berdasarkan aspek, yang terdiri dari aspek desain, harga, spesifikasi, dan citra merk. Selanjutnya dilakukan pelabelan dengan label positif dan label negatif secara manual yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Dataset Berdasarkan Aspek

Sentimen	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra merk
Positif	630	21	32	23
Negatif	247	197	114	127
Total	877	218	146	150

### 3.1. Pre-processing

Sebelum digunakan untuk data klasifikasi, *dataset* akan diproses pada tahap *Pre-processing*. Tahap ini meliputi proses *Transform Case*, *Tokenizing*, *Normalization*, *Stemming*. Pada tahap *transform case*, dilakukan perubahan mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil. Hasil proses dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh Tahap *Transform Case*

Sebelum	Sesudah
“Mao lucuuu dulu punya hp flip th 2006 ☹ dan kesini2 jarang bgt liat model flip”	“mao lucuuu dulu punya hp flip th 2006 ☹ dan kesini2 jarang bgt liat model flip”

Pada proses tokenisasi dilakukan pemecahan kalimat komentar menjadi potongan karakter kata-kata yang

membentuknya [12]. Hasil proses dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh Tahap Tokenisasi

Sebelum	Sesudah
“mao lucuuu dulu punya hp flip th 2006 ☺ dan kesini2 jarang bgt liat model flip”	‘mao’, ‘lucuuu’, ‘dulu’, ‘punya’, ‘hp’, ‘flip’, ‘th’, ‘dan’, ‘kesini’, ‘jarang’, ‘bgt’, ‘liat’, ‘model’, ‘flip’

Tahap selanjutnya adalah *normalization*. Pada tahap normalisasi ini digunakan untuk koreksi kata singkat atau kurang jelas. Proses ini juga berfungsi untuk membuat kata tak baku menjadi baku [13]. Pada tahap konversi ini dibuat kamus berisi 469 kata. Hasil proses dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Contoh Tahap Normalisasi

Sebelum	Sesudah
‘mao’, ‘lucuuu’, ‘dulu’, ‘punya’, ‘hp’, ‘flip’, ‘th’, ‘dan’, ‘kesini’, ‘jarang’, ‘bgt’, ‘liat’, ‘model’, ‘flip’	‘ingin’, ‘lucu’, ‘dahulu’, ‘punya’, ‘telepon’, ‘lipat’, ‘tahun’, ‘dan’, ‘kesini’, ‘jarang’, ‘amat’, ‘lihat’, ‘model’, ‘lipat’

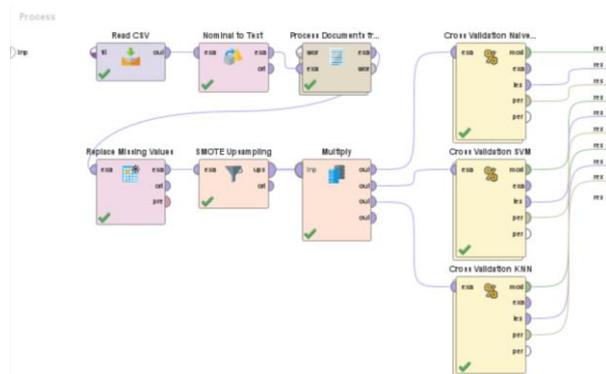
Tahap *stemming* merupakan proses untuk memperkecil indeks tanpa harus menghilangkan makna [14]. Hasil proses dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Contoh Tahap Stemming

Sebelum	Sesudah
‘ingin’, ‘lucu’, ‘dahulu’, ‘punya’, ‘telepon’, ‘lipat’, ‘tahun’, ‘dan’, ‘kesini’, ‘jarang’, ‘amat’, ‘lihat’, ‘model’, ‘lipat’	‘lucu’, ‘dahulu’, ‘punya’, ‘telepon’, ‘lipat’, ‘kesini’, ‘jarang’, ‘amat’, ‘model’, ‘lipat’

### 3.2. Pembuatan Model Klasifikasi

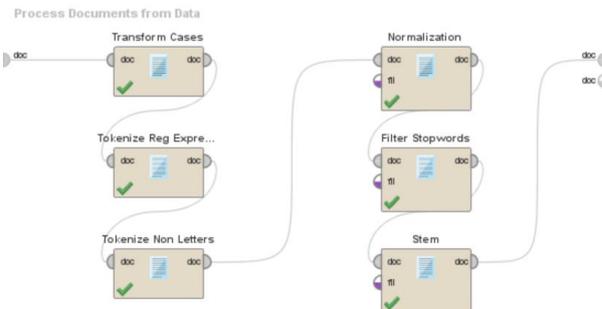
Tahap pembuatan model klasifikasi merupakan tahapan untuk membuat model dengan menggunakan klasifikasi untuk *dataset* komentar yang sudah diproses melalui tahap *pre-processing*. Pada penelitian ini menggunakan tiga algoritma klasifikasi yaitu NB, SVM, dan *k*-NN. Penelitian ini menggunakan *tools* RapidMiner versi 9.10. Tahapan proses dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Desain Model dalam RapidMiner

Setelah komentar dilabeli secara manual dalam bentuk *Microsoft Excel* (.CSV), kemudian dibaca oleh operator

*Read CSV*. Selanjutnya data diproses pada operator *Nominal to Text* yang berguna untuk mengubah atribut yang bernilai nominal menjadi string. Proses dilanjutkan dengan operator *Process Documents* atau yang disebut dengan tahap *data preparation (pre-processing)*. Beberapa tahapan di dalamnya dapat dilihat pada Gambar 4.



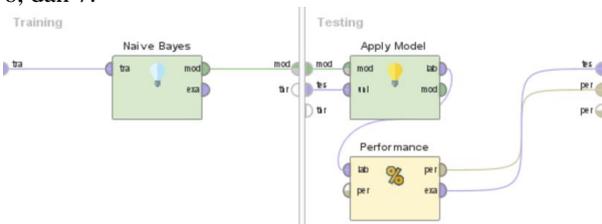
Gambar 4. Proses dalam Operator *Process Document*

Setelah melewati operator *process document*, data akan diproses melewati operator *Replace Missing Values* yang berguna untuk mengganti nilai yang hilang dalam atribut. Data akan melalui SMOTE untuk mengatasi *imbalance class*. Operator *SMOTE Up Sampling* berfungsi menyeimbangkan *dataset* menjadi seimbang. Hasil dari proses operator *SMOTE Up Sampling* akan dilipatgandakan menggunakan operator *Multiply*. Proporsi data dapat dilihat pada Tabel 8.

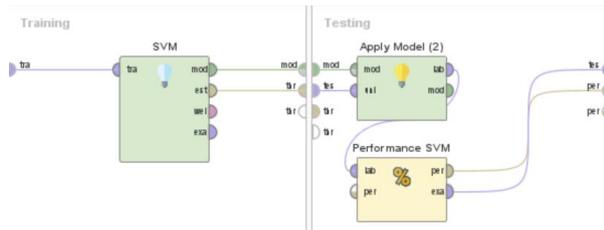
Tabel 8. Proporsi Data Menggunakan SMOTE

Sentimen	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra merk
Positif	630	197	114	127
Negatif	630	197	114	127

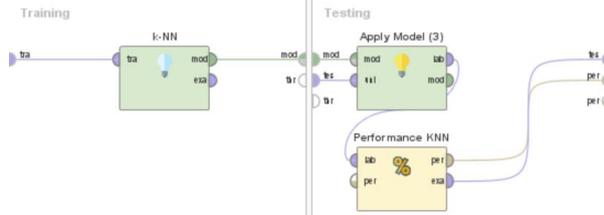
Operator ini berfungsi untuk dapat menggunakan tiga operator *Cross Validation (number of folds = 10)* dalam waktu yang bersamaan. Metode pengujian ini akan mengulang pengujian sebanyak 10 kali, hasil validasinya merupakan nilai rata-rata yang didapatkan dari 10 kali pengujian. Melalui percobaan dan pembuktian teoritis, *fold Cross Validation* adalah pilihan terbaik untuk mendapat hasil validasi yang akurat [3]. Desain evaluasi untuk algoritma NB, SVM, dan *k*-NN, masing-masing dapat dilihat pada Gambar 5, 6, dan 7.



Gambar 5. Desain Evaluasi Algoritma NB



Gambar 6. Desain Evaluasi Algoritma SVM



Gambar 7. Desain Evaluasi Algoritma k-NN

3.3. Evaluasi Model Klasifikasi

Setelah melewati proses validasi dengan algoritma klasifikasi NB, SVM, dan k-NN, proses evaluasi akan menghasilkan tingkat *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F-measure* dari masing-masing model. Berdasarkan Tabel 9, hasil *accuracy* model algoritma SVM lebih unggul dibandingkan dua model klasifikasi lainnya. Tiga hasil tertinggi dalam algoritma SVM yaitu, aspek citra merk sebesar 97.63%, aspek harga sebesar 97.44%, dan aspek spesifikasi sebesar 96.22%. Hasil rata-rata *accuracy* dari masing-masing model klasifikasi yaitu NB sebesar 83.54%, SVM sebesar 96.43%, dan k-NN sebesar 59.68%.

Tabel 9. Hasil Accuracy Berdasarkan Aspek

Algoritma	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra Merk
NB	79.52%	83.66%	84.47%	86.52%
SVM	94.40%	97.44%	96.22%	97.63%
k-NN	77.78%	59.19%	51.72%	50.02%

Hasil *precision* ditunjukkan pada Tabel 10. Urutan hasil tertinggi dalam *precision* yaitu algoritma SVM pada aspek spesifikasi sebesar 97.63%, algoritma SVM pada aspek citra merk sebesar 97.03%, namun untuk hasil tertinggi ketiga ada pada model algoritma NB dengan aspek desain sebesar 95.82%. Hasil rata-rata *precision* dari masing-masing klasifikasi yaitu NB sebesar 81.93%, SVM sebesar 96.22%, dan k-NN sebesar 56.43%. Pada hasil *precision*, model algoritma SVM memiliki nilai rata-rata yang unggul.

Tabel 10. Hasil Precision Berdasarkan Aspek

Algoritma	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra Merk
NB	95.82%	75.69%	76.91%	79.30%
SVM	94.79%	95.43%	97.63%	97.03%
k-NN	69.57%	55.21%	50.91%	50.02%

Berdasarkan Tabel 11, hasil *recall* dari masing-masing model algoritma mempunyai hasil yang baik. Namun untuk algoritma NB terlihat kenaikan yang sangat pesat

sebesar 38%. Algoritma k-NN mempunyai nilai rata-rata *recall* tertinggi. Hasil rata-rata *recall* dari masing-masing model klasifikasi yaitu NB sebesar 90.44%, SVM sebesar 98.44%, dan k-NN sebesar 99.64%.

Tabel 11. Hasil Recall Berdasarkan Aspek

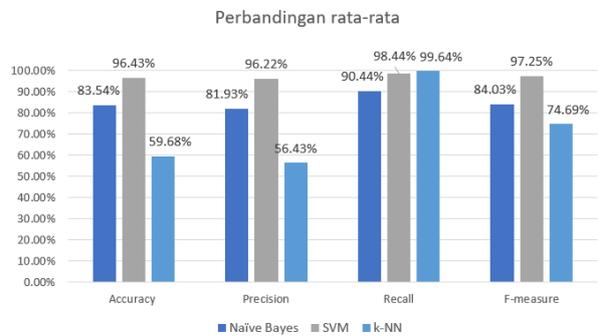
Algoritma	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra Merk
NB	61.75%	100%	100%	100%
SVM	96.19%	100%	99.09%	98.46%
k-NN	99.05%	99.50%	100%	100%

Berdasarkan Tabel 12 untuk hasil *F-measure*, model algoritma SVM pada aspek spesifikasi menjadi model terbaik dengan nilai sebesar 98.29%. Untuk posisi kedua dan ketiga juga mempunyai hasil yang tidak jauh berbeda, dengan hasil aspek citra merk sebesar 97.66% dan harga sebesar 97.58%. Hasil rata-rata *F-measure* dari masing-masing model klasifikasi yaitu NB sebesar 84.03%, SVM sebesar 97.25%, dan k-NN sebesar 74.69%.

Tabel 12. Hasil F-measure Berdasarkan Aspek

Algoritma	Desain	Harga	Spesifikasi	Citra Merk
NB	74.99%	86.06%	86.74%	88.31%
SVM	95.45%	97.58%	98.29%	97.66%
k-NN	81.71%	70.97%	67.43%	66.65%

Hasil perbandingan rata-rata setelah diproyeksikan dalam bentuk grafik dapat dilihat pada Gambar 8. Berdasarkan perbandingan rata-rata masing-masing hasil model klasifikasi, SVM mempunyai rata-rata tertinggi diantara model lainnya, kecuali untuk hasil *recall*, k-NN mempunyai rata-rata lebih unggul.



Gambar 8. Perbandingan Rata-rata Model Klasifikasi

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian yang telah dilakukan terhadap komentar Youtube *Gadget Samsung Galaxy Z Flip 3*, lebih banyak pengguna yang memberikan opini positif dalam aspek desain dan opini negatif pada aspek harga, spesifikasi, dan citra merk. Dengan membandingkan metode NB, SVM, dan k-NN, terbukti bahwa model klasifikasi SVM menunjukkan hasil terbaik. Rata-rata *accuracy* SVM sebesar 96.43% dari empat aspek, yaitu aspek desain sebesar 94.40%, aspek harga sebesar 97.44%, aspek spesifikasi sebesar 96.22%, dan aspek citra merk sebesar 97.63%.

Penelitian ini juga berupaya untuk memberikan saran untuk penelitian selanjutnya, seperti melakukan pengujian dengan algoritma yang berbeda, dengan tidak hanya melakukan penelitian analisis sentimen komentar Youtube mengenai *gadget*, tetapi dengan topik yang berbeda. Selain melakukan penelitian dengan algoritma yang berbeda, dapat dilakukan juga analisis mendalam mengenai *dataset* yang akan dipakai. Selain itu, dapat juga dengan memperhatikan pelabelan setiap data yang akan dipakai. Pada tahap *pre-processing* perlu ditambahkan proses-proses lain untuk menghasilkan hasil klasifikasi dan prediksi yang lebih baik.

### Daftar Rujukan

- [1] R. F. Widyandana, "10 Macam Media Sosial yang Paling Sering Digunakan Oleh Orang Indonesia," Jawa Timur, p. 4, 2020.
- [2] D. T. Hermanto, A. Setyanto, and E. T. Luthfi, "Algoritma LSTM-CNN untuk Binary Klasifikasi dengan Word2vec pada Media Online," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, p. 64, 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.264.
- [3] H. S. Utama, D. Rosiyadi, B. S. Prakoso, and D. Ariadarma, "Analisis Sentimen Sistem Ganjil Genap di Tol Bekasi Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 243–250, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.1050.
- [4] H. S. Raja and S. Magdhalena, "TWITTER SENTIMEN GOJEK INDONESIA DAN GRAB," *Pros. Semin. Nas. Mat. Stat. dan Apl. 2019*, vol. 1, pp. 256–261, 2019.
- [5] M. W. Pertiwi, "Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Sarana dan Transportasi Mudik Tahun 2019 Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes, Neural Network, K-NN dan SVM," *INTI NUSA MANDIRI*, vol. 14, no. 1, pp. 27–32, 2019.
- [6] S. Irbah and Y. Sibaroni, "Multi Aspect Sentiment of Beauty Product Reviews using SVM and Semantic Similarity," *RESTI J.*, vol. 5, no. 3, pp. 520–526, 2021.
- [7] O. Heranova, "Synthetic Minority Oversampling Technique pada Averaged One Dependence Estimators untuk Klasifikasi Credit Scoring," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 443–450, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1275.
- [8] A. N. Kasanah, M. Muladi, and U. Pujianto, "Penerapan Teknik SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class dalam Klasifikasi Objektivitas Berita Online Menggunakan Algoritma KNN," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 196–201, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.945.
- [9] A. J. Syahid and D. Mahdiana, "Perbandingan Algoritma Untuk Klasifikasi Analisis Sentimen Terhadap GeNose Pada Media Sosial Twitter," *SemanTIK*, vol. 7, no. 1, pp. 9–16, 2021, doi: 10.5281/zenodo.5034916.
- [10] A. D. Adhi Putra, "Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [11] R. Umar, I. Riadi, and Purwono, "Perbandingan Metode SVM, RF dan SGD untuk Penentuan Model Klasifikasi Kinerja Programmer pada Aktivitas Media Sosial," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 2, pp. 329–335, 2020.
- [12] N. Hafidz and D. Y. Liliana, "Klasifikasi Sentimen pada Twitter Terhadap WHO," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 213–219, 2021, doi: <https://doi.org/10.29207/resti.v5i2.2960>.
- [13] S. M. Tambunan, Y. Nataliani, and E. S. Lestari, "Perbandingan Klasifikasi dengan Pendekatan Pembelajaran Mesin untuk Mengidentifikasi Tweet Hoaks di Media Sosial Twitter," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.)*, vol. 7, no. 2, pp. 112–120, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/47232>.
- [14] S. Kurniawan, W. Gata, D. A. Puspitawati, N. -, M. Tabrani, and K. Novel, "Perbandingan Metode Klasifikasi Analisis Sentimen Tokoh Politik Pada Komentar Media Berita Online," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 176–183, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.935.