

Komparasi Metode K-NN, *Support Vector Machine*, Dan *Random Forest* Pada *E-Commerce* Shopee

Sri Watmah¹, Suryanto², Martias³

^{1,2,3}Universitas Bina Sarana Informatika

e-mail: ¹ sriwatmah.wtm@bsi.ac.id, ² suryanto.syt@bsi.ac.id, ³ martias.mts@bsi.ac.id

Abstrak - *Marketplace* berbasis aplikasi android sangat digemari di Indonesia, salah satu toko *online* yang tengah digemari oleh orang indonesia yaitu shopee. Selain menawarkan kemudahan dalam berbelanja tentu saja ada kendala dalam penggunaannya, baik dalam bentuk pelayanan maupun produk yang dipasarkan. *Text Mining* menjadi metode yang tepat untuk mengetahui kepuasan pengguna. Sentimen analisis sangat diperlukan untuk mengetahui keakurasian dan prediksi. *Review* pada *playstore* umumnya diberikan ketika seseorang telah menginstal aplikasi pada *smartphone* Android. Disini penulis menguji seberapa kepuasan pengguna akun shopee berdasarkan *review* pada *google playstore* menggunakan metode K-NN, *Support Vector Machine*, dan *Random Forest*. Berdasarkan penghitungan menunjukkan bahwa metode K-NN mempunyai nilai akurasi 89,0%, presisi 89,7% dan *recall* 87,5%. Pada metode klasifikasi *Random Forest* menunjukkan nilai akurasi 83,0%, presisi 85,7% dan *recall* 81,4%. Untuk metode SVM menunjukkan nilai akurasi 89,4%, presisi 89,5% dan *recall* 89,7%. Dengan demikian metode klasifikasi terbaik pada studi ini adalah metode SVM dengan nilai 89,4% presisi 89,5% dan *recall* 89,7%.

Kata Kunci: *sentiment analysis, marketplace, text mining*

PENDAHULUAN

Di Indonesia pasar online semakin gencar dalam persaingannya. Pengguna *smartphone* dengan platform Android di Indonesia mendominasi pasar, pengguna Android di Indonesia pada Desember 2019 adalah sebesar 93.22% dan berada di bawahnya IOS sebesar 6.38%. (gs.statcounter.com, 2020) Tentu dengan besarnya pengguna Android di Indonesia seharusnya menjadi perhatian serius bagi para perusahaan *marketplace* terhadap komentar pengguna Android pada *Google Playstore*.

Google telah mengubah fitur komentar dan rating di *Playstore*. Perubahan ini diperlukan karena pada banyak kasus, *review* judul untuk sebuah aplikasi tak lagi bisa merepresentasikan kondisi aplikasi tersebut saat ini alias tak relevan lagi. Contohnya adalah *review* dan penilaian jelek yang didapat sebuah aplikasi karena sebuah *bug* yang kini sudah diperbaiki. (www.genpi.co, 2020) sehingga komentar di *Playstore* lebih relevan.

Setiap pengguna hanya punya kesempatan satu kali untuk komentar sehingga lebih fokus dalam mengetahui sentimen khusus pengguna sesuai *update* terbaru, Shopee adalah salah satu *e-commerce* yang paling tren saat ini, bahkan menurut urutan Aplikasi *E-commerce* Shopee menduduki urutan pertama diantara Aplikasi *E-commerce* di pengguna Android. Menyusul Tokopedia dan Bukalapak di bawahnya. (iprice.co.id, 2020).

Disisi lain, *Opini Mining* atau juga disebut *Sentiment Analysis* dilakukan untuk melihat kecenderungan dari komentar terhadap suatu kasus

atau objek itu positif atau negatif (Rozi dkk, 2012). Komentar yang didapatkan biasanya dari sosial media. Pada penelitian sebelumnya berdasarkan data *review* pada aplikasi shopee dengan menggunakan metode *Improved K-NN* dan *Jaro Winkler Distance* dimana *review* menggunakan bahasa Indonesia menghasilkan nilai rata-rata akurasi 0,876 (Shanty & Wele, 2019). Metode SVM yang digunakan dengan *TextBlob* dan *W-WSD* menunjukkan nilai akurasi sentimen yang tidak jauh berbeda yaitu sekitar 62% (Hasan & Shamshirband, 2018) (Ankit & Saleen, 2018)

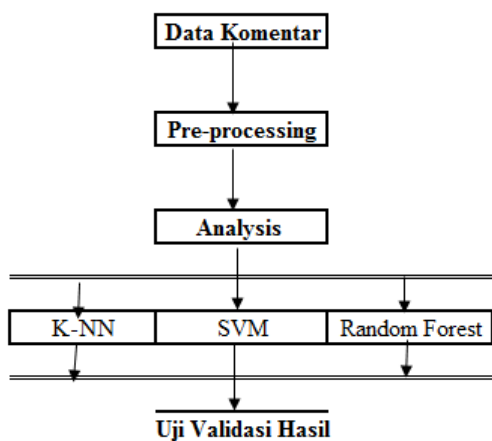
Namun penulis kali ini ingin lebih fokus terhadap pengalaman pengguna Android sehingga pencarian komentar bersumber dari komentar aplikasi Shopee di *Google Playstore* (Wahyu Handani, 2019) (Yadav & Yadav, 2018). *Review* pada *playstore* umumnya diberikan ketika seseorang telah menginstal aplikasi pada *smartphone* Android. Pada studi kali ini penulis menggunakan tiga metode klasifikasi yang berbeda untuk menggali kecenderungan dari komentar pengguna lalu membandingkan hasilnya untuk mengetahui rasio dan akurasi menggunakan *data mining*.

METODE PENELITIAN

1. Langkah Klasifikasi

Tentu saja, dalam penelitian ini hal pertama yang harus dilakukan adalah *collecting data*, lalu setelah mengumpulkan data, ada beberapa langkah yang harus dilakukan agar mendapatkan hasil terbaik. Data .komentar yang telah diambil dari *playstore*

kemudian diolah dengan *cleansing* dan pemberian label, kemudian ke tahap *pre-processing* yang meliputi *anotation removal*, *remove URL*, *tokenization*, *indonesian stemming*, *transformation not (negative)*, *indonesian stop word removal*, hingga masuk ke tahap analisa menggunakan *tool* yang meliputi *training data*, *testing data* dan hingga akhirnya didapatkan hasil analisa. Dalam analisa ini menggunakan tiga metode klasifikasi yaitu *K-Nearest Neighbor (K-NN)*, *Support Vector Machine (SVM)* dan *Random Forest*, Gambar 1 menunjukkan langkah-langkah dalam analisis klasifikasi sentimen analisis yang diusulkan.



Gambar 1: Langkah Klasifikasi Data

2. Landasan Teori

Perusahaan yang mengevaluasi aplikasinya berdasarkan *review* dari pengguna merupakan hal yang seharusnya. Opini *mining* dari komentar *Google Playstore* menjadikan penelitian ini lebih relevan terhadap pengalaman pengguna terhadap aplikasi Shopee.

Penelitian sentimen analisis untuk mengetahui keakuratan dari sentimen dari twitter salah satunya menggunakan K-NN (Bayhaqy, 2018). Penelitian klasifikasi sentimen analisis menggunakan *Support Vector Machine* (Naz & Malik, 2019) dan Penelitian sentimen analisis menggunakan *Random Forest* (Hitesh dkk, 2019)

Dari penjelasan di atas, *sentiment analysis* dalam konsep data *mining* merupakan cara untuk mengetahui pengetahuan dan prediksi serta kesimpulan baru (Hitesh dkk, 2019). Untuk lebih memahami ketiga metode yang digunakan, berikut sekilas penjelasan tentang metode *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine* dan *Random Forest*.

1. K-NN

Penelitian analisis sentimen untuk menentukan akurasi sentimen dari Twitter, salah satunya menggunakan K-NN dengan 4 fitur, yang menghasilkan peningkatan akurasi untuk semua

dataset ketika menormalkan dataset dan peningkatan ketika menambahkan nama fitur sebagai kata kunci (Naz dkk, 2019). Untuk membuat prediksi dengan metode K-NN kita perlu membuat perkiraan jeda antara titik kueri dan kasing dari *sample* yang digunakan. Pada dasarnya metode K-NN adalah metode yang digunakan untuk mengelompokkan objek sesuai data pembelajaran yang digunakan paling dekat dengan objek (R. Prabowo & Thelwall, 2009). Salah satu opsi yang biasa digunakan untuk mengukur jarak ini dikenal dengan Euclidean.

$$d(a, b) = \sum_{i=0}^n (X_i - Y_i)^2 \quad (1)$$

Dengan $d(a, b)$ menunjukkan jarak Euclidean, x merupakan data pertama pada *sample* yang digunakan, y menunjukkan data kedua, i menunjukkan fitur keberapa yang digunakan, dan n menunjukkan jumlah fitur yang digunakan

2. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine adalah metode pembelajaran terawasi yang mengkaji data dan mengidentifikasi pola yang digunakan untuk pengelompokan (A. S. H. Basari dkk, 2013). SVM merupakan metode yang paling baik untuk mendapatkan hasil yang terbaik karena SVM dapat memproses data dengan efektif dan efisien (R. Prabowo & M. Thelwall, 2009). Namun SVM mempunyai kekurangan dalam penentuan parameter atau fitur yang tepat (S. Hidayat, 2016). *Support Vector Machine* diusulkan untuk menghubungkan sentimen klasifikasi Twitter menggunakan model mesin klasifikasi domain pembelajaran yang memanfaatkan berbagai fitur tekstual, yaitu data Twitter *n-gram*. Pemrosesan menggunakan tiga skema penimbangan yang berbeda untuk memahami dampak penimbangan terhadap akurasi *classifier*. Studi masa depan dengan tujuan memberikan pengetahuan eksternal dan hasil untuk meningkatkan kinerja pengklasifikasi SVM (Naz dkk, 2019).

3. Random Forest

Random forest merupakan metode yang diusulkan oleh Breiman sebagai salah satu metode pengklasifikasian. Random Forest menghasilkan banyak pohon keputusan (Ankit, & Saleena, N., 2018). Dalam proses mengembangkan pohon keputusan (DT), ada dua proses acak yang diperkenalkan. Salah satunya menggunakan *bootstrap* sampel yang digunakan untuk membuat sampel. Jika ada N kasus di set pelatihan, sampel acak N kasus dari aslinya data dengan penggantian. Probabilitas sampel yang sama yang tidak dipilih dalam N sampling adalah $(1 - 1 / N)^N$. Dengan peningkatan N , probabilitas akhirnya cenderung ke $1 / e$. Dalam RF, sampel tersebut, yang tidak dipilih dalam proses pengambilan sampel, dikenal sebagai

out-of-bag (OOB), dan menggunakan data ini, tingkat kesalahan dapat diperkirakan (Kurniawan, 2020).

Analisis sentimen di jejaring sosial populer seperti Twitter, Facebook dan Instagram. Dalam analisis sentimen ini pilih Twitter dan klasifikasi popularitas tweet untuk memahami aspek positif dan negatif dari data sentimen. Twitter 2019 *real-time* dengan model pemilihan fitur *word2vec* dengan *random forest* seperti BOW dan TF-IDF. Peningkatan akurasi dan hasil analisis sentimen didorong oleh *Word2vec* karena itu meningkatkan kualitas fitur dengan pertimbangan semantik kontekstual dari kata-kata yang ada dalam teks (Hitesh, 2019).

3. Evaluasi Sentimen Analisis

Proses klasifikasi analisis sentimen telah terpenuhi pada langkah, langkah berikutnya yaitu mengevaluasi hasil. Pada tahap ini, perhitungan hasil akan di uji dengan parameter akurasi, presisi dan *recall*.

Akurasi (A) ditujukan untuk dokumen yang masuk dalam kategori benar, baik benar positif maupun benar negatif. Persamaan yang digunakan untuk menghitung akurasi:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

Precision (P) menunjukkan berapa banyak hasil pemrosesan yang relevan terhadap informasi yang dibutuhkan atau dapat disebut juga bahwa presisi merupakan klasifikasi true positif dan semua data yang digunakan diprediksi kedalam kelas positif. Nilai presisi dapat dihitung dengan persamaan:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

Dan yang terakhir *Recall* (R), *recall* ini menunjukkan seberapa banyak data yang relevan berdasarkan pengumpulan oleh sistem, dalam hal ini jumlah dokumen yang termasuk *true* positif dan semua dokumen yang benar-benar positif (termasuk *false negative*). **Recall** dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

Variabel yang digunakan pada persamaan-persamaan diatas (TP, TN, FP, FN) didapat dari *confusion matrix*, dimana TP singkatan *True Positive*, data positif diklasifikasikan dalam positif. TN untuk *True Negative*, data negatif masuk dalam

kategori negatif. FP singkatan dari *False Positive*, data negatif masuk dalam kategori positif. FN singkatan dari *False Negative*, data positif dikategorikan sebagai data negatif. Untuk lebih jelas berikut ini tabel *confusion*:

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	<i>Prediction Yes</i>	<i>Prediction No</i>
<i>True Yes</i>	TP	FN
<i>True No</i>	FP	TN

Dalam studi ini penghitungan data dilakukan secara random oleh sistem yang dilakukan oleh rapid miner untuk *data testing* dan *data training*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data dan Pemberian Label Data

Sebelum melakukan sentiment analisis hal yang pertama dilakukan adalah mengumpulkan data. Dalam proses ini pengumpulan data diambil dari komentar pengguna di *playstore* yang dilakukan dengan menggunakan data *scraper*. Pengumpulan data secara manual ini membuat data yang diperoleh masih mentah dan belum ada proses apapun terhadap data sehingga data masih perlu diolah lebih lanjut lagi. Setelah data terkumpul selanjutnya dilakukan pelabelan yang dilakukan secara manual oleh beberapa orang yang merupakan pengguna dan penyuka layanan *online shop*. Pada penelitian ini ada dua macam label yaitu negatif dan positif. Negatif untuk penilaian yang buruk sedangkan positif untuk penilaian yang baik. Dalam studi ini menggunakan 265 data komentar, yang terdiri dari 144 data dengan label negatif dan 121 data dengan label positif. Pada tabel 2 dibawah ini beberapa contoh data komentar yang sudah diberi label.

Tabel 2. Contoh Label Data

No	Comment	Sentiment
1	Males betul dahh ihh!! Gua cuma kendala direview. Kalo gua liat review dari hal 1-25, baru sampai hal 15 udah balik lagi ke hal 1! Menurut gua ganggu betul, kenapa? Gua udah liat jauh review malah balik lagi pertama!! Udah gua update masih tetap kaya gitu heran!! Tolong dong diperbaiki! Makasih	negatif
2	Shopee sekarang tidak sesuai realitanya. Jangan bayar tagihan di Shopee. Tidak jelas, kalau bisa buang badan kenapa tidak mereka. Bisa uang Shopee pay berkurang. Tapi prosesnya	negatif

	bisa lama sampai 1 harian - 2 harian. Jangan mau ambil resiko. Dapat koin sampai banyak, bisa tidak masuk ke kolom koin.	
3	Bagus app nya. Hanya saja lemot sekali di hp saya. Harus extra sabar, kadang udah pelan² kliknya, eh blm muncul, di klik lagi selang 10 detik kemudian ga muncul². Jeda 1-5 menit kemudian langsung tiba² spt diklik berkali² dlm satu waktu.	negatif
4	Puassssss banget belanja di shopee..barang apa aja ada disini, harga juga variasi..pinter-pinter aja pilih barang biar dapat barang yang bagus dan harga yang terjangkau...nggak pernah kecewa belanja disini..	positif
5	Sy pengguna tetap shopee, app ini bagus tapi ada beberapa kekurangan yg mungkin bisa diperbaiki. Mungkin bisa dipertimbangkan 1. Software pencariannya agar di tingkatkan, saat mencari agar bisa menemukan kata bukan hanya pada nama barang tapi juga kata dalam descripsi	positif
6	Memudahkan untuk belanja, pelayanan sangat nyaman, pembatalan belanja juga prosesnya cepat. Pokoknya shopee is the best dah, mantap. Semoga kedepan shopee jauh lebih sip lagi. Karena masih ada produk-produk yang tidak ada di dalam shopee.	positif

2. Pre-processing Data

Setelah data terkumpul dan dilengkapi dengan label maka tahap berikutnya yaitu *preprocessing* data. Tahap ini dilakukan secara *online* menggunakan gata framework dengan menggunakan pilihan *Techniques* (Kurniawan, 2020) seperti pada gambar 2.



Gambar 2. Tahapan *pre-processing* data pada gata framework

Ada beberapa pilihan kriteria untuk *pre-processing* data pada gata framework, dalam penelitian ini penulis memilih beberapa fitur seperti:

1. @Anotation Removal

Fitur ini digunakan untuk mengubah semua huruf kapital yang ada pada data komentar menjadi huruf kecil. seperti yang ditampilkan pada tabel 3. Pada tabel 3 terlihat adanya perubahan huruf kapital pada koment menjadi huruf kecil.

Tabel 3. Proses Anotation Removel

Sebelum	Sesudah
Baru juga kemarin di update udah suruh update lagi aja, udah gitu LEMOOOOOTTTTT banget lagi sekarang, jadi berat ni aplikasi,, padahal sinyal bagus, memori HP masih banyak yang kosong, buka aplikasi yang lain juga lancar❖ aja.. tolong diperbaiki lagi kedepannya	baru juga kemarin di update udah suruh update lagi aja, udah gitu lemoootttt banget lagi sekarang, jadi berat ni aplikasi,, padahal sinyal bagus, memori hp masih banyak yang kosong, buka aplikasi yang lain juga lancar❖ aja.. tolong diperbaiki lagi kedepannya

2. Transformation removal URL

URL pada umumnya berupa rangkaian karakter dengan suatu format standar tertentu dan digunakan untuk menunjuk ke suatu alamat sumber berupa dokumen maupun gambar. Fitur ini berfungsi untuk menghilangkan URL yang ada pada data koment.

3. Tokenization

Proses yang bertujuan untuk memotong kalimat dalam bentuk kata-kata. Proses tokenisasi juga digunakan untuk menghilangkan tanda baca dan angka yang tidak dibutuhkan. Seperti yang tampak pada tabel 4 terdapat tanda titik yang dihilangkan.

Tabel 4. Proses Tokenisasi

Masukan	Keluaran
ini kenapa top up shopee pay ku...gk nambah saldo nya..padahal keterangan di email ku sudah sukses berhasil..padahal biasanya lancar2 aja...kenapa ini gak masuk2 sih...padahal mau segera di pakai...	ini kenapa top up shopee pay kugk nambah saldo nyapadahal keterangan di email ku sudah sukses berhasilpadahal biasanya lancar ajakenapa ini gak masuk sihpadahal mau segera di pakai

1. Indonesian Stemming

Proses mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar sesuai dengan bahasa indonesia yang baik. Seperti yang terdapat pada tabel 5, disitu tampak beberapa kata berimbuhan yang berubah menjadi kata dasar setelah mengalami proses *indonesian stemming*.

Tabel 5. Proses Stemming

Sebelum	Sesudah
Tagihan	Tagih
Berkurang	Kurang
Prosesnya	Proses
Berbeda	Beda
Harusnya	Harus
Pembayaran	Bayar
Menyebalkan	Sebal

2. Transformation Not (convert negation)

Dalam logika matematika negasi, atau ingkaran adalah operasi matematika terhadap suatu pernyataan, baik tunggal maupun majemuk. Operasi negasi merupakan kata yang dapat membalikkan makna kata aktual (S. Hidayat, 2016).

Tabel 6. Transformation Not (Negative)

Input	Output
klaim hadiah gratis sebagai guna baru tidak pernah bisa di dapat ada aja alas sistem haha aplikasi sering lemot kenapa ya makin sini kok makin agak gimana gitu shopee beda dgn muncul awal dulu	klaim hadiah gratis sebagai guna baru tidak pernah bisa di dapat ada aja alas sistem haha aplikasi sering lemot kenapa ya makin sini kok makin agak gimana gitu shopee beda dgn muncul awal dulu

3. Indonesian Stop Word Removal (Filtering)

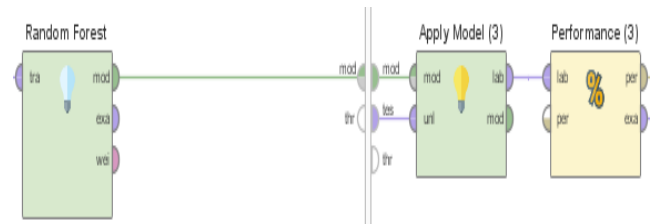
Filtering digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang sering muncul tetapi dianggap tidak memiliki makna. Penghapusan kata-kata yang dianggap tidak memiliki makna. Pada beberapa program aplikasi yang berhubungan dengan pengolahan data ini karena penggunaanya yang terlalu umum, sehingga pengguna dapat lebih fokus terhadap kata yang lebih penting (Jianqiang, 2018). Pada tabel 7 dibawah ini menunjukkan contoh dari *indonesian stop word removal*.

Tabel 7. Indonesian Stop Word Removal

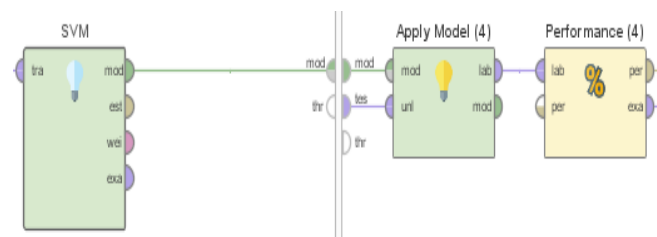
Betul	Cuma	Dari	Hal	Baru
Sampai	Sekarang	Jangan	Kalau	Bisa
Kenapa	Kurang	Tapi	Mau	Dapat
Sampai	Banyak	Ke	Ini	Di
Balik	Lagi	Atas	Akhir	Ada
Aja	Saya	Dalam	Sangat	Terus

3. Klasifikasi Sentiment Analysis

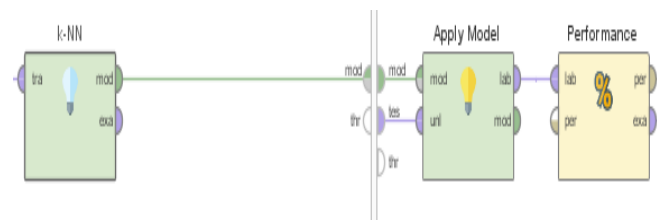
Langkah berikutnya dalam sentimen analisis setelah *pre-processing* data yaitu tahap percobaan dan pengaplikasian data menggunakan tiga algoritma yang berbeda sebagai perbandingan. Dalam studi ini ada tiga algoritma yang digunakan yaitu *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Support Vector Machine* (SVM) dan *Random Forest*. Gambar dibawah menampilkan *cross validation* dari ketiga algoritma yang dihitung menggunakan aplikasi rapid miner 9.5.



Gambar 3. Konten Cross Validation Random Forest



Gambar 4. Konten Cross Validation SVM

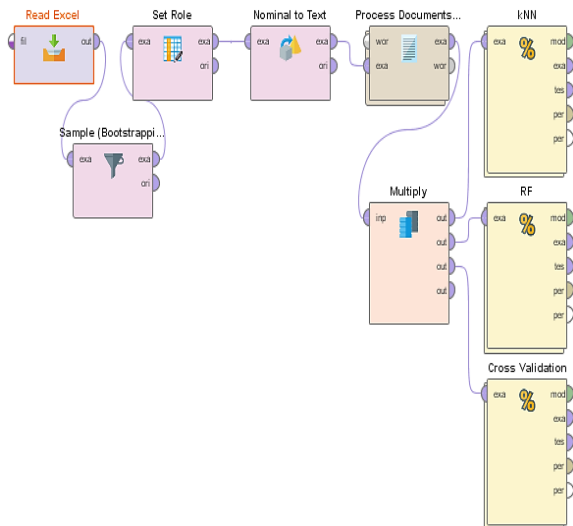


Gambar 5. Konten Cross Validation K-NN

Pada gambar 3, 4 dan 5 menunjukkan proses penerapan model yang dilakukan untuk menghitung performa dari masing-masing metode klasifikasi yang digunakan. Ketiga metode telah dimasukkan dalam operator aplikasi rapid miner.

4. Hasil dan Pembahasan

Gambar 6 dibawah ini menunjukkan proses utama pada rapidminer dengan tiga algoritma K-NN, *Random Forest* dan *Support vector Machine*.



Gambar 6. Proses Utama Dalam Rapid Miner

Pada gambar 6 file yang digunakan dalam bentuk excel kemudian di proses menggunakan *sample (bootstrapping)* yang digunakan untuk meresampling data sampel dengan syarat pengembalian pada datanya dalam menyelesaikan statistik ukuran suatu sampel dengan harapan sampel tersebut mewakili data populasi sebenarnya, biasanya ukuran resampling diambil secara ribuan kali agar dapat mewakili data populasinya. Kemudian lanjut ke proses *set role* yang berfungsi untuk mengubah suatu atribut atau bahkan lebih. Berikutnya ada *nominal to text* yang berfungsi untuk mengubah jenis atribut nominal yang dipilih diubah ke bentuk teks, juga berfungsi untuk memetakan semua nilai atribut kedalam nilai *string* yang tepat. Selanjutnya proses dokumen yang berfungsi untuk mengeksekusi perintah yang sudah ditentukan sebelumnya, disini juga menggunakan *multiply* karena dalam pengujian ini secara langsung memasukan ketiga metode klasifikasi. Dibawah ini tabel yang menunjukkan *confusion matrix* dari rapid miner:

Tabel 8. Confusion Matrix

Metode	TP	FP	TN	FN
K-NN	113	13	123	16
Random Forest	105	21	115	24
SVM	116	15	121	13

Dari tabel diatas dapat dihitung nilai akurasi, presisi dan *recall* dengan menggunakan persamaan (2), (3), (4). Tabel dibawah ini menunjukkan hasil penghitungan menggunakan formula:

Tabel 9. Hasil penghitungan menggunakan formula

Metode	Accuracy	Precision	recall
K-NN	89,0%	89,6%	87,5%
Random Forest	83,0%	83,3%	81,3%
SVM	89,4%	88,5%	89,9%

Dari perhitungan menggunakan formula nilai tertinggi ditunjukan pada metode SVM yaitu dengan akurasi 89,4%, presisi 88,5% dan *recall* 89,9%. Sementara hasil penghitungan dengan menggunakan rapid miner dapat dilihat pada tabel dibawah.

Tabel 10. Hasil Penghitungan Menggunakan Rapid Miner

Metode	Accuracy	Precision	Recall
K-NN	89,0%	89,7%	87,5%
Random Forest	83,0%	85,7%	81,4%
SVM	89,4%	89,5%	89,7%

Dari tabel 10 terlihat bahwa nilai dengan menggunakan metode K-NN mengalami perubahan pada nilai presisi dari 89,6% menjadi 89,7%. Untuk metode Random Forest nilai presisi mengalami kenaikan dari 83,3% menjadi 85,7% dan *recall* dari 81,3% menjadi 81,4% sedangkan untuk nilai akurasi tetap. Untuk metode SVM terdapat perubahan dari presisi yang semula 88,5 menjadi 89,5% dan *recall* mengalami penurunan dari 89,9% menjadi 89,7%.

KESIMPULAN

Dari hasil studi yang dilakukan dengan menggunakan 265 data koment pada *google playstore* dengan menggunakan tiga metode klasifikasi yaitu *k-Nearest Neighbor*, *support vector machine* dan *random forest* menunjukkan bahwa metode K-NN mempunyai nilai akurasi 89,0%, presisi 89,7% dan *recall* 87,5%. Pada metode klasifikasi Random Forest menunjukkan nilai akurasi 83,0%, presisi 85,7% dan *recall* 81,4%. Untuk metode SVM menunjukkan nilai akurasi 89,4%, presisi 89,5% dan *recall* 89,7%. Dengan demikian metode klasifikasi terbaik pada studi ini adalah metode SVM dengan nilai 89,4% presisi 89,5% dan *recall* 89,7%. Kedepannya studi ini masih dapat dikembangkan seperti menggunakan metode klasifikasi yang berbeda ataupun dengan menggunakan data terbaru, namun jika ingin menjadi bahan pertimbangan yang baik bagi suatu organisasi atau perusahaan maka data komen dapat diambil dari

beberapa tahun kebelakang sebagai acuan dalam pengembangan organisasi atau perusahaan dimasa mendatang.

REFERENSI

<https://gs.statcounter.com/os-market/share/mobile/indonesia> Accessed 2 February 2020.

<https://www.genpi.co/berita/10783/google-ubah-sistem-rating-aplikasi-di-play-store-kenapa-ya> Accessed 2 February 2020.

<https://iprice.co.id/insights/mapofecommerce/> Accessed 4 February 2020.

Imam Fahrur Rozi, Sholeh Hadi Pramono dan Erfan Achmad Dahlan. "Implementasi Opinion Mining (Analisis Sentimen) untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi. Indonesia" EECIS Vol. 6, No. 1, June 2012.

Shanty, L., & Wele, W. (2019). Analisis Sentimen Review Shopee Berbahasa Indonesia Menggunakan Improved K-Nearest Neighbor dan Jaro Winkler Distance. 3(7), 7172–7179.

Bayhaqy, A., Sfenrianto, S., Nainggolan, K., & Kaburuan, E. R. (2018). Sentiment Analysis about E-Commerce from Tweets Using Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Naïve Bayes. 2018 International Conference on Orange Technologies (ICOT). doi:10.1109/icot.2018.8705796.

Naz, S., Sharan, A., & Malik, N. (2019). Sentiment Classification on Twitter Data Using Support Vector Machine. Proceedings - 2018 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, WI 2018, 676–679. <https://doi.org/10.1109/WI.2018.00-13>.

Hitesh, M. S. R., Vaibhav, V., Kalki, Y. J. A., Kamtam, S. H., & Kumari, S. (2019). Real-time sentiment analysis of 2019 election tweets using word2vec and random forest model. 2019 2nd International Conference on Intelligent Communication and Computational Techniques, ICCT 2019. <https://doi.org/10.1109/ICCT46177.2019.8969049>.

A. S. H. Basari, B. Hussin, I. G. P. Ananta, and J. Zeniarja, "Opinion mining of movie review using hybrid method of support vector machine and particle swarm optimization," *Procedia Eng.*, vol. 53, pp. 453–462, 2013.

R. Prabowo and M. Thelwall, "Sentiment Analysis: A Combined Approach," *J. Informetr.*, vol. 3, no. 2, pp. 143–157, 2009.

S. Hidayat, "An Islamic Party in Urban Local Politics: The PKS Candidacy at the 2012 Jakarta gubernatorial Election," *J. Polit.*, vol. 2, pp. 5–40, 2016.

B. Liu, *Web Data Mining*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011 [Online]. Available:<http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-19460-3>.

Wanshan Peng, Shihua Li, Ze He1, Silan Ning, Yuhuan Liu1 and Zhonghua Su1, "Random Forest Classification Of Rice Planting Area Using Multitemporal Polarimetric Radarsat-2 Data" 978-1-5386-9154-0/19 doi: 10.1109/igarss.2019.8898654.

Kurniawan, S., Gata, W., Puspitawati, D. A., Parthama, I. K. S., Setiawan, H., & Hartini, S. (2020). Text Mining Pre-Processing Using Gata Framework and RapidMiner for Indonesian Sentiment Analysis. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 835(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/835/1/012057>

Jianqiang, Z., Xiaolin, G., & Xuejun, Z. (2018). Deep Convolution Neural Networks for Twitter Sentiment Analysis. *IEEE Access*, 6, 23253–23260. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2776930>

Hasan, A., Moin, S., Karim, A., & Shamshirband, S. (2018). Machine Learning-Based Sentiment Analysis for Twitter Accounts. *Mathematical and Computational Applications*, 23(1), 11. <https://doi.org/10.3390/mca23010011>

Ankit, & Saleena, N. (2018). An Ensemble Classification System for Twitter Sentiment Analysis. *Procedia Computer Science*, 132(Iccids), 937–946. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.109>

Wahyu Handani, S., Intan Surya Saputra, D., Hasirun, Mega Arino, R., & Fiza Asyrofi Ramadhan, G. (2019). Sentiment analysis for go-jek on google play store. *Journal of Physics: Conference Series*, 1196(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1196/1/012032>

Yadav, S., & Yadav, S. (2018). Text Mining of VOOT Application Reviews on Google Play Store. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET) e-ISSN:*, 1204–1208.