

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi Pegadaian Digital Dengan Multiclass Multioutput Menggunakan Algoritma Support Vector Machine

Vina Fadillah¹, Faqih Hamami², Rachmadita Andreswari³

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

E-mail: ¹vinafadillah@student.telkomuniversity.ac.id,

²faqihhamami@telkomuniversity.ac.id, ³andreswari@telkomuniversity.ac.id

Abstract

Badan Usaha Milik Negara (BUMN) are one of the three main economic players in the country, alongside cooperatives and private enterprises, aiming to realize a prosperous society in various fields. One of the BUMN, PT Pegadaian, operates in the financial sector. According to the directorate regulation of PT Pegadaian Number 122 of 2020, to enhance the quality and maturity level of information technology (IT), evaluation and monitoring mechanisms based on the international standard ISO/IEC 25010:2011 for System & Software Quality Models are required in managing IT quality. Therefore, PT Pegadaian is currently undergoing a transformation process to expand its business model that was originally only feasible through offline means, making it possible to be done online. To support this Pegadaian transformation process, an application named "Pegadaian Digital" has been developed, containing PT Pegadaian's core businesses, such as buying and selling gold savings, pawn booking, and gold price reviews. To assist digital transformation process, sentiment analysis research is conducted based on various aspects to identify aspects in the application that need to be improved and maintained. The study focuses on user reviews from Google Play Store, utilizing the KDD process and Support vector machine algorithm. The aspects used in this research are Learnability, Efficiency, Errors, and Satisfaction, each aspect labelled as positive, negatif, and neutral (not exist). The testing in this research is divided into two scenarios, focusing on the model with default parameter and parameter with hyperparameter tuning. Subsequently, the model is evaluated with accuracy, precision, recall, F1-score, and K-Fold Cross Validation. The evaluation results show that the scenario with a split data ratio of 80:20 using SVM with basic or default parameters gets the best performance results based on an accuracy value of 86%, recall 80%, f1-score 82%, precision 84%, and model did not overfitting.

Keywords: Google Play Store Reviews, Pegadaian Digital, ABSA (Aspect Based Sentiment Analysis), Support Vector Machine, Hyperparameter tuning

Abstrak

BUMN adalah salah satu dari tiga pelaku utama ekonomi negara selain koperasi dan usaha swasta untuk mewujudkan masyarakat yang sejahtera di berbagai bidang. Salah satu Perusahaan Perseroan yang dimiliki oleh BUMN adalah PT Pegadaian yang bergerak pada sektor finansial. Berdasarkan peraturan direksi PT Pegadaian Nomor 122 Tahun 2020 dalam rangka meningkatkan kualitas dan maturity level teknologi informasi (TI) diperlukan mekanisme evaluasi serta monitoring berdasarkan standar internasional ISO/IEC 25010:2011 tentang System & Software Quality Models pada pengelolaan kualitas teknologi informasi. Sehingga saat ini, PT Pegadaian sedang melakukan proses transformasi untuk menambahkan bisnis model yang awalnya hanya dapat dilakukan secara luring menjadi memungkinkan dilakukan secara daring. Untuk mendukung proses transformasi Pegadaian tersebut, dikembangkanlah aplikasi bernama "Pegadaian Digital". Aplikasi ini berisikan bisnis utama PT Pegadaian seperti jual beli tabungan

emas, booking gadai hingga tinjauan harga emas. Untuk membantu proses transformasi digital ini dilakukan penulisan sentimen berbasis aspek agar dapat mengetahui aspek pada aplikasi yang perlu diperbaiki dan dipertahankan. Penulisan ini berfokus pada data ulasan yang ada di Google Play Store dengan menggunakan tahapan berdasarkan KDD dan menggunakan algoritma Support Vector Machine. Aspek yang digunakan dalam penulisan ini adalah *learnability*, *efficiency*, *errors* dan *satisfaction* dengan label positif, negatif dan netral (tidak berespek). Pengujian pada penulisan ini terbagi menjadi 2 skenario dengan berfokus pada dataset asli dan dataset dengan hyperparameter tuning. Kemudian dilakukan evaluasi model menggunakan akurasi, presisi, recall dan f1-score. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa skenario dengan rasio split data 80:20 menggunakan SVM dengan parameter dasar atau default mendapatkan hasil performansi terbaik berdasarkan nilai akurasi sebesar 86%, recall 80%, f1-score 82% dan presisi sebesar 84%.

Kata Kunci: *Google Play Store Reviews, Pegadaian Digital, ABSA (Aspect Based Sentiment Analysis), Support Vector Machine, Hyperparameter tuning*

1. Pendahuluan

Indonesia sudah menetapkan untuk mengusung adanya sistem ekonomi Pancasila. Artinya, akan diterapkan sistem ekonomi campuran yang bertujuan untuk mengurangi monopoli ekonomi oleh golongan tertentu. Salah satu contoh pelaku utama ekonomi negara selain koperasi dan usaha swasta yaitu BUMN. Salah satu Perusahaan Perseroan yang dimiliki oleh BUMN adalah PT Pegadaian [1]. PT Pegadaian merupakan instansi pemerintahan yang bergerak pada sektor finansial dengan tugas meningkatkan kesejahteraan rakyat kecil. Tumbuhnya usaha pegadaian dengan cukup pesat ditunjukkan dengan adanya penyerapan pasar, artinya ada kebutuhan atas keberadaan lembaga tersebut di masyarakat yang dapat memberikan dana tunai dengan cepat, mudah dan prosedur yang sederhana [2].

Berdasarkan peraturan direksi PT Pegadaian Nomor 122 Tahun 2020 Tentang Pedoman Pengelolaan Kualitas Teknologi Informasi bahwa dalam rangka meningkatkan kualitas dan maturity level teknologi informasi (TI) yang telah digunakan oleh Perusahaan, diperlukan mekanisme evaluasi serta monitoring berdasarkan standar internasional ISO/IEC 25010:2011 tentang System & Software Quality Models pada pengelolaan kualitas teknologi informasi. Untuk mendukung proses transformasi Pegadaian tersebut, dikembangkanlah salah satu aplikasi bernama "Pegadaian Digital". Aplikasi ini berisikan bisnis utama dari PT Pegadaian seperti jual beli tabungan emas, booking gadai hingga tinjauan harga emas [3].

Berdasarkan data ulasan pengguna di Google Play Store per 19 November 2022, tercatat besar penilaian pengguna terhadap aplikasi adalah 3.6/5 [4]. Jumlah tersebut merupakan angka yang cukup besar untuk jumlah ulasan total yang sudah mencapai 52.900. Karena itulah diperlukan teknik analisis data yang tepat untuk mengolah data dari hasil ulasan aplikasi Pegadaian Digital tersebut. Salah satu teknik analisis data yaitu analisis sentimen berbasis aspek yang dilakukan untuk melihat kecenderungan opini terhadap objek, baik negatif maupun positif pada aspek tertentu. Analisis sentimen sering digunakan untuk menyelesaikan permasalahan-permasalahan yang melibatkan proses analisis data berupa teks (text analytics). Pada Aplikasi Pegadaian Digital merupakan core bisnis yang ada di PT Pegadaian, sehingga penelitian ini penting selain untuk mendukung bisnis utama juga untuk memberikan inovasi supaya Aplikasi Pegadaian Digital tetap mengikuti perkembangan yang terjadi serta dapat meningkatkan kenyamanan customer saat menggunakan aplikasi tersebut. Maka dari itu, perlu dilakukan analisis sentimen berbasis aspek, yaitu analisis sentimen yang tidak terbatas pada satu dokumen

ulasan, namun juga pada aspek-aspek yang terkandung di dalamnya, dan mampu menampilkan seluruh aspek yang dibahas [5].

Hasil dari analisis sentiment berbasis aspek ini diharapkan dapat membantu PT Pegadaian untuk mengambil tindakan yang tepat untuk meningkatkan kualitas layanan atau produknya, serta memperkuat aspek-aspek yang telah mendapatkan tanggapan positif dari pelanggan. Salah satu algoritma yang bisa digunakan untuk membantu PT Pegadaian adalah algoritma Support Vector Machine dengan penerapan hyperparameter tuning untuk menghasilkan performa model klasifikasi yang lebih baik.

2. Metodologi Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang diperlukan dalam penulisan ini meliputi teks ulasan pengguna aplikasi Pegadaian Digital pada google play store. Data ini diperoleh menggunakan teknik scraping dengan jumlah total ulasan sebanyak 23.326 data pada tanggal 13 maret 2023 dan hasil ini merupakan data ulasan Pegadaian Digital dari versi 1.0 hingga versi terbaru yakni 5.4.0. Pada penulisan ini hanya berfokus pada ulasan dari versi 5.0 hingga 5.4.0 karena pada versi aplikasi 5.0.0 terdapat pembaharuan besar, termasuk dalam hal antarmuka pengguna (UI), perbaikan kesalahan, dan penambahan beberapa fitur. Semua perubahan ini membuat data yang ada menjadi lebih relevan untuk dipertimbangkan oleh perusahaan saat melakukan pengembangan aplikasi selanjutnya. Karena alasan ini, jumlah data yang dikumpulkan untuk penelitian ini mencapai 3.547 data. Untuk melakukan scraping, digunakan tools python dengan menjalankan konfigurasi pada google colab. Setelah proses scraping selesai, data tersebut dapat disimpan dalam format CSV atau Excel.

2.2. Pemilihan Data

Data yang diperoleh dari laman google play store terdiri dari beberapa atribut, yaitu id, username (nama pengguna), URL foto pengguna, konten (teks ulasan), nilai kepuasan pengguna, thumbs up (jumlah pengguna lain yang menyukai ulasan), appVersion, waktu relatif pengguna menuliskan ulasan. Namun tidak semua atribut di atas digunakan dalam penulisan ini. Beberapa atribut yang digunakan yaitu konten (teks ulasan), versi aplikasi dan waktu penulisan ulasan.

2.3. Labelling

Dalam melakukan analisis sentimen berbasis aspek diperlukan data labelling atau pelabelan data pada data yang sudah didapatkan, proses pelabelan ini dilakukan secara manual agar didapatkan hasil yang lebih akurat dan lebih mudah dipahami. Label aspek yang digunakan yaitu sebagai berikut: Learnability (kemudahan aplikasi saat dipelajari oleh user), Efficiency (produktivitas aplikasi ketika digunakan oleh user), Memorability (kemudahan aplikasi untuk diingat oleh user), Errors (rendahnya tingkat error atau kesalahan dalam aplikasi) dan Satisfaction (kepuasan user ketika menggunakan aplikasi). Sehingga dapat diketahui bahwa aspek learnability dan memorability sebagai aspek yang sama karena kemudahan dalam mempelajari aplikasi maupun mengingat cara penggunaan aplikasi merupakan hal yang sama [6]. Label sentimen yang diberikan pada masing-masing data adalah positif (1), negatif (2), dan netral atau tidak beraspek (0).

2.4. Text Preprocessing

Setelah melakukan pelabelan pada dataset, langkah selanjutnya adalah melakukan text preprocessing. Data yang sudah dilakukan pelabelan masih banyak mengandung ikon, tanda baca dan kata-kata yang tidak diperlukan. Oleh karena itu, tahap text preprocessing diperlukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas tinggi, bebas dari nilai kosong, dan format yang sesuai dengan kebutuhan algoritma yang digunakan.

Tujuan dari tahap ini adalah memudahkan pemodelan dan analisis sehingga menghasilkan model yang berkualitas. Berikut adalah langkah-langkah dalam text pre-processing:

- a) Analisis Data secara singkat merupakan tahap untuk menyiapkan dataset yang telah dikumpulkan agar layak untuk diolah dan dianalisis lebih lanjut. Pada dataset tersebut nilai data (kalimat) pada kolom "text" Pada dataset yang telah dikumpulkan, tidak semua kolom digunakan dalam penulisan ini dikarenakan banyak kolom yang tidak berkaitan dengan tujuan penulisan sehingga dengan mempertimbangkan ketersediaan data yang berhasil terkumpul.
- b) Data Cleaning adalah proses menghapus dan memperbaiki kesalahan, ketidakkonsistenan, serta informasi yang tidak relevan dari data teks sebelum dilakukan analisis atau pemodelan. Tujuan utama dari proses ini adalah untuk memastikan bahwa data teks memiliki kualitas yang tinggi dan bebas dari ketidakakuratan yang dapat mempengaruhi kinerja dan hasil dari model yang akan dibuat. Adapun langkah-langkah yang dapat dilakukan pada penelitian ini untuk tahap data cleaning sebagai berikut: remove column, mengisi nilai null, mengubah tipe data, menghapus karakter dan angka, whitespace removal, dan case folding.
- c) Standarisasi Kata merupakan proses mengubah kata-kata ke dalam bentuk standar atau normal. Tujuan dilakukannya yaitu untuk mengatasi variasi dalam penulisan kata dan memudahkan analisis teks secara efisien.
- d) Tokenization adalah proses ini memungkinkan teks untuk dipecah menjadi bagian-bagian yang lebih terdefinisi, sehingga dapat diproses dan digunakan dalam langkah-langkah selanjutnya [7].
- e) Stopword Removal merupakan proses penghilangan kata-kata umum yang dianggap tidak relevan dalam pembentukan model. Tujuan dari proses ini adalah untuk menyederhanakan teks dan hanya menggunakan kata-kata yang dianggap memiliki makna penting [7]
- f) Stemming merupakan proses penguraian bentuk kata menjadi bentuk kata dasarnya dengan menghapus imbuhan pada awalan dan akhiran kata [7]

2.5. Pembobotan TF-IDF (*Term Frequency Inverse Document Frequency*)

Metode ini beroperasi dengan menghitung tingkat kepentingan kata dalam suatu dokumen dengan mengalikan frekuensi kata tersebut di dalam dokumen (term frequency) dengan logaritma dari rasio jumlah total dokumen terhadap jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut (inverse document frequency). Hasil yang diperoleh dapat digunakan untuk merepresentasikan dan mengidentifikasi kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan tertinggi dalam dokumen tersebut.

$$tfidf(t, d) = tf(t, d) \cdot idf(t) \quad (1)$$

$$idf(t) = \log \frac{(1+n)}{(1+df(t))} + 1 \quad (2)$$

Di mana:

$tf(t, d)$ = Jumlah kata t di dalam d atau jumlah kata dalam dokumen

$idf(t)$ = Inverse frekuensi dokumen

$df(t)$ = Jumlah kata t di dalam dokumen

t = Kata

d = Dokumen atau kumpulan dari kata

D = Jumlah dari corpus atau jumlah seluruh dokumen

2.6. Implementasi Algoritma

Pada tahap ini data training yang telah melalui langkah-langkah sebelumnya akan digunakan sebagai data latih untuk melatih model. Dalam SVM multiclass dengan kernel

linier, dapat menggunakan pendekatan One-vs-One (OvO) atau One-vs-All (OvA) untuk menangani klasifikasi antara beberapa kelas. Adapun langkah-langkah dalam proses implementasi algoritma SVM sebagai berikut:

Menyiapkan dataset multiclass.

Menghitung matriks kernel K:

$$K[i, j] = X_i^T * X_j \quad (3)$$

Di mana:

$K[i, j]$ = Elemen pada baris i dan kolom j dari matriks kernel

X_i^T = Tranpose vektor fitur dari data latih ke-i

X_j = Vektor fitur dari data latih ke-j.

Menghitung matriks Hessian H:

$$H = Y * K * Y \quad (4)$$

Di mana:

Y = Vector label positif, negatif dan netral

K = Nilai kernel

Menghitung vector alpha α :

$$\alpha = \text{inv}(H) * 1 \quad (5)$$

Di mana:

α = nilai vector yang dicari

$\text{inv}(H)$ = Invers dari matriks H

K = Nilai kernel

Menghitung vektor bobot w:

$$w = \sum (\alpha_i * y_i * x_i) \quad (6)$$

Di mana:

w = vektor bobot yang akan digunakan dalam hiperplane pemisah.

\sum = menjumlahkan kontribusi dari semua sampel pelatihan

α_i = koefisien Lagrange yang terkait dengan sampel pelatihan ke-i

y_i = label kelas dari sampel pelatihan ke-i.

x_i = vektor fitur dari sampel pelatihan ke-i

Menghitung nilai bias b:

$$b = y_j - \sum (\alpha_i * y_i * K(x_i, x_j)) \quad (7)$$

Di mana:

b = nilai bias atau offset dalam hiperplane pemisah

y_j = label kelas dari sampel yang disebut "j"

\sum = menjumlahkan kontribusi dari semua sampel pelatihan

α_i = koefisien Lagrange yang terkait dengan sampel pelatihan ke-i

y_i = label kelas dari sampel pelatihan ke-i.

$K(x_i, x_j)$ = fungsi kernel yang menghitung nilai kesamaan antara dua vektor fitur x_i dan x_j .

Menghitung hyperplane:

$$f(x) = \text{sign}(w^T * x + b) \quad (8)$$

Di mana:

f(x) = Hasil prediksi (output) dari fungsi keputusan

w^T = Transpose vector bobot

x = Data input SVM (x1 = index kata, x2 = bobot kata)

b = Parameter hyperplane yang dicari (nilai bias)

sign = Fungsi signum untuk mengembalikan nilai 1 jika argument positif atau nol, dan -1 jika argument negative

2.7. Hyperparameter Tuning

Dilakukan optimasi model dengan mencari kombinasi hyperparameter yang optimal, model dapat mencapai akurasi atau performa yang lebih baik dalam tugas tertentu [8]. Untuk parameter yang diujikan yaitu antara lain C, gamma dan kernel [9], dengan kombinasi nilai parameter yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 1. Kombinasi Hyperparameter Tuning SVM

Parameter	Nilai
C	[0.1, 1, 10, 100, 1000]
gamma	[1, 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001]
kernel	['rbf', 'linear', 'poly']

2.8. Evaluasi

Setelah melakukan pemodelan dan menemukan parameter terbaik, selanjutnya adalah proses evaluasi menggunakan confusion matrix untuk mendapatkan nilai akurasi (accuracy), presisi (precision), recall, dan f1-score dengan label klasifikasi yang digunakan untuk kelas prediksi adalah 0 untuk label tidak berespek, 1 untuk label positif, dan 2 untuk label negatif.

3. Hasil dan Pembahasan

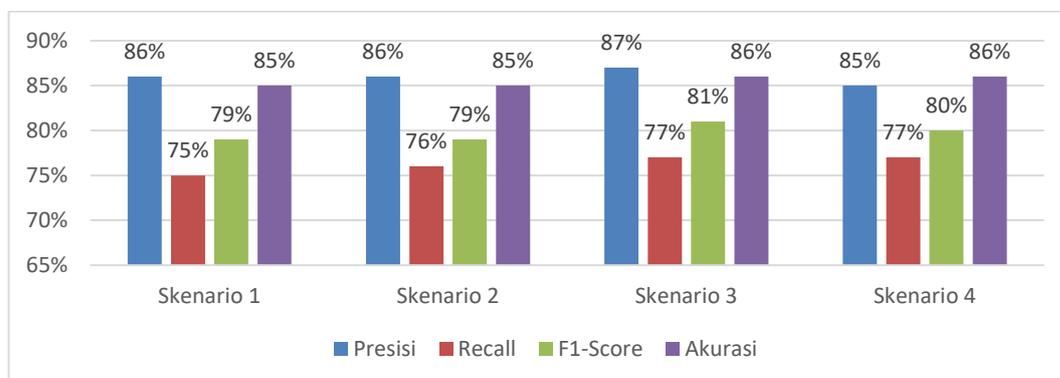
3.1. Skenario Pengujian Pertama

Pada skenario pengujian pertama, dilakukan dengan menggunakan dataset dasar dan parameter dasar. Beberapa percobaan juga dilakukan dengan memvariasikan rasio pembagian data latih dan data uji yang berbeda-beda, dengan menggunakan rasio split data tertentu.

Tabel 2. Skenario Pengujian Pertama

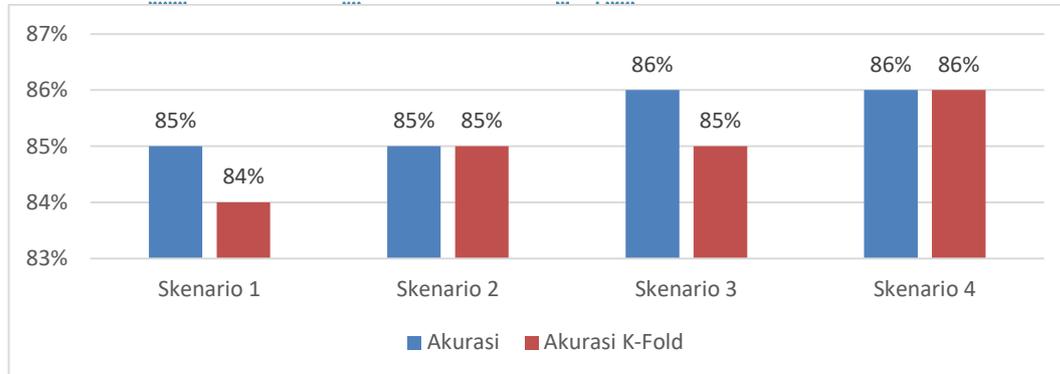
Skenario	60:40	70:30	80:20	90:10
Skenario 1	✓	×	×	×
Skenario 2	×	✓	×	×
Skenario 3	×	×	✓	×
Skenario 4	×	×	×	✓

Berdasarkan hasil dari skenario pengujian pertama didapatkan hasil yang berbeda-beda. Masing-masing skenario memiliki nilai presisi, recall, F1-Score dan akurasi yang berbeda. Hasil skenario dapat dilihat berikut.



Gambar 1. Hasil Skenario Pengujian Pertama

Dari gambar diketahui bahwa Skenario 3 dengan rasio split data 80:20 memiliki performansi terbaik secara keseluruhan pada semua aspek yang digunakan. Pada skenario 3 memiliki nilai akurasi, recall dan f1 score terbaik dibandingkan skenario lainnya, dengan nilai akurasi sebesar 86%, recall 77%, f1-score 81% dan presisi sebesar 87%.



Gambar 2. Perbandingan Akurasi K-Fold Validation Skenario Pengujian Pertama

Selanjutnya dilakukan evaluasi menggunakan k-fold cross validation. Untuk hasil pada perbandingan akurasi menggunakan k-fold cross validation pada keempat skenario tidak mengalami overfitting karena perbedaan hasil dari akurasi yang tidak terlalu signifikan.

3.2. Skenario Pengujian Kedua

Pada skenario pengujian kedua, menggunakan split data dari skenario pengujian pertama berdasarkan parameter dasar dan model yang sudah dilakukan hyperparameter tuning. Skenario pengujian dilakukan dengan menggunakan rasio dengan hasil terbaik pada skenario sebelumnya. Berikut merupakan skenario pengujian kedua.

Tabel 3. Skenario Pengujian Kedua

Skenario	Skenario	
	Parameter Dasar	Hyperparameter tuning
Skenario 1	✓	×
Skenario 2	×	✓

Pada skenario kedua menggunakan rasio terbaik yang didapat pada skenario sebelumnya yaitu 80:20 menggunakan hyperparameter tuning dengan parameter c , γ dan kernel [9], didapatkan hasil parameter terbaik sebagai berikut.

Tabel 4. Hasil Parameter Berdasarkan Skenario Pengujian Kedua

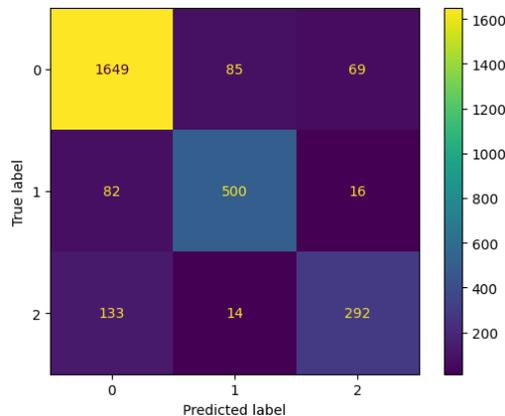
Parameter	Nilai tiap Parameter
C	10
γ	0.1
kernel	RBF

Dapat dilihat dari tabel setelah melakukan proses grid search didapatkan nilai parameter terbaik untuk masing-masing yaitu $C = 10$, $\gamma = 0.1$ dan kernel = RBF

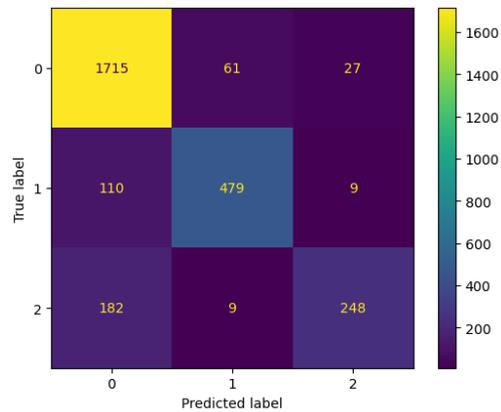
Tabel 5. Tabel per Aspek

Average	Metode	Avg. Akurasi	Avg. F1-score	Avg. Presisi	Avg. Recall
	SVM	86%	81%	87%	77%
	SVM Tuned	86%	82%	83%	81%

Berdasarkan hasil rata-rata dari table, untuk SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning diperoleh sebesar 86% akurasi, 81% F1-score, 87% presisi dan 77% recall. Sedangkan hasil dari rata-rata metode SVM dengan menggunakan hyperparameter tuning sebesar 86% akurasi, 82% F1-score, 83% presisi dan 81% recall.

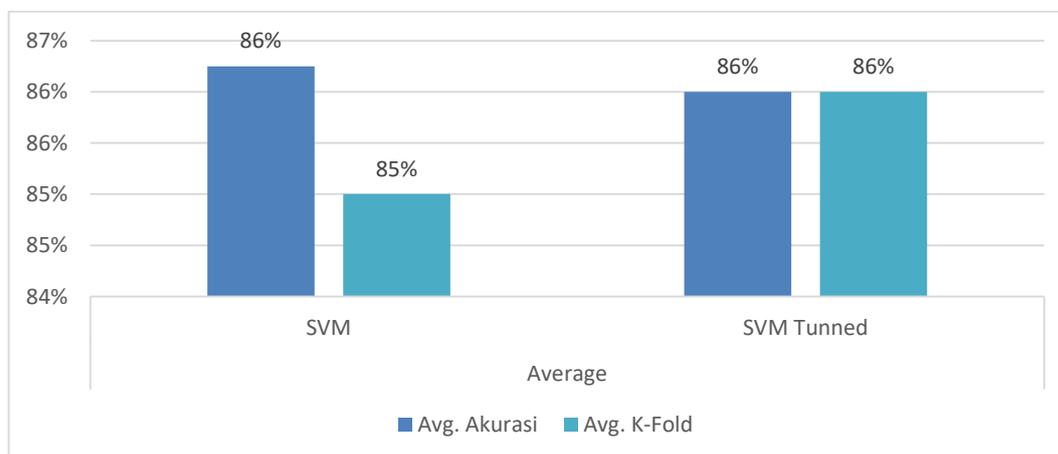


Gambar 3. Confusion Matrix menggunakan hyperparameter tuning



Gambar 4. Confusion Matrix tanpa menggunakan hyperparameter tuning

Dapat diketahui bahwa untuk confusion matrix tanpa menggunakan hyperparameter tuning memberikan prediksi untuk label netral lebih baik dibandingkan dengan Confusion Matrix yang menggunakan hyperparameter tuning dikarenakan memiliki nilai true positive untuk label 0 (tidak berespek) sebesar 1715 data, sedangkan untuk label positif dan negatif Confusion Matrix yang menggunakan hyperparameter tuning memberikan nilai lebih baik dikarenakan memiliki nilai true positive dibandingkan dengan yang tidak menggunakan hyperparameter tuning yaitu sebesar 500 data untuk label positif dan 292 untuk label negatif.



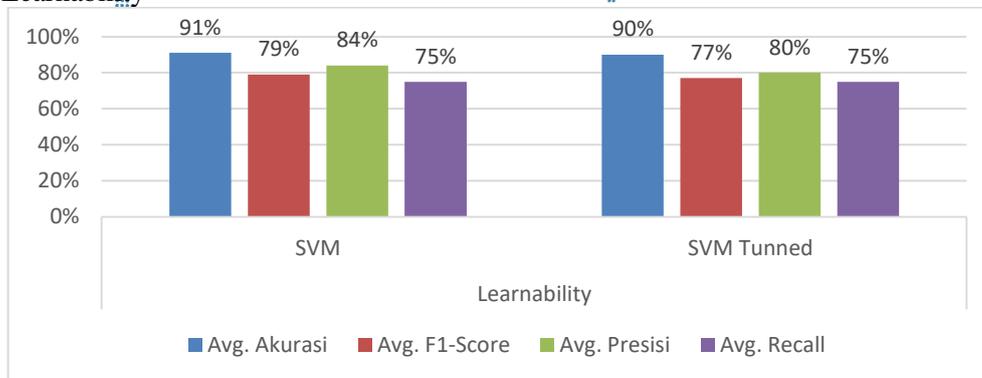
Gambar 5. Perbandingan Akurasi K-Fold Validation Skenario Pengujian Kedua

Selanjutnya dilakukan evaluasi menggunakan k-fold cross validation. Untuk perbandingan akurasi K-Fold Validation pada skenario pengujian kedua tidak menunjukkan adanya overfitting dikarenakan hasil rata-rata untuk svm tanpa menggunakan hyperparameter tuning tidak terlalu signifikan yaitu hanya memiliki perbedaan sebesar 1%. Sedangkan untuk svm yang menggunakan hyperparameter tuning untuk kedua hasil memiliki nilai rata-rata akurasi yang sama yaitu 86%.

3.3. Evaluasi Aspek

Setelah membangun setiap model sebelumnya, dilakukan analisis klasifikasi pada setiap aspek yang relevan dalam skenario ini. Proses analisis mencakup evaluasi kinerja model dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan f1-score.

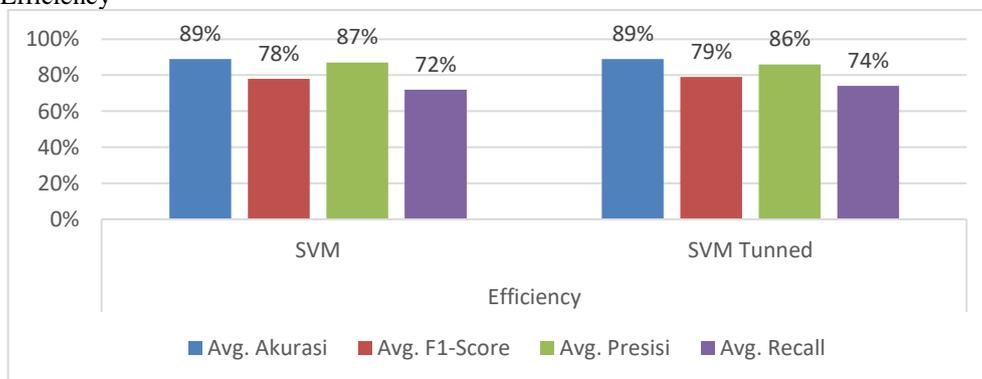
a) Learnability



Gambar 6. Hasil Evaluasi Aspek Learnability

Dapat dilihat pada gambar untuk hasil evaluasi dari aspek Learnability dengan metode SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning memiliki nilai akurasi, f1-score dan presisi lebih baik dibandingkan dengan hasil metode SVM yang menggunakan hyperparameter tuning yaitu dengan nilai akurasi sebesar 91%, f1-score 79%, presisi 84%. Sedangkan untuk nilai recall kedua metode tersebut memiliki nilai yang sama yaitu sebesar 75%.

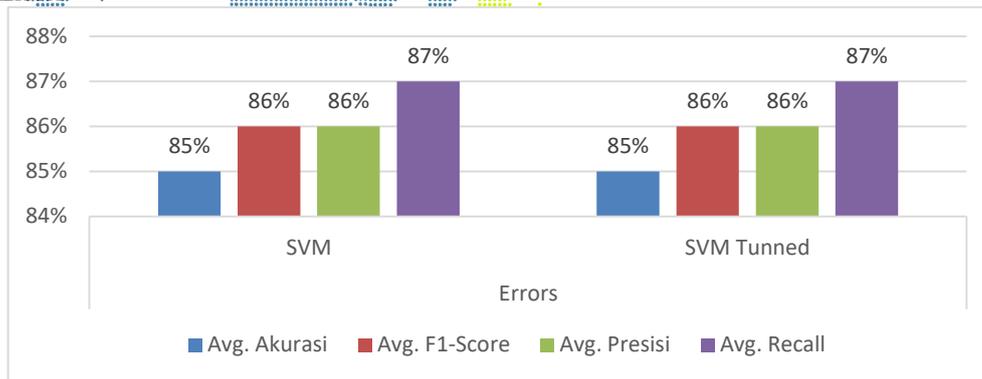
b) Efficiency



Gambar 7. Hasil Evaluasi Aspek Efficiency

Untuk aspek Efficiency dengan metode SVM menggunakan hyperparameter tuning memiliki nilai f1-score dan recall lebih baik dibandingkan dengan metode SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning yaitu sebesar 79% f1-score dan recall 74%. Sedangkan untuk nilai akurasi keduanya memiliki nilai yang sama yaitu 89%. Untuk nilai presisi metode SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning memiliki nilai lebih baik yaitu sebesar 87%.

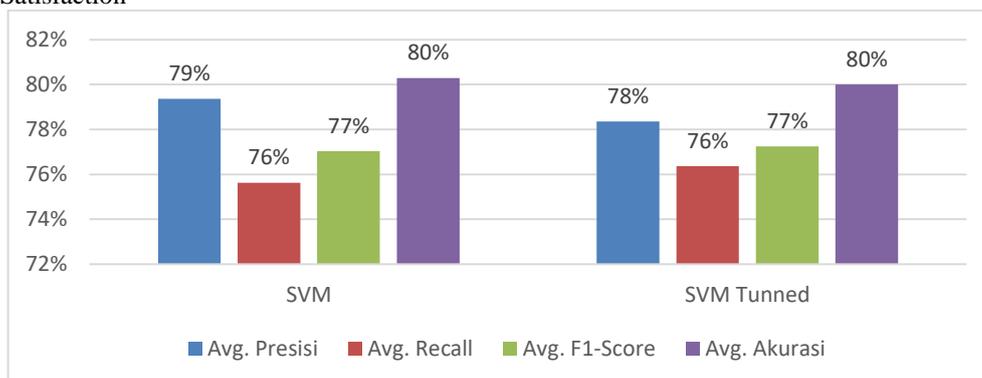
c) Errors



Gambar 8. Hasil Evaluasi Aspek Errors

Berdasarkan hasil evaluasi aspek Errors untuk model dengan SVM menggunakan hyperparameter tuning dan SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning memiliki nilai evaluasi yang sama untuk akurasi, f1-score, presisi dan recall yaitu sebesar 85% akurasi, 86% f1-score, 86% presisi dan 87% recall.

d) Satisfaction



Gambar 9. Hasil Evaluasi Aspek Satisfaction

Dan untuk aspek terakhir yaitu menampilkan hasil evaluasi aspek Satisfaction kedua metode tersebut baik yang menggunakan hyperparameter tuning maupun tidak memiliki nilai sebesar 80% akurasi, 76% recall dan f1-score sebesar 77% dan untuk nilai presisi SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning memiliki nilai lebih baik yaitu sebesar 79%.

4. Kesimpulan

Algoritma Support vector machine dapat digunakan dalam studi kasus analisis sentimen berbasis aspek ulasan pada aplikasi “Pegadaian Digital” yang diambil dari Google Play Store. Dilanjutkan dengan hasil rasio terbaik yang didapatkan pada skenario 1 adalah 80:20 dengan performa rata-rata untuk nilai akurasi, recall, f1-score dan presisi lebih baik dibandingkan dengan skenario lainnya, yaitu presisi sebesar 87%, akurasi 86%, recall 77% dan f1 score sebesar 81%. Sedangkan untuk hasil pada skenario 2 yaitu SVM tanpa menggunakan hyperparameter tuning memiliki nilai presisi lebih baik dibandingkan dengan SVM yang menggunakan hyperparameter tuning yaitu sebesar 87%. Dan selanjutnya yaitu kombinasi metode terbaik yaitu dengan menggunakan rasio split data 80:20 dan menggunakan SVM dengan parameter dasar atau default. Dengan mendapatkan hasil performansi akurasi sebesar 86%, recall 77%, f1-score 81% dan presisi sebesar 87%.

Daftar Pustaka

- [1] Humaira Aliya, "Pegadaian: Pengertian, Sejarah, Manfaat, dan Produk yang Digadaikan," Feb. 10, 2023. <https://glints.com/id/lowongan/pegadaian-adalah/#:~:text=Y2EeO3bP3rc> (accessed Dec. 10, 2022).
- [2] humas, "OJK Pedia." <https://www.ojk.go.id/id/ojk-pedia/default.aspx> (accessed Dec. 11, 2022).
- [3] cermati.com, "Apa itu Pegadaian Digital?," May 12, 2021. <https://www.cermati.com/artikel/gokil-pakai-aplikasi-pegadaian-digital-bisa-dapat-rumah-rp-125-m-begini-caranya> (accessed Dec. 05, 2022).
- [4] Pegadaian, "Pegadaian Digital," play.google.com, Mar. 24, 2023. <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.pegadaidigital&hl=id> (accessed Oct. 11, 2022).
- [5] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," in Synthesis Lectures On Human Language Technologies, Morgan & Claypool Publishers, 2012. Accessed: Jul. 21, 2023. [Online]. Available: liub@cs.uic.edu
- [6] J. Nielsen, Usability Engineering. California: Academic Press, 1993.
- [7] C. D. Manning, P. Raghavan, and H. Schütze, An Introduction to Information Retrieval. 2009. Accessed: Oct. 14, 2022. [Online]. Available: <https://nlp.stanford.edu/IR-book/pdf/irbookonlinereading.pdf>
- [8] K. Duan, S. Sathiya Keerthi, and A. Neow Poo, "Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters," Neurocomputing, vol. 51, pp. 41–59, Mar. 2003, [Online]. Available: www.elsevier.com/locate/neucom
- [9] I. Ihsan, D. Nurjanah, and H. Nurrahmi, "Sentiment Analysis RKUHP Pada Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine," e-Proceeding of Engineering, vol. 8, no. 2, pp. 1–17, Jan. 2021.