



## Sistem Informasi Re-Actions pada Fitur Sentimen Data Aduan Publik dan Reporting

Muhammad Fatih Bagaskara <sup>1</sup>, Medhanita Dewi Renanti <sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, IPB University, Indonesia.

\* Korespondensi: [medhanita@apps.ipb.ac.id](mailto:medhanita@apps.ipb.ac.id)

**Sitasi:** M. F. Bagaskara and M. D. Renanti. "Sistem Informasi Re-Actions pada Fitur Sentimen Data Aduan Publik dan Reporting", *Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, vol. 8, no. 1, 197-208. <https://doi.org/10.35746/jtim.v8i1.897>

Diterima: 24-11-2025

Direvisi: 05-01-2026

Disetujui: 02-02-2026



**Copyright:** © 2026 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

**Abstract:** An effective public complaint management system plays an essential role in enhancing governmental transparency, accountability, and responsiveness to public needs. This study aims to develop Re-Actions, a web-based information system designed to facilitate the structured collection, processing, and monitoring of public complaints. The system integrates an automatic sentiment analysis feature to identify emotional tendencies or public opinions from complaint texts using a machine learning model. The software was developed using the Scrum methodology, enabling an iterative and adaptive development process aligned with user requirements. The sentiment analysis model was built using the Support Vector Machine (SVM) algorithm and trained on 2,756 public complaint records obtained from the archival data of the Layanan Aspirasi Kotak Saran Anda (LAKSA) system of Tangerang City. Experimental results show that the sentiment analysis model achieved an accuracy of 79%, indicating a reliable capability in classifying public complaints into positive, negative, and neutral categories. This level of accuracy is consistent with previous studies on machine learning-based sentiment analysis in public service domains, which generally report performance within the 70%–80% range, depending on data characteristics and applied methods [3], [12], [13]. Furthermore, the system was evaluated using Black-box Testing to verify functional correctness and User Acceptance Testing (UAT) to assess usability and user satisfaction. All core system features operated as expected, and the UAT results indicated a user satisfaction rate of 92%, reflecting a high level of system acceptance and consistency with similar information system evaluations in the public sector [16]. These findings demonstrate that integrating machine learning techniques into public complaint information systems can enhance information management effectiveness, accelerate data-driven decision-making, and support improvements in public service quality in Tangerang City.

**Keywords:** Information System; Machine Learning; Public Complaint; Sentiment Analysis; Support Vector Machine

**Abstrak:** Sistem pengelolaan aduan publik yang efektif merupakan elemen penting dalam meningkatkan transparansi, akuntabilitas, dan responsivitas pemerintah terhadap kebutuhan masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan Re-Actions, yaitu sebuah sistem informasi berbasis web yang dirancang untuk mempermudah proses pengumpulan, pengolahan, dan pemantauan aduan masyarakat secara terstruktur. Sistem ini dilengkapi dengan fitur analisis sentimen otomatis untuk mengidentifikasi kecenderungan emosi atau opini dari setiap aduan menggunakan model *machine learning*. Pembangunan perangkat lunak dilakukan menggunakan metodologi Scrum sehingga proses pengembangan berlangsung secara iteratif dan adaptif terhadap kebutuhan pengguna. Model analisis sentimen dibangun menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan dilatih menggunakan 2.756 data aduan publik yang bersumber dari arsip sistem Layanan Aspirasi Kotak Saran Anda (LAKSA) Kota Tangerang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model analisis sentimen mencapai akurasi sebesar 79%, yang menunjukkan

kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan aduan publik ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Tingkat akurasi ini sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya pada analisis sentimen layanan publik berbasis machine learning, yang umumnya berada pada rentang 70%–80% tergantung pada karakteristik data dan metode yang digunakan [3], [12], [13]. Selain itu, sistem diuji menggunakan Black-box Testing untuk memverifikasi fungsionalitas serta User Acceptance Testing (UAT) untuk menilai kenyamanan dan kepuasan pengguna. Seluruh fitur utama dinyatakan berjalan dengan baik, dan hasil UAT menunjukkan tingkat kepuasan pengguna sebesar 92%, yang mengindikasikan tingkat penerimaan sistem yang tinggi dan konsisten dengan penelitian sistem informasi sejenis confirmation testing di sektor publik [16]. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi *machine learning* dalam sistem informasi aduan publik mampu meningkatkan efektivitas pengelolaan informasi, mempercepat pengambilan keputusan, serta mendukung peningkatan kualitas pelayanan publik di Kota Tangerang.

**Kata kunci:** Aduan Publik; Analisis Sentimen; *Machine Learning*; Sistem Informasi; *Support Vector Machine*

## 1. Pendahuluan

Pengelolaan aduan publik merupakan elemen fundamental dalam mewujudkan sistem pemerintahan yang transparan, partisipatif, dan responsif. Di Indonesia, masyarakat memiliki hak yang dijamin secara hukum untuk memperoleh layanan yang berkualitas serta akses terhadap mekanisme pengaduan yang efisien, sebagaimana diatur dalam Undang-Undang Nomor 25 Tahun 2009 tentang Pelayanan Publik. Regulasi ini menjadi dasar hukum bagi penyelenggaraan pelayanan publik yang adil dan memberikan kepastian hukum bagi masyarakat, sekaligus memperkuat peran masyarakat sebagai subjek aktif dalam proses pelayanan publik [1]. Sebagai implementasi dari kebijakan tersebut, Pemerintah Kota Tangerang mengembangkan sistem digital bernama Layanan Aspirasi Kotak Saran Anda (LAKSA) sebagai sarana penyaluran aspirasi dan aduan masyarakat secara daring [2].

Meskipun demikian, sistem ini masih memiliki keterbatasan dalam menganalisis isi aduan secara otomatis untuk mengukur persepsi dan tingkat kepuasan masyarakat terhadap layanan publik [3]. Salah satu kekurangan utama adalah ketiadaan fitur analisis sentimen yang dapat mengelompokkan aduan berdasarkan muatan emosional, seperti positif, negatif, atau netral. Ketika aduan tidak diklasifikasikan secara otomatis, instansi terkait kesulitan untuk memprioritaskan tindak lanjut berdasarkan urgensi atau kepuasan publik. Pada akhirnya berdampak pada efisiensi dan ketepatan proses pengambilan keputusan.

Kemajuan teknologi informasi, khususnya dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP) dan *machine learning*, membuka peluang integrasi teknologi analisis sentimen dalam sistem informasi pelayanan publik [4]. Penelitian terkini menunjukkan bahwa *Natural Language Processing* (NLP) melalui teknik analisis sentimen telah dimanfaatkan untuk menganalisis komentar warga dalam lingkungan *e-government* guna meningkatkan kualitas layanan publik. Analisis sentimen digunakan untuk memahami opini masyarakat dan mengevaluasi kualitas aplikasi layanan pemerintah secara sistematis, sehingga dapat menjadi dasar bagi pembuat kebijakan dalam meningkatkan kepuasan pengguna terhadap layanan *e-government* [5]. Hal tersebut memungkinkan sistem komputer menafsirkan opini masyarakat dari teks aduan secara otomatis, sehingga mampu memberikan gambaran lebih akurat tentang kepuasan atau ketidakpuasan terhadap layanan pemerintah [6]. Teknologi ini tidak hanya membantu dalam mengidentifikasi permasalahan utama yang dihadapi masyarakat. Tetapi juga mempercepat proses pelaporan berbasis data yang mendukung pengambilan keputusan strategis.

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan teknik NLP dan *machine learning* dalam konteks pelayanan publik, khususnya untuk analisis sentimen terhadap aduan atau opini masyarakat. Sulistiowati dan Santoso [3] menerapkan algoritma *machine learning* untuk menganalisis sentimen ulasan pada aplikasi SP4N-LAPOR! dan menunjukkan bahwa pendekatan otomatis mampu membantu pemerintah dalam memahami persepsi publik secara lebih sistematis. Penelitian lain oleh Abdurrohm dan Rahman [6] juga menunjukkan bahwa NLP dapat dimanfaatkan untuk mengekstraksi opini masyarakat terhadap kebijakan pemerintah, meskipun masih terbatas pada analisis data teks tanpa integrasi langsung ke dalam sistem informasi operasional. Hasil-hasil penelitian tersebut menunjukkan potensi besar NLP dalam mendukung evaluasi layanan publik, namun umumnya masih berfokus pada analisis data secara terpisah dari sistem pengelolaan aduan yang digunakan secara operasional.

Dengan demikian, dapat diidentifikasi adanya celah penelitian terkait penerapan NLP dalam sistem informasi pelayanan publik yang terintegrasi secara *end-to-end*, khususnya pada tingkat pemerintahan daerah. Sebagian besar penelitian sebelumnya belum mengaitkan secara langsung hasil analisis sentimen dengan proses bisnis pengelolaan aduan, pelaporan otomatis, serta pengambilan keputusan berbasis data. Selain itu, masih terbatas penelitian yang menggabungkan pengembangan sistem informasi dengan metodologi pengembangan perangkat lunak yang terstruktur dan partisipatif, seperti Scrum, serta mengevaluasinya melalui pengujian fungsional dan penerimaan pengguna secara komprehensif.

Berdasarkan latar belakang dan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem informasi berbasis *web* bernama Re-Actions yang mengintegrasikan analisis sentimen berbasis NLP terhadap data aduan publik. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk (1) menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen aduan ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, serta (2) menyediakan fitur pelaporan otomatis yang dapat mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data pada Organisasi Perangkat Daerah (OPD). Secara praktis, penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam memantau dan menindaklanjuti aduan publik secara lebih efektif, sementara secara teoretis penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan penerapan NLP dan analisis sentimen di sektor pelayanan publik yang hingga saat ini masih relatif jarang dioptimalkan pada konteks pemerintahan daerah.

## 2. Bahan dan Metode

Penelitian Penelitian ini dilaksanakan pada bulan Desember 2024 hingga Mei 2025 di dua lokasi utama, yaitu Sekolah Vokasi IPB University dan Dinas Komunikasi dan Informatika (Diskominfo) Kota Tangerang. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 2.756 data aduan publik yang berasal dari arsip digital sistem Layanan Aspirasi Kotak Saran Anda (LAKSA) yang dikelola oleh Diskominfo Kota Tangerang. Data aduan publik tersebut telah dianonimkan sebelum digunakan untuk menjaga kerahasiaan pelapor.

### 2.1. Pengumpulan Data

Data diperoleh melalui empat teknik utama:

- 1) Studi Dokumentasi, dilakukan dengan mengumpulkan data sekunder dari sistem LAKSA yang telah berjalan, termasuk data aduan masyarakat serta arsip kebijakan dan laporan terdahulu. Metode ini digunakan untuk memperoleh gambaran sistem yang sudah ada dan bahan pengembangan lebih lanjut [7].
- 2) Studi Literatur, dilakukan dengan menelaah referensi ilmiah seperti jurnal, buku, dan artikel yang relevan dengan topik sistem informasi, *sentiment analysis*, dan pengelolaan layanan aduan publik. Proses ini membantu membangun landasan

teori yang kuat mengenai bagaimana sistem pengaduan publik dioptimalkan dengan teknologi analisis sentimen [8].

- 3) Wawancara, dilakukan secara semi-terstruktur kepada petugas pengelola aduan publik untuk memperoleh informasi mengenai kebutuhan, kendala, serta harapan terhadap sistem baru yang dikembangkan. Teknik ini efektif untuk menggali data kualitatif secara langsung dari sumber utama [9].
- 4) Kuesioner, dimanfaatkan pada tahap *User Acceptance Testing* (UAT) guna menilai sejauh mana kepuasan dan penerimaan pengguna terhadap sistem yang telah dikembangkan.

## 2.2. Lingkungan Pengembangan

Sistem dikembangkan menggunakan Visual Studio Code sebagai editor kode, Laragon sebagai server lokal yang mencakup Apache, PHP, dan MySQL, serta CodeIgniter 4 sebagai *framework* utama untuk pengelolaan sistem informasi berbasis *web*. Bahasa pemrograman Python digunakan untuk membangun model *machine learning* berbasis *Support Vector Machine* (SVM) dan dijalankan melalui platform Google Colab. *Database* dikelola dengan phpMyAdmin dan MySQL. Pengembangan dilakukan menggunakan komputer dengan spesifikasi minimal prosesor Intel Core i5, RAM 8 GB, dan penyimpanan SSD 256 GB pada sistem operasi Windows.

## 2.3. Metode Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem mengikuti metodologi Scrum, yang merupakan pendekatan Agile berbasis iterasi dan kolaborasi tim [10]. Tim Scrum terdiri dari tiga peran: *Scrum Master* (pembimbing teknis dari Diskominfo), *Product Owner* (perwakilan pengguna dari pengelola sistem LAKSA), dan *Development Team* (dua pengembang utama). Berikut tahapan pengembangan dengan menggunakan metodologi Scrum Gambar 1.



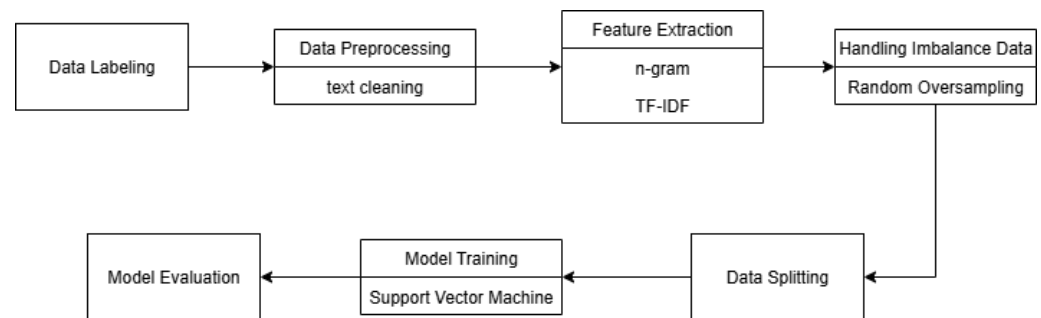
Gambar 1. Alur Proses Scrum

Proses pengembangan meliputi beberapa tahapan: (a) *product backlog* yang berisi daftar kebutuhan sistem; (b) *sprint backlog* yang menetapkan item prioritas setiap iterasi; (c) *sprint* untuk pengembangan modul fungsional; (d) *daily scrum* sebagai rapat evaluasi harian; (e) *sprint review* untuk meninjau hasil bersama pengguna; dan (f) *retrospective* untuk meningkatkan proses pengembangan di iterasi berikutnya [11].

Pengembangan sistem dilakukan dalam empat *sprint* utama, dengan durasi masing-masing *sprint* antara 2 hingga 4 minggu, menyesuaikan kompleksitas fitur yang dikembangkan. Setiap *sprint* memiliki kriteria keberhasilan berupa terselesaikannya *product backlog* item yang telah ditentukan, berfungsinya fitur sesuai kebutuhan pengguna, serta diperolehnya umpan balik dari pengguna melalui *sprint review*. Suatu *sprint* dinyatakan berhasil apabila seluruh fitur yang dikembangkan dapat dijalankan tanpa kesalahan fungsional utama dan telah disetujui oleh *Product Owner* sebagai perwakilan pengguna sistem.

#### 2.4. Pembuatan Model Analisis Sentimen

Model analisis sentimen dikembangkan dengan pendekatan *supervised learning* menggunakan algoritma SVM. Berikut merupakan tahapan utama dalam pembuatan model pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Pembuatan Model

Data aduan terlebih dahulu dilabeli ke dalam tiga kategori sentimen (positif, negatif, dan netral). Tahapan pengolahan data mencakup *data cleaning* untuk menghapus tanda baca dan karakter tidak relevan, serta *case folding* untuk normalisasi teks. Setelah itu, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode *n-gram* dan *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [12]. *N-gram* memungkinkan model menangkap hubungan antar kata dalam urutan tertentu, misalnya *bigram* atau *trigram*, yang penting dalam memahami konteks. Sementara itu, *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) digunakan untuk memberi bobot pada kata-kata berdasarkan frekuensi kemunculannya relatif terhadap keseluruhan dokumen, sehingga kata yang lebih informatif akan mendapatkan bobot lebih tinggi [13]. Untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen, diterapkan teknik *random oversampling*, di mana data dari kelas minoritas diperbanyak hingga distribusi antar kelas seimbang.

*Dataset* kemudian dibagi menjadi *training set* (80%) dan *testing set* (20%) untuk proses pelatihan dan evaluasi model. Data numerik hasil dari TF-IDF kemudian dimasukkan ke dalam algoritma SVM untuk dilatih. SVM berfungsi sebagai model klasifikasi untuk membedakan teks ke dalam kategori sentimen: positif, negatif, atau netral [14]. SVM digunakan untuk membangun *hyperplane* yang memisahkan kelas sentimen dengan margin optimal [15]. Evaluasi model dilakukan dengan mengukur nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Jika performa model belum optimal, dilakukan parameter tuning dan penyesuaian pada tahap pra-proses untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

Penggunaan teknik *random oversampling* bertujuan untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen, khususnya pada kelas minoritas. Namun, pendekatan ini berpotensi meningkatkan risiko *overfitting* karena adanya duplikasi data pada proses pelatihan. Untuk meminimalkan risiko tersebut, evaluasi model dilakukan menggunakan data uji yang terpisah dari data pelatihan dengan skema pembagian data 80% data latih dan 20% data uji. Selain itu, pemilihan parameter pada algoritma SVM, khususnya parameter *C*, dilakukan secara hati-hati untuk mengontrol kompleksitas model. Nilai parameter *C* diatur agar model tidak terlalu sensitif terhadap data pelatihan sehingga tetap memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Pendekatan ini diharapkan dapat menyeimbangkan antara performa klasifikasi dan risiko *overfitting* pada model analisis sentimen yang dikembangkan.

#### 2.5. Pengujian Sistem

Dua metode pengujian digunakan untuk menilai sistem Re-Actions. Pertama, *black-box testing* digunakan untuk memastikan fungsi sistem berjalan sesuai kebutuhan tanpa meninjau kode sumber [16]. Pengujian ini diterapkan pada modul input aduan, analisis

sentimen otomatis, dan laporan interaktif. Kedua, *User Acceptance Testing (UAT)* dilakukan dengan melibatkan 10 responden yang merupakan pegawai Diskominfo Kota Tangerang dan pihak terkait yang terlibat langsung dalam pengelolaan aduan publik. Penilaian UAT dilakukan menggunakan kuesioner dengan skala Likert 1–5, di mana nilai 1 menunjukkan sangat tidak setuju dan nilai 5 menunjukkan sangat setuju. Aspek yang dinilai meliputi kemudahan penggunaan sistem, kejelasan alur navigasi, keakuratan hasil analisis sentimen, serta kepuasan pengguna secara keseluruhan. Hasil penilaian kemudian dikonversi ke dalam bentuk persentase untuk menggambarkan tingkat penerimaan sistem oleh pengguna [17].

### 3. Hasil

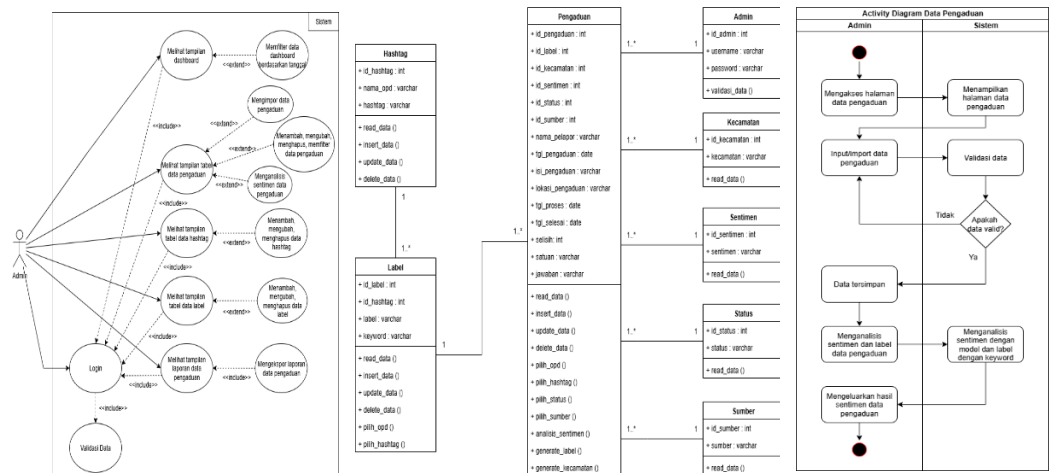
#### 3.1. Pengembangan Sistem menggunakan Scrum

Pengembangan sistem informasi Re-Actions dilakukan menggunakan metodologi Agile dengan kerangka kerja Scrum. Proses ini dibagi menjadi empat sprint utama yang masing-masing menghasilkan komponen fungsional sistem. Setiap iterasi akan berisi pekerjaan yang akan dilakukan untuk pengembangan. Tabel 1 merupakan daftar *product backlog* yang merupakan tahapan utama dalam pengembangan sistem.

Tabel 1. Daftar *Product Backlog*

No	Fitur	Estimasi
1	Pembuatan diagram sistem	20 hari
2	Data pengaduan	20 hari
3	Pemodelan analisis sentimen	20 hari
4	Laporan pengaduan	10 hari
5	Integrasi fitur	10 hari
6	Pengujian sistem	10 hari

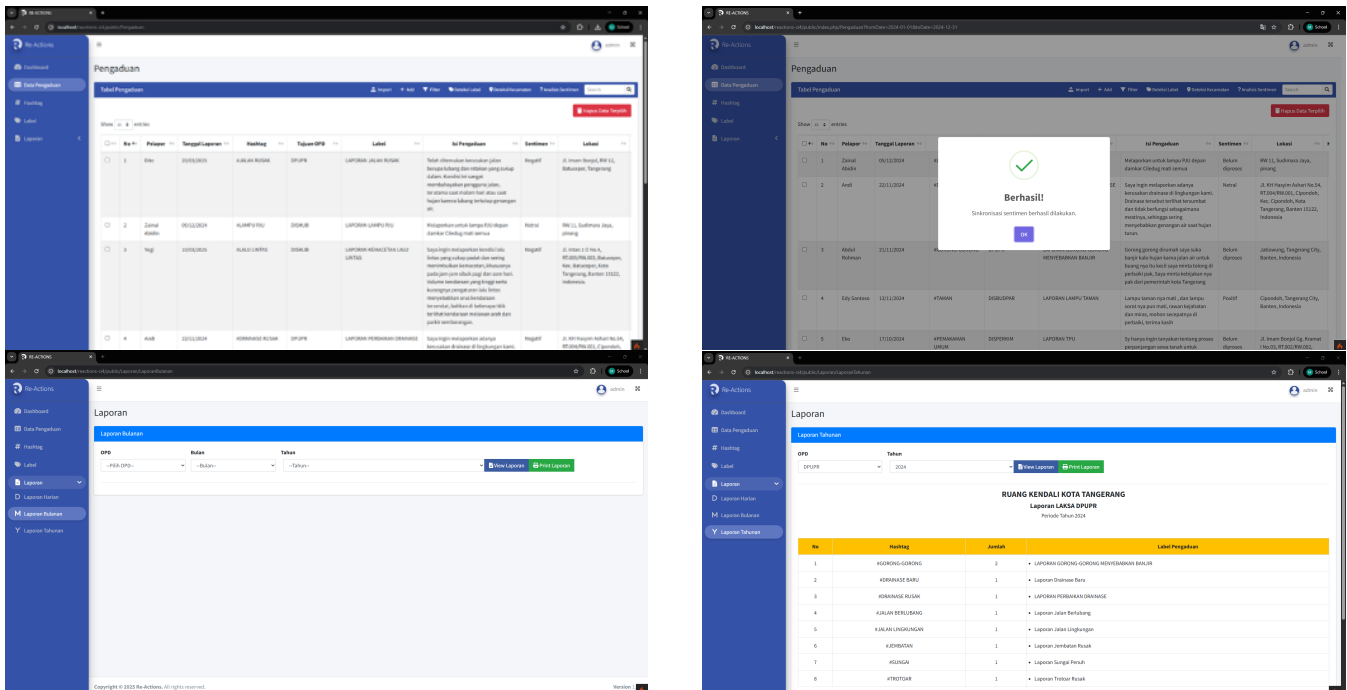
*Sprint* pertama berfokus pada perancangan sistem berupa *use case diagram*, *class diagram*, dan *activity diagram*. Perancangan ini mendefinisikan alur data pengaduan, proses klasifikasi sentimen, serta mekanisme pembuatan laporan. Perancangan ini bertujuan untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang kebutuhan fungsional sistem, alur kerja pengguna, serta struktur basis data yang akan digunakan dalam pengelolaan aduan publik dan hasil analisis sentimen. Gambar 3 merupakan tampilan dari diagram yang dibuat.



Gambar 3. Diagram Sistem

Pada *sprint* kedua, implementasi antarmuka dilakukan untuk membangun halaman *login*, *dashboard*, manajemen data pengaduan, dan fitur *import/filter* data. Halaman tersebut mencakup atribut penting seperti nama pelapor, isi aduan, lokasi, tanggal pelaporan, serta

pilihan kecamatan, sumber laporan, dan status. Setiap *input* dan perubahan data diintegrasikan dengan basis data MySQL menggunakan arsitektur MVC pada CodeIgniter 4. Kemudian juga dilakukan validasi form untuk memastikan kelengkapan data. Gambar 4 merupakan tampilan beberapa halaman fitur yang diimplementasi.



Gambar 4. Implementasi Tampilan Fitur Utama

*Sprint* ketiga menghasilkan dua komponen utama, yaitu model analisis sentimen dan modul laporan otomatis. Model analisis sentimen dibangun menggunakan Python dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) serta representasi fitur TF-IDF. Dataset terdiri dari 2756 aduan yang telah diberi label positif, netral, dan negatif. Setelah dilakukan *preprocessing* dan *oversampling*, model dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil akurasi yang diperoleh adalah 78,86%.

Modul laporan otomatis mencakup laporan harian, bulanan, dan tahunan berdasarkan OPD terkait. Sistem menyediakan fitur pratinjau dan ekspor dokumen sehingga laporan dapat digunakan langsung oleh pemangku kebijakan. *Sprint* keempat berfokus pada pengujian sistem menggunakan *black-box testing* dan *User Acceptance Testing* (UAT). Daftar uji UAT ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Daftar UAT

No	Indikator Pengujian	Pertanyaan	Kepuasan
1	Kesesuaian fungsi	Apakah fitur sistem sesuai dengan kebutuhan pengguna dalam mengelola data aduan?	94%
2	Kemudahan navigasi	Apakah pengguna mudah memahami alur dan tampilan sistem?	91%
3	Kecepatan akses	Apakah sistem merespons dengan cepat dalam pemrosesan data dan laporan?	86%
4	Akurasi hasil sentimen	Apakah hasil klasifikasi sentimen dirasa cukup representatif?	94%
5	Kelayakan tampilan	Apakah antarmuka sistem cukup menarik dan tidak membingungkan?	89%
6	Kemudahan pembuatan laporan	Apakah laporan mudah dibuat dan dapat langsung digunakan untuk pelaporan ke atasan/OPD?	100%
7	Integrasi data	Apakah data aduan, sentimen, dan laporan saling terhubung dan mudah dicari?	89%

No	Indikator Pengujian	Pertanyaan	Kepuasan
8	Kestabilan sistem	Apakah selama penggunaan sistem berjalan lancar tanpa gangguan?	89%

Seluruh fitur menjalankan fungsinya sesuai kebutuhan, dan hasil UAT menunjukkan tingkat kepuasan pengguna sebesar 92%, yang menunjukkan bahwa sistem dapat diterima dengan baik untuk digunakan secara operasional.

### 3.2. Pembuatan Model Analisis Sentimen

Pembuatan model sentimen dilakukan melalui tahapan pelabelan data, *preprocessing*, ekstraksi fitur, penanganan ketidakseimbangan data, pembagian data, pelatihan model, dan evaluasi. Pelabelan dilakukan secara manual berdasarkan parameter yang disepakati terkait konteks aduan publik (Gambar 5).

```
Distribusi Label Awal:
label
negatif    1285
netral     1266
positif    205
Name: count, dtype: int64
```

Gambar 5. Distribusi Label Data

*Preprocessing* mencakup pembersihan teks, normalisasi huruf, penghapusan tanda baca, dan penanganan karakter khusus (Gambar 6).

```
Contoh Cleaning:
Original: Selamat malam min, mau melapor lampu taman rumput dekat taman flying deck, mati min
Cleaned : selamat malam min mau melapor lampu taman rumput dekat taman flying deck mati min
```

Gambar 6. Contoh *Cleaning Data*

Ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dengan 5000 fitur (Gambar 7).

```
Jumlah Fitur TF-IDF: 5000
Contoh Fitur: ['ajukan' 'akan' 'akan ada' 'akan di' 'akan pkl' 'akan tetapi' 'akhir'
'akhirnya' 'akibat' 'akibat kerakusan']
```

Gambar 7. Contoh Fitur TF-IDF

Untuk menangani ketidakseimbangan kelas (khususnya kelas positif yang jumlahnya jauh lebih rendah), dilakukan *random oversampling* sehingga distribusi label menjadi seimbang (Gambar 8).

```
Distribusi Label Setelah Oversampling:
Counter({'netral': 1285, 'positif': 1285, 'negatif': 1285})
```

Gambar 8. Distribusi Label *Oversampling*

Pelatihan model menggunakan SVM kernel linier dengan parameter  $C=10$ . Dalam proses ini terdapat dua *hyperparameter* utama yang disetel, yaitu  $C$  dan  $\gamma$ . Parameter  $C=10$  mengatur seberapa besar toleransi model terhadap kesalahan klasifikasi. Semakin besar nilai  $C$ , maka model cenderung meminimalkan kesalahan pelatihan, yang bisa menghasilkan model yang lebih kompleks dan cenderung *overfitting* jika tidak dikontrol dengan baik (Gambar 9).

```
# --- 5. Train SVM ---
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X_resampled, y_resampled,
    test_size=0.2,
    stratify=y_resampled,
    random_state=42)

model = SVC(kernel='linear', C=10, gamma='scale')
model.fit(X_train, y_train)

y_pred = model.predict(X_test)
```

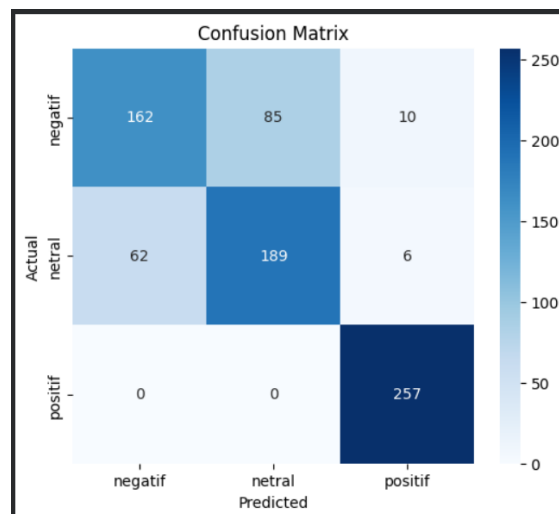
Gambar 9. Pelatihan Model SVM

Hasil evaluasi menunjukkan performa tertinggi pada kelas positif dengan *recall* sebesar 1.00 dan *F1-score* sebesar 0.96, sedangkan performa pada kelas netral dan negatif berada pada kisaran *F1-score* 0.71 dan 0.67 (Gambar 10).

✓ Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.7232	0.6304	0.6736	257
netral	0.6898	0.7354	0.7119	257
positif	0.9414	1.0000	0.9698	257
accuracy			0.7886	771
macro avg	0.7848	0.7886	0.7851	771
weighted avg	0.7848	0.7886	0.7851	771

Gambar 10. Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi model klasifikasi sentimen menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), diperoleh tingkat akurasi sebesar 78,86%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data aduan publik dengan cukup baik secara keseluruhan. Nilai *precision* tertinggi dicapai oleh kelas positif sebesar 0.9414, yang mengindikasikan bahwa prediksi sentimen positif jarang mengalami kesalahan. Selain itu, kelas positif juga memiliki nilai *recall* sempurna sebesar 1.0000, yang berarti seluruh data aduan berlabel positif berhasil dikenali dengan benar oleh model. Kombinasi nilai *precision* dan *recall* tersebut menghasilkan *f1-score* yang sangat tinggi, yaitu 0.9698, yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik pada kelas positif.



Gambar 11. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Sentimen Aduan Publik

Confusion matrix pada Gambar 11 menunjukkan distribusi hasil prediksi model terhadap masing-masing kelas sentimen pada data uji. Pada kelas positif, seluruh 257 data aduan berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model tanpa adanya kesalahan prediksi ke kelas lain. Kondisi ini menjelaskan nilai *recall* kelas positif yang mencapai 1.0000 serta menunjukkan konsistensi model dalam mengenali sentimen positif. Sementara itu, pada

kelas netral, sebanyak 189 aduan diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 62 aduan diprediksi sebagai negatif dan 6 aduan diprediksi sebagai positif.

Pada kelas negatif, sebanyak 162 aduan berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Namun demikian, masih terdapat 85 aduan yang diprediksi sebagai netral dan 10 aduan yang diprediksi sebagai positif. Pola kesalahan klasifikasi ini menunjukkan bahwa sebagian aduan negatif memiliki karakteristik linguistik yang menyerupai sentimen netral atau positif. Hal ini mengindikasikan adanya tantangan dalam membedakan sentimen negatif secara konsisten, khususnya pada aduan yang disampaikan dengan bahasa formal atau tidak secara eksplisit mengandung ekspresi emosional negatif.

Performa yang sangat tinggi pada kelas positif dapat dipengaruhi oleh karakteristik bahasa aduan positif yang umumnya bersifat eksplisit dan konsisten, seperti penggunaan ungkapan apresiasi atau kepuasan. Pola linguistik tersebut lebih mudah dikenali oleh model berbasis TF-IDF dan SVM dibandingkan pola bahasa pada kelas lain. Selain itu, penerapan teknik *random oversampling* turut memperkuat representasi fitur kelas positif selama proses pelatihan, sehingga model mampu mempelajari pola kelas tersebut secara lebih optimal. Sebaliknya, kelas netral dan negatif memiliki variasi bahasa yang lebih kompleks dan ambigu, sehingga meningkatkan potensi kesalahan klasifikasi.

Nilai *macro average* dan *weighted average* dari *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang berada di kisaran 0.78 memperkuat kesimpulan bahwa performa model secara keseluruhan tergolong baik untuk ketiga kelas sentimen. Meskipun demikian, ketidakseimbangan performa antar kelas menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mengenali sentimen netral dan negatif secara optimal. Kondisi ini membuka peluang untuk dilakukan penyempurnaan model melalui penambahan data latih, eksplorasi fitur linguistik yang lebih kaya, atau penerapan metode klasifikasi lanjutan. Dengan demikian, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model layak digunakan secara operasional, sekaligus memberikan arah pengembangan pada penelitian selanjutnya.

### 3.3. Implementasi Sistem Informasi

Sistem informasi Re-Actions mengintegrasikan model *machine learning* ke dalam modul analisis sentimen. Admin dapat melakukan analisis otomatis melalui tombol "Analisis Sentimen", yang kemudian menghasilkan label sentimen untuk setiap aduan. Hasil analisis ini digunakan dalam pembuatan laporan otomatis. Antarmuka sistem menyediakan tampilan pengelolaan data pengaduan, daftar hashtag dan label, hasil analisis sentimen, hingga fitur pelaporan dengan periode harian, bulanan, dan tahunan. Seluruh laporan dapat diekspor ke dalam format PDF.

Integrasi antara *backend* CodeIgniter 4 dan model Python dilakukan melalui mekanisme pemanggilan skrip yang menjalankan proses prediksi sentimen berdasarkan teks aduan. Dengan demikian, sistem mampu memberikan hasil analisis secara langsung dan *real-time* sesuai kebutuhan pengguna.

## 4. Pembahasan

Pengembangan sistem menggunakan kerangka kerja Scrum memberikan fleksibilitas yang tinggi dalam proses iterasi pengembangan perangkat lunak. Setiap sprint menghasilkan komponen sistem yang dapat langsung diuji, sehingga potensi kesalahan dapat diidentifikasi sejak tahap awal pengembangan. Pendekatan ini juga memungkinkan adanya umpan balik berkelanjutan dari pengguna, khususnya pengelola aduan publik, terhadap fitur yang dikembangkan. Dengan demikian, sistem dapat disesuaikan secara adaptif dengan kebutuhan operasional dan alur kerja instansi pemerintah.

Model analisis sentimen berbasis *Support Vector Machine* (SVM) yang dikembangkan pada penelitian ini menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan aduan masyarakat ke dalam tiga kategori sentimen. Nilai akurasi dan *f1-score* yang

diperoleh menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola sentimen secara efektif, terutama pada kelas positif. Namun demikian, tantangan utama masih muncul pada kelas netral dan negatif yang memiliki variasi kalimat dan struktur bahasa yang lebih kompleks. Kondisi ini mengindikasikan bahwa karakteristik linguistik data aduan publik sangat memengaruhi performa model klasifikasi.

Jika dibandingkan dengan penelitian sejenis, performa model SVM pada penelitian ini berada pada tingkat yang sebanding. Penelitian oleh Sulistiowati dan Santoso [3] pada data aduan publik SP4N-LAPOR! melaporkan tingkat akurasi analisis sentimen yang berada pada kisaran 70%–80%, dengan variasi performa antar kelas sentimen yang serupa. Studi lain oleh Vincent et al. [12] serta Putri dan Cahyono [13] juga menunjukkan bahwa penggunaan SVM dengan representasi fitur TF-IDF menghasilkan nilai akurasi dan *f1-score* yang kompetitif pada klasifikasi sentimen multikelas berbahasa Indonesia. Kesamaan hasil ini menunjukkan bahwa SVM masih merupakan pendekatan yang relevan dan stabil untuk analisis sentimen pada konteks pelayanan publik.

Perbedaan performa antar penelitian umumnya dipengaruhi oleh karakteristik dataset yang digunakan, seperti jumlah data, tingkat ketidakseimbangan kelas, serta kompleksitas bahasa yang muncul dalam aduan publik. Pada penelitian ini, nilai *f1-score* yang tinggi pada kelas positif dan lebih rendah pada kelas netral serta negatif menunjukkan pola yang konsisten dengan penelitian terdahulu. Sentimen positif cenderung lebih mudah dikenali karena menggunakan ungkapan yang eksplisit, sedangkan sentimen netral dan negatif sering disampaikan secara implisit, formal, atau ambigu. Faktor-faktor tersebut menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan sentimen negatif dan netral secara konsisten.

Integrasi model NLP ke dalam sistem informasi memberikan dampak signifikan terhadap efisiensi pengolahan aduan publik. Proses klasifikasi yang sebelumnya dilakukan secara manual kini dapat diotomatisasi dan dijalankan secara real-time. Hal ini mempercepat proses identifikasi aduan yang bersifat kritis dan membutuhkan penanganan segera oleh Organisasi Perangkat Daerah (OPD). Dengan demikian, sistem mampu meningkatkan responsivitas pemerintah terhadap kebutuhan dan keluhan masyarakat.

Selain itu, fitur pelaporan otomatis yang dihasilkan dari integrasi analisis sentimen memberikan nilai tambah dalam penyajian informasi berbasis data. Laporan dapat dihasilkan dalam periode harian, bulanan, maupun tahunan sesuai kebutuhan pengguna, sehingga memudahkan pemantauan tren aduan secara berkelanjutan. Penyajian informasi yang ringkas dan visual mendukung pengambil kebijakan dalam melakukan evaluasi kinerja layanan publik. Oleh karena itu, sistem Re-Actions tidak hanya berfungsi sebagai alat pengelolaan aduan, tetapi juga sebagai pendukung pengambilan keputusan berbasis data.

Secara keseluruhan, integrasi teknologi NLP, model klasifikasi sentimen berbasis SVM, serta sistem pelaporan otomatis dalam Re-Actions terbukti mampu meningkatkan efektivitas pengelolaan aduan publik. Penerapan metodologi Scrum turut memastikan bahwa sistem dikembangkan secara sistematis dan responsif terhadap perubahan kebutuhan pengguna. Meskipun demikian, masih terdapat peluang pengembangan lebih lanjut, khususnya dalam meningkatkan performa klasifikasi sentimen netral dan negatif. Pengembangan di masa mendatang dapat dilakukan melalui penambahan dataset, eksplorasi fitur linguistik yang lebih kaya, atau penerapan model berbasis *deep learning* seperti *word embedding* modern.

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang didapatkan, sistem dapat mengklasifikasikan sentimen dari data aduan publik berhasil dicapai melalui penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang dilatih menggunakan data aduan masyarakat dengan akurasi mencapai 78,86% pada data uji. Model yang dibangun mampu mengidentifikasi kategori sentimen

positif, negatif, dan netral dengan tingkat akurasi yang memadai dan integrasi yang baik dengan sistem web. Sistem dapat menghasilkan laporan rekapitulasi aduan publik yang informatif dan responsif juga berhasil dipenuhi. Sistem mampu menyajikan hasil analisis sentimen dalam bentuk tabel rekap yang dapat difilter dan diekspor oleh admin. Laporan ini mempermudah pengambil kebijakan dalam memahami kecenderungan opini publik serta memantau kinerja respon Organisasi Perangkat Daerah (OPD).

## Referensi

- [1] M. Y. Titania and H. Nursadi, "Kualitas Dan Kepatuhan Pelayanan Publik Oleh Pemerintah Di Indonesia Berdasarkan Undang-Undang Nomor 25 Tahun 2009 Tentang Pelayanan Publik," *Jurnal Ilmu Sosial dan Pendidikan (JISIP)*, vol. 7, no. 1, pp. 2598–9944, Jan. 2023, <http://dx.doi.org/10.58258/jisip.v7i1.4160>.
- [2] M. Rizki and H. Hanafie, "Penggunaan Aplikasi Laksa dalam Mewujudkan Transparansi dan Partisipasi Masyarakat di Kota Tangerang," *Jurnal Ilmiah Ilmu Administrasi*, vol. 6, no. 1, pp. 28–36, 2023, <https://doi.org/10.31334/transparansi.v6i1.2813>.
- [3] Y. Sulistiowati and B. J. Santoso, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile SP4N-LAPOR! dengan Pendekatan Machine Learning," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 11, no. 3, pp. 283–289, May 2025, <https://doi.org/10.33795/jip.v11i3.7189>.
- [4] N. K. Sudianing and K. A. Seputra, "Peran Sistem Informasi Pemerintahan Daerah dalam Menunjang Peningkatan Kualitas Perencanaan Pembangunan Daerah," *Locus: Majalah Ilmiah FIA*, vol. 11, no. 2, 2019, <https://doi.org/10.37637/locus.v11i2.284>.
- [5] I. Abdurrohman and A. Rahman, "Penerapan Natural Language Processing untuk Analisis Sentimen terhadap Kebijakan Pemerintah," *Jurnal Kebangsaan RI*, vol. 1, no. 2, pp. 55–60, May 2024, <https://doi.org/10.31848/jkri.v1i2.3403>.
- [6] J. Juhdeliena, B. C. A. Pangkey, E. O. Hutasoit, and E. R. Hutasoit, "Karakteristik & Diagnosis Keperawatan Pasien Covid-19: Studi Dokumentasi," *MAHESA : Malahayati Health Student Journal*, vol. 3, no. 7, pp. 2124–2139, Jul. 2023, <https://doi.org/10.33024/mahesa.v3i7.10723>.
- [7] K. Putri and M. A. Ridlo, "Studi Literatur: Strategi Penanganan Permukiman Kumuh di Perkotaan," *Jurnal Kajian Ruang*, no. 1, pp. 104–147, Mar. 2023, <https://dx.doi.org/10.30659/jkr.v3i1.22909>.
- [8] S. Hansen, "Investigasi Teknik Wawancara dalam Penelitian Kualitatif Manajemen Konstruksi," *Jurnal Teknik Sipil ITB*, no. 27, Dec. 2020, <https://doi.org/10.5614/jts.2020.27.3.10>.
- [9] F. A. El Hakim, A. Prayudi, K. Hanifati, A. Fariza, and H. Rante, "Scrum Framework Implementation for Building an Application of Monitoring and Booking E-Bus Based on QRCode," *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, vol. 16, no. 1, pp. 100–111, May 2023, <https://doi.org/10.15408/jti.v16i1.29409>.
- [10] D. A. Y. Vita, R. Raihan, and Zulfachmi, "Implementasi Metode Scrum pada Transformasi Bisnis Lokal UMKM Tanjungpinang," *Jurnal Bangkit Indonesia*, vol. 12, no. 02, pp. 1–2, 2023, <https://doi.org/10.52771/bangkitindonesia.v12i2.249>.
- [11] S. Iqbal, F. Khan, H. U. Khan, T. Iqbal, and J. H. Shah, "Sentiment Analysis of Social Media Content in Pashto Language using Deep Learning Algorithms," *Journal of Internet Technology*, vol. 23, no. 7, pp. 1669–1677, 2022, <https://jit.ndhu.edu.tw/article/view/2833>.
- [12] R. Vincent, I. Maulana, and O. Komarudin, "Perbandingan Klasifikasi Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen dengan Multiclass di Twitter," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 4, Aug. 2023, <https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7152>.
- [13] R. R. Putri and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Komentar Masyarakat terhadap Pelayanan Publik Pemerintah DKI Jakarta dengan Algoritma Super Vector Machine dan Naive Bayes," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 2, p. 2363, 2024, <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9472>.
- [14] T. T. Thet, J. C. Na, and C. S. G. Khoo, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *J Inf Sci*, vol. 36, no. 6, pp. 823–848, Dec. 2023, <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>.
- [15] D. Yulistiyanti, T. Y. Akhirina, T. Afrizal, A. Paramita, and N. Farkhatin, "Testing Learning Media for English Learning Applications Using BlackBox Testing Based on Equivalence Partitions," *Scope : Journal of English Language Teaching*, vol. 6, no. 2, p. 73, Apr. 2022, <http://dx.doi.org/10.30998/scope.v6i2.12845>.
- [16] Aliyah, Nahrin Hartono, and Asrul Azhari Muin, "Penggunaan User Acceptance Testing (UAT) Pada Pengujian Sistem Informasi Pengelolaan Keuangan Dan Inventaris Barang," *Switch : Jurnal Sains dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 1, pp. 84–100, Dec. 2024, <https://doi.org/10.62951/switch.v3i1.330>.