

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ALGORITMA RANDOM FOREST DAN VISUALISASI WEB TERHADAP ULASAN APLIKASI LAYANAN KESEHATAN

Patrik Galih Adi Prananda, Hendrik Fery Herdiatmoko

Informatika, Universitas Katolik Misi Charitas

Jl. Bangau No.60, 9 Ilir, Kec. Ilir Tim. II, Kota Palembang, Sumatera Selatan

patrikgalihadi1313@gmail.com

ABSTRAK

Transformasi digital layanan kesehatan melalui aplikasi Mobile JKN menghasilkan volume ulasan pengguna yang masif namun tidak terstruktur. Masalah utama penelitian ini adalah ketidakseimbangan kelas ekstrem, di mana sentimen netral hanya berjumlah 0,51%, serta penggunaan bahasa *slang* yang menghambat performa klasifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna dan memvisualisasikannya melalui prototipe *web* guna membantu evaluasi kualitas layanan. Sebanyak 165.694 ulasan periode 2020–Maret 2025 diolah menggunakan algoritma *Random Forest*. Ekstraksi fitur TF-IDF diperkuat dengan *N-gram* (1,2), sementara *Knowledge-Based Normalization* dan SMOTE digunakan untuk menangani *slang* serta ketidakseimbangan data. Optimalisasi model dilakukan melalui *GridSearchCV* dengan *3-fold Cross Validation*. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 87,09% dan *Weighted F1-Score* 0,87. Hasil klasifikasi diintegrasikan ke dalam *dashboard* interaktif JKN-SENTI berbasis Django untuk menyajikan visualisasi tren sentimen secara *real-time*.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Mobile Jkn, Random Forest, Smote, Visualisasi Web

1. PENDAHULUAN

Evolusi pesat teknologi informasi telah mengatalisasi pergeseran mendasar di berbagai industri, khususnya di sektor kesehatan. Di Indonesia, tonggak sejarah utama dalam transformasi digital ini adalah aplikasi kesehatan seluler yang diluncurkan oleh BPJS Kesehatan. Platform ini memberdayakan pengguna untuk secara mandiri mengelola tugas-tugas seperti pendaftaran kepesertaan, pengecekan status, konsultasi dengan tenaga kesehatan, dan pengajuan klaim. Berdasarkan statistik tahun 2025 dari BPJS Kesehatan, basis pengguna kini telah melampaui 278,9 juta jiwa, yang menunjukkan ekspansi masif dalam penggunaan layanan kesehatan digital [1]. Pemanfaatan teknologi ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi layanan, seperti kemudahan penggantian fasilitas kesehatan tingkat pertama secara daring tanpa harus mengunjungi kantor fisik contohnya di warga Wamena [2].

Meskipun memberikan manfaat nyata, aplikasi Mobile JKN masih menghadapi berbagai tantangan teknis yang memengaruhi pengalaman pengguna. Pengguna sering melaporkan masalah seperti akses yang lambat, kesalahan sistem (*bug*), dan antarmuka pengguna yang tidak intuitif. Pengalaman-pengalaman tersebut tercermin dalam ribuan ulasan di Google Play Store yang sebagian besar berbentuk teks tidak terstruktur [3],[4]. Saat ini, proses pengolahan data ulasan yang sangat besar masih menghadapi kendala dalam hal kecepatan dan keakuratan jika dilakukan secara manual. Hal ini membatasi kemampuan pengelola dalam melakukan analisis perkembangan kepuasan pengguna secara menyeluruh, sehingga berdampak pada keterlambatan pengambilan keputusan terkait perbaikan kualitas layanan aplikasi.

Untuk mengatasi tantangan dalam pemrosesan data teks tidak terstruktur berskala besar, diperlukan teknik *text mining* untuk mengubah ulasan mentah menjadi informasi yang sistematis [5]. Mengingat kompleksitas data, pendekatan *Machine Learning* menjadi solusi yang sangat relevan. Penelitian ini berfokus pada penggunaan algoritma *Random Forest* untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. *Random Forest* merupakan metode *Ensemble Learning* yang menggabungkan beberapa *decision tree* untuk meningkatkan akurasi prediksi serta mengurangi risiko *overfitting* [6]. Algoritma ini telah menunjukkan performa unggul dalam menangani data teks kompleks dibandingkan metode konvensional lainnya.

Penelitian ini bertujuan untuk memberikan analisis sentimen aplikasi kesehatan yang lebih komprehensif dengan menggunakan dataset yang lebih besar selama lima tahun (2020 – Maret 2025), yang mencerminkan karakteristik *Big Data*. Kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada dua aspek: pertama, *implementasi Knowledge-based normalization* yang mendalam untuk menangani bahasa gaul (*Slang*) dan jargon teknis yang kompleks; dan kedua, pengembangan prototipe berbasis *web* interaktif untuk visualisasi sentimen dinamis, sebuah output yang tidak ada dalam studi sebelumnya. Data diproses melalui tahapan *tokenization*, *stemming*, dan *filtering*, diikuti dengan vektorisasi TF-IDF. Performa model dievaluasi menggunakan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Hasilnya diharapkan dapat memberikan wawasan berbasis data bagi para pemangku kepentingan untuk mengoptimalkan kualitas layanan kesehatan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Kajian terhadap penelitian terdahulu merupakan fondasi penting untuk memetakan perkembangan teknologi terkini dan memastikan orisinalitas karya. Dalam konteks analisis sentimen aplikasi layanan kesehatan, terdapat sejumlah penelitian relevan yang membahas penggunaan algoritma *Machine Learning*, teknik penanganan ketidakseimbangan data, serta normalisasi teks untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian pertama yang menjadi acuan adalah studi yang melakukan analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan Mobile JKN menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Information Gain*. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi mencapai 93% pada aspek fitur aplikasi. Namun, fokus penelitian ini masih terbatas pada analisis aspek tertentu dengan jumlah dataset yang relatif kecil, sehingga belum menggambarkan persepsi pengguna secara menyeluruh dalam skala besar [7].

Penelitian kedua yang menawarkan pendekatan berbeda dengan menganalisis tren adopsi digital melalui ulasan JKN Mobile dan *Google Trends*. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi bahwa sentimen negatif pengguna didominasi oleh masalah teknis pada proses pendaftaran dan login. Meskipun memberikan wawasan mengenai tren, penelitian ini lebih menitikberatkan pada aspek adopsi digital dibandingkan optimasi performa algoritma klasifikasinya [8]. Terkait aspek teknis penanganan data, menyoroti penggunaan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) untuk mengatasi ketidakseimbangan data pada ulasan aplikasi PeduliLindungi. Temuan penelitian menegaskan bahwa penerapan SMOTE mampu meningkatkan akurasi model *Random Forest* secara signifikan dari 60% menjadi 71%. Kendati demikian, dataset yang digunakan masih terbatas pada periode pandemi tertentu dan belum mencakup Evaluasi jangka panjang [9].

Mengkaji efektivitas penggunaan teknik *Slang replacement* untuk menangani ulasan tidak terstruktur pada Mobile JKN. Hasil analisis menunjukkan bahwa pembersihan data yang mendalam menggunakan kamus normalisasi mampu menghasilkan akurasi sebesar 93,33% dengan metode SVM dan Naïve Bayes [10]. Terakhir, penelitian menjadi rujukan dalam implementasi *Random Forest* pada aplikasi "Donorku", yang menyimpulkan bahwa kombinasi *Ensemble Learning* dan SMOTE menghasilkan model yang stabil dengan akurasi 91% [4].

Berdasarkan telaah terhadap penelitian-penelitian di atas, dapat disimpulkan bahwa solusi yang ada cenderung menggunakan dataset terbatas (1.100 hingga 3.000 ulasan) dan belum menyediakan alat visualisasi yang dinamis bagi pemangku kepentingan. Oleh karena itu, penelitian ini hadir untuk mengisi celah (*Gap*) tersebut dengan

menggunakan dataset berskala *Big Data* (165.694 ulasan), menerapkan *Knowledge-based normalization* yang lebih mendalam, serta membangun prototipe sistem berbasis *web* untuk visualisasi sentimen secara interaktif.

2.2. Analisis sentiment

Analisis sentimen (*opinion mining*) adalah studi NLP untuk memisahkan opini dan emosi dari teks tidak terstruktur pada tingkat dokumen, kalimat, maupun aspek. Di tengah tantangan seperti sarkasme dan ambiguitas, penggunaan *machine learning* menjadi solusi dominan yang efisien untuk mengklasifikasikan data dengan pola bahasa kompleks secara akurat [11].

2.3. Machine Learning

Machine Learning adalah proses pengembangan sistem yang mentransformasi data menjadi pengetahuan melalui generalisasi pola. Fokus utamanya adalah menghasilkan model yang andal untuk klasifikasi atau pengambilan keputusan secara akurat, bahkan saat diberikan data baru yang belum dipelajari sebelumnya [12].

2.4. Klasifikasi

Klasifikasi adalah teknik *data mining* untuk memisahkan data ke dalam kategori tertentu yang berguna untuk pembangunan model. Prosesnya mencakup tahap pelatihan (*training*) untuk mengenali pola dari data berlabel dan pengujian (*testing*) untuk prediksi data baru, sehingga memungkinkan pengambilan keputusan otomatis yang sistematis dan akurat [13].

2.5. Mobile JKN

Perkembangan digital saat ini berlangsung sangat pesat, salah satunya ditunjukkan melalui hadirnya aplikasi Mobile JKN (Jaminan Kesehatan Nasional). Mobile JKN adalah aplikasi yang diluncurkan dan dikelola oleh BPJS Kesehatan Indonesia sejak tahun 2019. Aplikasi ini bertujuan memudahkan masyarakat, khususnya peserta BPJS Kesehatan, untuk memperoleh layanan asuransi kesehatan kapan pun dan di mana pun hanya dengan menggunakan akses internet melalui aplikasi Mobile JKN [7].

2.6. Google Play Store

Google Play adalah layanan yang memudahkan pengguna dalam mengakses informasi dengan cepat dan praktis. Layanan ini tersedia dalam berbagai platform, termasuk aplikasi Play Store di perangkat Android, website, dan Google TV. Sebelumnya, Google Play dikenal sebagai Android Market, yang pertama kali diluncurkan pada 22 Oktober 2008. Namun, pada Maret 2012, Android Market dan Layanan Musik Google digabung dan diubah namanya menjadi Google Play untuk memperluas cakupan layanannya. *Google Play Store* menawarkan berbagai fitur yang memungkinkan pengguna memberikan

penilaian dan ulasan terhadap aplikasi. Melalui fitur ini, pengguna dapat menilai kualitas aplikasi berdasarkan pengalaman penggunaan mereka[14]

2.7. Text Preprocessing

Pra-pemrosesan teks adalah tahap fundamental dalam *text mining* untuk mengubah ulasan mentah yang tidak terstruktur menjadi format bersih dan terstandarisasi. Tahap ini krusial karena ulasan publik sering kali mengandung *noise*, slang, dan inkonsistensi format yang dapat menghambat akurasi model. Enam tahapan sistematis yang digunakan dalam penelitian ini adalah[15]:

- Case Folding**
Menyeragamkan karakter teks menjadi huruf kecil.
- Cleaning**
Menghapus elemen non-teks seperti URL, angka, tanda baca, dan emotikon.
- Tokenizing**
Memecah kalimat menjadi unit kata (token) individu untuk analisis independen.
- Normalisation (Knowledge-Based)**
Memperbaiki kata-kata bahasa Indonesia informal, bahasa gaul, dan kesalahan ketik (*typo*) umum menggunakan kamus normalisasi khusus.
- Stopword Removal**
Mengeliminasi kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki bobot sentimen signifikan.
- Stemming**
Mengubah kata ke bentuk dasar (standar) untuk memastikan konsistensi makna dan meningkatkan kualitas klasifikasi pada sistem NLP.

2.8. Ekstraksi Fitur dan Penyeimbangan Data

Metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) diimplementasikan untuk melakukan pembobotan fitur berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen [16]. *Term Frequency* (TF) merepresentasikan frekuensi kata, sedangkan *Inverse Document Frequency* (IDF) mengidentifikasi kata kunci yang sesuai dengan indikator sentimen yang diharapkan. Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur diperkuat dengan penerapan N-gram (1,2) guna menangkap konteks frasa (seperti "tidak bagus" atau "sangat puas") yang seringkali hilang pada pendekatan unigram standart:

$$TF - IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D) \quad (1)$$

$$idf(t, D) = \log_{10} \left(\frac{D}{df_i} \right) \quad (2)$$

untuk mengatasi *class imbalance* pada dataset 165.694 ulasan (periode 2020-2025), diterapkan teknik SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). Langkah ini bertujuan untuk menyeimbangkan proporsi kelas minoritas, memitigasi bias model terhadap kelas mayoritas, serta

menjamin keadilan prediksi dalam analisis sentimen berskala besar

2.9. Random Forest Classifier

Random Forest merupakan algoritma *Ensemble Learning* yang bekerja dengan membangun sekumpulan pohon keputusan (*Decision Trees*) melalui teknik *Bootstrap Sampling* dan pemilihan fitur secara acak guna memitigasi risiko *Overfitting* [16]. *Random Forest* merupakan algoritma *Ensemble Learning* yang bekerja dengan membangun sekumpulan pohon keputusan (*Decision Trees*) melalui teknik *Bootstrap Sampling* dan pemilihan fitur secara acak guna memitigasi risiko *Overfitting* [12],[17]:

$$Gini(t) = 1 - \sum_{i=1}^N p_i^2 \quad (3)$$

$$Gini(D) = \frac{|D1|}{D} Gini(D1) + \frac{|D2|}{D} Gini(D2) \quad (4)$$

$$\Delta Gini(A) = Gini(D) - Gini(a(D)) \quad (5)$$

$$l(y) = \arg \max_c \left(\sum_{n=1}^N 1(h_n(y) = c) \right) \quad (6)$$

Pendekatan *ensemble* ini menjamin model yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan tangguh (*Robust*) jika dibandingkan dengan penggunaan satu pohon keputusan (*Decision Tree*) tunggal saja.

2.10. Evaluasi Model

Evaluasi performa dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* untuk merangkum hasil prediksi terhadap *Ground Truth* melalui parameter *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) [16]. Efektivitas algoritma divalidasi menggunakan empat metrik utama:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (7)$$

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

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

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

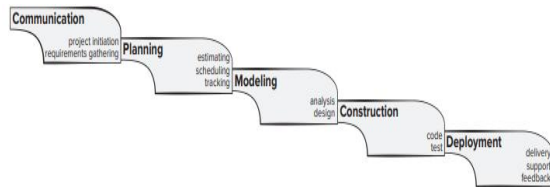
2.11. Pengembangan Prototipe Berbasis Web

Python merupakan bahasa pemrograman yang umum digunakan untuk manajemen data, pengembangan sistem, dan Kecerdasan Buatan. Bahasa ini memiliki sintaksis yang sederhana namun mampu menangani proyek berskala besar [18],[19]. Dalam penelitian ini, Python berfungsi sebagai bahasa utama untuk integrasi model. Selain itu, *Django Framework* digunakan untuk mengembangkan antarmuka web yang interaktif.

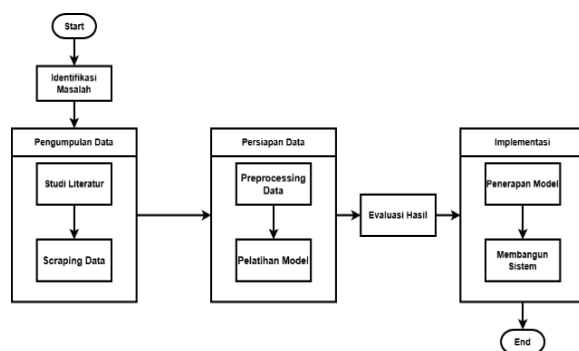
3. METODE PENELITIAN

Metode pengembangan sistem dalam penelitian ini menggunakan model *Waterfall*. Model ini dipilih karena pendekatannya yang sistematis dan sekuensial, sehingga efektif diterapkan pada proyek dengan

persyaratan yang telah dipahami secara stabil[20]. Alur linear *Waterfall* menjamin setiap tahapan penelitian-mulai dari ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF hingga pemodelan *Random Forest*-terlaksana secara presisi dan terstruktur. Secara teoritis, tahapan model *Waterfall* mengikuti pola pada Gambar 1, yang kemudian diadaptasikan ke dalam alur kerja penelitian spesifik pada Gambar 2 sebagai berikut:.



Gambar 1. Metode *Waterfall*



Gambar 2. Alur Kerja Penelitian

3.1. Identifikasi Masalah

Langkah awal yang dilakukan adalah merumuskan pokok permasalahan terkait Evaluasi layanan aplikasi Mobile JKN. Pada tahap ini, peneliti menetapkan ruang lingkup dan batasan penelitian, yaitu membangun sebuah sistem otomatis yang mampu membedakan dan mengklasifikasikan opini publik dari ratusan ribu ulasan yang tidak terstruktur menjadi informasi sentimen yang bernilai.

3.2. Pengumpulan Data

- Studi Literatur: Penelusuran referensi akademik dilakukan dengan mengkaji berbagai literatur terdahulu, jurnal ilmiah, serta buku teks. Fokus kajian literatur ini mencakup penerapan algoritma *Random Forest*, metode ekstraksi fitur TF-IDF, penanganan data tidak seimbang (*imbalanced data*) menggunakan teknik SMOTE, serta konsep pengembangan *web* menggunakan *framework* Django.
- Scraping Data: Untuk memperoleh bahan baku penelitian, proses ekstraksi data diterapkan pada platform Google Play Store menggunakan teknik *web scraping*. Fokus penarikan data adalah ulasan pengguna aplikasi Mobile JKN selama lima tahun terakhir (2020 hingga Maret 2025), yang menghasilkan dataset mentah berjumlah 165.694 ulasan.

3.3. Persiapan Data

- Preprocessing Data: Data teks hasil scraping yang masih mengandung banyak *Noise* dibersihkan melalui serangkaian teknik preprocessing. Tahapan ini mencakup *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Guna memaksimalkan akurasi, peneliti juga mengimplementasikan kamus normalisasi manual untuk memperbaiki bahasa gaul (*Slang*) dan kesalahan pengetikan (*typo*) agar teks siap diproses oleh mesin.
- Pelatihan Model: Teks yang telah bersih kemudian diubah menjadi vektor angka melalui pembobotan TF-IDF. Mengingat distribusi label sentimen pada ulasan sering kali timpang, metode SMOTE difungsikan untuk menyeimbangkan jumlah data latih pada masing-masing kelas sentimen. Selanjutnya, data yang telah seimbang ini disimulasikan ke dalam algoritma *Random Forest* untuk melatih model klasifikasi.

3.4. Evaluasi Hasil

Kinerja dari model *Random Forest* yang telah melalui proses pelatihan diukur keakuratannya pada tahap ini. Peneliti menggunakan pengujian berbasis *Confusion Matrix* untuk mendapatkan nilai metrik performa seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Angka statistik yang dihasilkan akan menjadi tolok ukur kelayakan model sebelum diterapkan ke dalam sistem perangkat lunak.

3.5. Implementasi

- Penerapan Model: Model pembelajaran mesin yang terbukti memiliki performa terbaik dari tahap Evaluasi kemudian diekspor dan disimpan dalam format file *.Joblib*. Begitu pula dengan objek vectorizer TF-IDF yang digunakan, disimpan secara terpisah agar sistem dapat langsung memanggilnya tanpa harus melatih ulang data dari awal.
- Membangun Sistem: Sebagai produk akhir, sebuah aplikasi *web* interaktif dirancang menggunakan *framework* Django. Sistem ini berperan sebagai wadah integrasi bagi model *.Joblib* yang telah dibuat, sehingga administrator dapat melakukan klasifikasi sentimen secara real-time ketika memasukkan teks ulasan baru, serta melihat ringkasan visual berupa grafik dan awan kata (*word cloud*) pada halaman dasbor.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Preprocessing Data

Pada tahap ini, data yang diperoleh melalui proses *web scraping* dari Google Play Store pada aplikasi Mobile JKN periode 2020 hingga Maret 2025 sebanyak 165.694 ulasan mengalami beberapa tahap *knowledge-based preprocessing* agar lebih bersih dan siap untuk dianalisis. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi: *case folding*, normalisasi *Slang*

menggunakan kamus manual, *cleaning* (penghapusan karakter non-alfabet), *tokenizing*, *stopword removal* dengan tetap mempertahankan kata negasi, serta *stemming* menggunakan pustaka Sastrawi.

	at	reviewid	score	content
0	2025-03-30 23:40:35	74074911-cab0-4d01-a0b8-d4ac7818f38	5	good
1	2025-03-30 22:27:22	26501548-2abf-433b-9897-aed2a2b0705	1	BPJS di aplikasi sekarang ga ada layanan konsil kah? saya kema gigit
2	2025-03-30 22:08:05	9af411c6-607c-4a1c-845a-c3dc2b4f9c1d	1	hp tidak mendukung padahal urgent
3	2025-03-30 21:41:41	b15237ba-337b-4e2b-8622-ac31cf0f9cc	5	okeeee
4	2025-03-30 21:38:16	cd32ce0d-76fa-4a1f-b99b-ec3a191cb784	1	APLIKASI APAN SIIH NYASAHEN BAKET? PENKARA PRU DAFTAR HANGG OTP

Gambar 3. Hasil Pengambilan Data

Gambar di atas menggambarkan hasil dari penagambilan data ulasan Mobile JKN yang berhasil di ambil sebanyak 165.694 ulasan.

	at	reviewid	score	content	label	casefolding
0	2025-03-30 23:40:35	74074911-cab0-4d01-a0b8-d4ac7818f38	5	good...	Positif	bagus...
1	2025-03-30 22:27:22	26501548-2abf-433b-9897-aed2a2b0705	1	BPJS di aplikasi sekarang ga a...	Negatif	bpjs di aplikasi sekarang tidak...
2	2025-03-30 22:08:05	9af411c6-607c-4a1c-845a-c3dc2b4f9c1d	1	hp tidak mendukung padahal urg...	Negatif	hp tidak mendukung padahal urg...
3	2025-03-30 21:41:41	b15237ba-337b-4e2b-8622-ac31cf0f9cc	5	okeeee...	Positif	okeeee...
4	2025-03-30 21:38:16	cd32ce0d-76fa-4a1f-b99b-ec3a191cb784	1	APLIKASI APAN SIIH NYASAHEN BA...	Negatif	aplikasi apaan sih nyasahen ba...

Gambar 4. Hasil Case Folding

Gambar di atas menggambarkan hasil dari pemrosesan Case Folding ulasan Mobile JKN yang berhasil di proses.

	at	reviewid	score	content	label	knowledgebased
78	2025-03-29 09:07:48	60a3b4d1-37ea-4d0a-af61-b02aeef...	1	apik macan apa ini... kok gak b...	Negatif	aplikasi seperti apa ini... ko...
140	2025-03-28 16:23:46	19930457-9a0f-47ef-b67c-9e6f54...	1	verifikasi nomor hp lent para...	Negatif	verifikasi nomor ponsel lambat...
129	2025-03-26 16:12:59	9ea803d7-2a65-4015-bf7b-8f9c62...	5	aplikasi sampk cok, daftar ko...	Positif	aplikasi sampk [umutan], daf...
598	2025-03-24 14:44:33	d852b6f1-02cc-4c18-8b0b-60a6b9...	1	sampk kenapa pas udah selesai...	Negatif	sampk kenapa saat udah selesa...
959	2025-03-19 16:53:58	75a0b09f-c0d1-4d0c-bef1-2521e0b...	1	apik jembat jadi susah daftar...	Negatif	aplikasi [umutan] jadi sulit ...

Gambar 5. Hasil Knowledge-based normalization

Gambar di atas menggambarkan hasil dari pemrosesan *Knowledge-based normalization* ulasan Mobile JKN yang berhasil di proses untuk kata kata yang berbau sleng.

	at	reviewid	score	content	label	tokens
0	2025-03-30 23:40:35	74074911-cab0-4d01-a0b8-d4ac7818f38	5	good...	Positif	['bagus']...
1	2025-03-30 22:27:22	26501548-2abf-433b-9897-aed2a2b0705	1	BPJS di aplikasi sekarang...	Negatif	['bpjs', 'di', 'aplikasi']...
2	2025-03-30 22:08:05	9af411c6-607c-4a1c-845a-c3dc2b4f9c1d	1	hp tidak mendukung padaha...	Negatif	['hp', 'tidak', 'mendukung']...
3	2025-03-30 21:41:41	b15237ba-337b-4e2b-8622-ac31cf0f9cc	5	okeeee...	Positif	['okeeee']...
4	2025-03-30 21:38:16	cd32ce0d-76fa-4a1f-b99b-ec3a191cb784	1	APLIKASI APAN SIIH NYASAH...	Negatif	['aplikasi', 'apan', 'sih']...

Gambar 6. Hasil Tokenizing

Gambar di atas menggambarkan hasil dari pemrosesan Tokenizing ulasan Mobile JKN yang berhasil di proses.

	at	reviewid	score	content	label	normalized_text	tokens_no_stopwords
0	2025-03-30 23:40:35	74074911-cab0-4d01-a0b8-d4ac7818f38	5	good...	Positif	bagus...	['bagus']...
1	2025-03-30 22:27:22	26501548-2abf-433b-9897-aed2a2b0705	1	BPJS di aplikasi sek...	Negatif	bpjs di aplikasi sek...	['bpjs', 'aplikasi']...
2	2025-03-30 22:08:05	9af411c6-607c-4a1c-845a-c3dc2b4f9c1d	1	hp tidak mendukung p...	Negatif	hp tidak mendukung p...	['hp', 'mendukung']...
3	2025-03-30 21:41:41	b15237ba-337b-4e2b-8622-ac31cf0f9cc	5	okeeee...	Positif	okeeee...	['okeeee']...
4	2025-03-30 21:38:16	cd32ce0d-76fa-4a1f-b99b-ec3a191cb784	1	APLIKASI APAN SIIH N...	Negatif	aplikasi apaan sih n...	['aplikasi', 'sih', ...]

Gambar 7. Hasil Stopword Removal

Gambar di atas menggambarkan hasil dari pemrosesan Stopword Removal ulasan Mobile JKN yang berhasil di proses.

4.2. Distribusi Sentimen

Hasil pelabelan terhadap 165.694 ulasan Mobile JKN berdasarkan penilaian bintang (*Star Rating*) menunjukkan distribusi sentimen yang disajikan pada Tabel berikut.

Table 1. Distribusi Sentimen

Kategori Sentimen	Total Data	Persentase
Negative	102,730	62.00%
Positive	62,114	37.49%
Neutral	850	0.51%
Total	165,694	100.00%

Berdasarkan Tabel, Data menunjukan bahwa distribusi sentimen didominasi secara masif oleh Kategori Negatif sebesar 62,00%, diikuti oleh Kategori Positif sebesar 37,49%. Sebaliknya, Kategori Netral hanya mencakup proporsi yang sangat kecil, yaitu 0,51% dari total data. Ketimpangan jumlah yang mencolok ini mengindikasikan adanya masalah ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) yang signifikan dalam dataset. Kondisi tersebut menjadi landasan utama bagi peneliti untuk mengimplementasikan teknik *Hybrid Balancing* menggunakan SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). Langkah ini krusial untuk memitigasi risiko bias model terhadap kelas mayoritas (Negatif dan Positif) dan memastikan algoritma *Random Forest* dapat mengenali pola pada kelas minoritas (Netral) secara lebih akurat.

4.3. Hasil Penyeimbangan Data

Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Mengingat adanya ketidakseimbangan ekstrem pada data latih awal (79.854 negatif vs 850 netral), diterapkan metode *Hybrid Balancing* dengan ambang batas (*threshold*) 20.000 sampel per kategori:

Table 2. Hasil Penyeimbangan Data

Kategori Sentimen	Data Latih Awal (80%)	Sesudah Hybrid Balancing
Negative	79,854	20,000
Positive	51,851	20,000
Neutral	850	20,000
Total	132,555	60,000

Keputusan ini diambil untuk menjaga keadilan model (*model fairness*) dan efisiensi performa tanpa memproduksi data sintesis berlebihan yang berisiko menimbulkan *synthetic noise* atau *overfitting*. Melalui kombinasi SMOTE untuk kelas minoritas dan *Random Under-sampling* untuk kelas mayoritas, model *Random Forest* dipastikan memiliki referensi fitur yang seimbang guna mengenali sentimen negatif, positif, dan netral secara akurat.

4.4. Random Forest Model Performa

Setelah optimasi hiperparameter melalui *GridSearchCV* (3-fold Cross Validation) dan *Hybrid Balancing*, model *Random Forest* menunjukkan performa solid dalam mengklasifikasikan 165.694 ulasan. Rincian metrik evaluasi disajikan pada Tabel 3beriku:

Table 3. *Random Forest Model Performa*

Metrik Evaluasi	Nilai
Overall Accuracy	87.09%
Macro Average Precision	0.62
Macro Average Recall	0.66
Macro Average F1-Score	0.63
Weighted Average Precision	0.88
Weighted Average Recall	0.87
Weighted Average F1-Score	0.87

Model mencapai akurasi 87,09%, namun terdapat gap antara *Weighted Average* (0,87) dan *Macro Average* (0,63). Hal ini menunjukkan ketangguhan model pada kelas mayoritas (Positif dan Negatif), namun kelas Netral tetap menjadi tantangan utama. Rendahnya nilai *Macro Average* merefleksikan kompleksitas linguistik pada ulasan netral-yang hanya berjumlah 0,51% dari total data. Ambiguitas semantik dan tumpang tindih fitur pada ulasan layanan publik menyebabkan batas keputusan (*decision boundaries*) pada kategori netral masih sulit dipetakan secara sempurna oleh algoritma.

4.5. Evaluasi Klasifikasi Sentimen

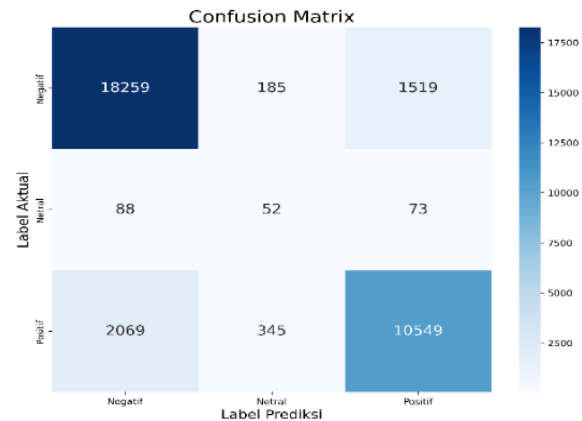
Evaluasi efektivitas model pada 33.139 data uji (*test data*) menunjukkan bahwa Kategori Negatif mencatat performa terbaik dengan nilai *F1-Score* sebesar 0,90 dan *Recall* 0,91, yang mengindikasikan keberhasilan model dalam menangkap mayoritas keluhan pengguna secara akurat. Kategori Positif juga menunjukkan hasil yang stabil dengan tingkat *Precision* sebesar 0,85. Namun, Kategori Netral menunjukkan performa yang paling lemah dengan nilai *Recall* hanya 0,24; di mana model hanya berhasil mendeteksi 51 dari 213 ulasan Netral secara tepat, sementara sisanya terklasifikasi sebagai negatif atau positif akibat adanya tumpang tindih semantik (*semantic overlap*) yang tinggi pada isi ulasan tersebut.

Table 4. Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.89	0.91	0.90	19,963
Neutral	0.09	0.24	0.13	213
Positive	0.87	0.81	0.84	12963

4.6. Confusion Matrix

Untuk membedah performa model secara mendalam per kelas sentimen, dilakukan analisis menggunakan *Confusion Matrix* pada data uji (*test data*). Visualisasi hasil pengujian tersebut disajikan pada Gambar berikut



Gambar 8. Hasil Confusin Matrix

Berdasarkan hasil *Confusion Matrix*, model berhasil memprediksi secara benar 18.683 dari 20.546 data aktual Kategori Negatif dan 10.287 dari 12.423 data Kategori Positif. Kegagalan deteksi pada kelas Netral, yang melibatkan 160 data yang salah terklasifikasi, disebabkan oleh karakteristik teks Netral yang cenderung ambigu dan sering memuat kata-kata umum seperti "aplikasi" atau "layanan" tanpa disertai kata sifat kualitatif yang spesifik. Meskipun demikian, secara keseluruhan model tetap menunjukkan konsistensi yang tinggi dalam memisahkan dua polaritas utama, yaitu sentimen Positif dan Negatif.

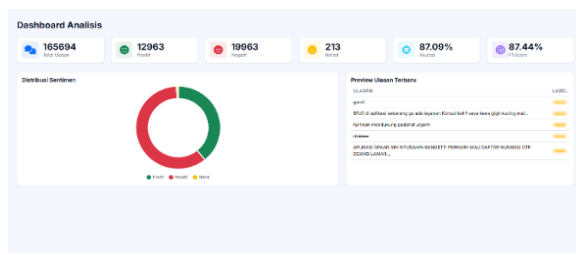
4.7. Diskusi Mendalam

Tingkat akurasi sebesar 87,09% yang dicapai dalam penelitian ini berakar pada mekanisme ensemble dari *Random Forest*, yang mampu memproses fitur linguistik luas dari 165.694 ulasan secara efektif melalui 100 *Decision Trees* dan mekanisme Majority Voting. Optimalisasi melalui *GridSearchCV* memastikan model beroperasi pada parameter terbaiknya untuk menangani data berskala besar secara stabil. Meskipun mencatatkan keberhasilan secara menyeluruh, kategori netral mengalami tantangan besar dengan nilai *Recall* rendah sebesar 0,24, sekalipun teknik SMOTE telah diterapkan. Kesenjangan performa ini disebabkan oleh adanya tumpang tindih semantik (*semantic overlap*), di mana ulasan netral sering kali berbagi kata kunci ambigu dengan ulasan positif maupun negatif, sehingga menciptakan batas keputusan (*decision boundaries*) yang kabur dan menyulitkan proses klasifikasi. Penerapan N-gram (1,2) terbukti memperkuat ekstraksi fitur dengan menangkap konteks frasa yang lebih spesifik, sementara *Knowledge-Based Normalization* krusial dalam mereduksi gangguan bahasa dari penggunaan slang. Namun, kelangkaan data asli kategori netral yang sangat ekstrem (0,51%) tetap membatasi variasi fitur sintetis yang dihasilkan oleh algoritma SMOTE. Integrasi model ke dalam prototipe JKN-SENTI memungkinkan visualisasi tren kepuasan secara *real-time*, di mana hasil analisis *Word cloud* menunjukkan

bahwa sentimen negatif publik berpusat pada kendala teknis seperti "otp", "verifikasi", dan "daftar". Temuan ini memvalidasi bahwa persepsi pengguna terhadap Mobile JKN sangat dipengaruhi oleh kemudahan akses autentikasi. Dengan demikian, sistem ini layak digunakan oleh pemangku kepentingan sebagai instrumen evaluasi otomatis untuk memantau kualitas layanan digital secara objektif dan temporal.

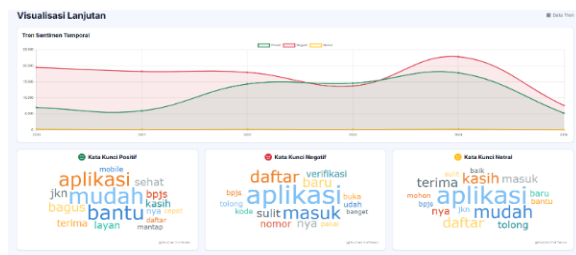
4.8. Implementasi Sistem

Prototipe JKN-SENTI mengintegrasikan model cerdas melalui *Dashboard Analitik* untuk memantau kepuasan pengguna secara *real-time*. Berdasarkan fitur *Word cloud* dan *Tren* ditemukan bahwa sentimen negatif berpusat pada kendala autentikasi (OTP, verifikasi, daftar), yang mengindikasikan bahwa akses awal sangat memengaruhi persepsi publik. Efektivitas sistem ini didukung oleh fitur *Evaluasi Model* dengan akurasi tinggi sebesar 87,09%, serta fitur *Klasifikasi Ulasan Baru*. Integrasi ini memvalidasi bahwa JKN-SENTI layak digunakan oleh pemangku kepentingan untuk memantau kualitas layanan digital secara otomatis dan akurat.



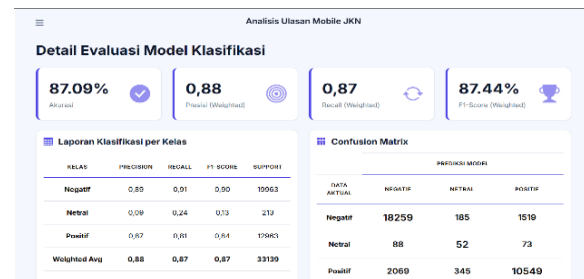
Gambar 9. Desain Antarmuka *Dashboard Analitik* JKN-SENTI

Menampilkan enam kartu informasi utama (total 165.694 ulasan, akurasi 87,09%, dan *F1-Score* 87,44%) yang terintegrasi dengan *Pei chart* distribusi sentimen. Fitur ini memberikan ringkasan statistik deskriptif secara instan untuk memetakan opini publik terhadap aplikasi JKN Mobile melalui antarmuka yang bersih dan informatif. Hasilnya, peneliti dapat melakukan validasi cepat terhadap label prediksi model pada data mentah melalui tabel *preview* ulasan terbaru secara efisien dan transparan.



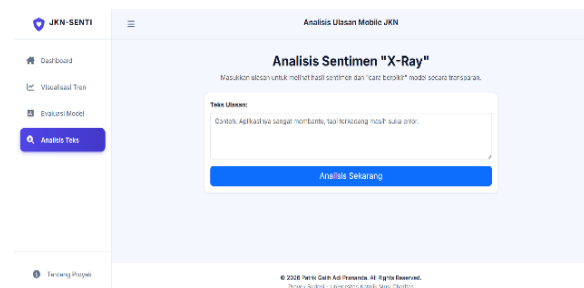
Gambar 10. Komponen Visualisasi Lanjutan: *Word clouds* dan *Tren Sentimen*

Menghadirkan grafik *Tren Sentimen Temporal* (2020-2025) untuk memantau fluktuasi opini serta tiga buah *Word Cloud* yang mengelompokkan kata kunci berdasarkan kategori sentimen. Fitur ini berhasil mengidentifikasi pola keluhan utama seperti kata "daftar" dan "sulit" pada sentimen negatif serta apresiasi "mudah" dan "bantu" pada ulasan positif pengguna. Hasil visualisasi memberikan wawasan mendalam mengenai lonjakan aktivitas ulasan pada periode 2024, yang menjadi dasar analisis strategis bagi pengembangan layanan aplikasi ke depan.



Gambar 11. Koimpoinein Visualisasi Eivaluasi Moideil

Menyajikan metrik teknis utama (Akurasi 87,09%, Presisi 0,88, *Recall* 0,87) yang dilengkapi dengan tabel laporan klasifikasi per kelas serta visualisasi *Confusion Matrix*. Halaman ini memberikan pembuktian ilmiah atas keandalan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan sentimen meskipun terdapat kondisi ketidakseimbangan data pada kelas netral. Hasil evaluasi secara transparan mendokumentasikan ketangguhan model dalam membedakan data aktual dan prediksi, menjamin akurasi sistem tetap berada di atas standar yang diharapkan.



Gambar 12. Koimpoinein Klasifikasi Ulasan Baru

Menyediakan fitur klasifikasi *real-time* "X-Ray" yang memungkinkan pengguna memasukkan teks ulasan secara bebas ke dalam area input untuk diproses melalui pipa data otomatis. Sistem menjalankan rangkaian *preprocessing* instan dan menghasilkan label sentimen secara cepat setelah tombol analisis ditekan, membuktikan kesiapan model pada lingkungan produksi. Hasilnya adalah fungsionalitas yang memungkinkan pengujian model secara mandiri terhadap data baru, memvalidasi bahwa seluruh komponen sistem telah terintegrasi dengan sempurna.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mendemonstrasikan implementasi pendekatan *Knowledge-Based* menggunakan algoritma *Random Forest* dan SMOTE untuk klasifikasi sentimen pada aplikasi Mobile JKN. Melalui pemrosesan dataset masif sebanyak 165.694 ulasan dari tahun 2020 hingga Maret 2025, model mencapai akurasi keseluruhan sebesar 87,09% dan *Weighted F1-Score* 0,87. Hasil tersebut mengonfirmasi bahwa integrasi *Knowledge-Based Normalization* dan hybrid data balancing sangat efektif dalam menangani gangguan linguistik serta ketidakseimbangan kelas ekstrem pada dataset layanan publik. Selain itu, pengembangan prototipe berbasis web JKN-SENTI menyediakan alat fungsional bagi pemangku kepentingan untuk memantau tren kepuasan pengguna secara *real-time*. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan penerapan arsitektur *Deep Learning* seperti BERT dan integrasi analisis sentimen berbasis aspek guna menangkap umpan balik pengguna yang lebih spesifik terkait fitur aplikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPJS, "BPJS Kesehatan," Badan Penyelenggara Jaminan Sosial. Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://bpjs-kesehatan.go.id/#/>
- [2] S. Althalif, "Cerita Warga Wamena Rasakan Kemudahan Urus Administrasi Berkas Mobile JKN," *detikNews*, 2024. [Online]. Available: <https://news.detik.com/berita/d-7354525/cerita-warga-wamena-rasakan-kemudahan-urus-administrasi-berkas-mobile-jkn>
- [3] A. Sagita, A. Faqih, G. Dwilestari, B. Siswoyo, and D. Pratama, "Penerapan Metode Random Forest Dalam Menganalisis Sentimen Pengguna Aplikasi Capcut Di Google Play Store," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3307–3313, Jan. 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8205.
- [4] M. F. N. Ilham, K. D. Annurrahma, P. Wirayuda, and R. Rudiman, "Analisis Kepuasan Pengguna Aplikasi Donorku Dengan Pendekatan Metode Random Forest Dengan Smote," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 6, no. 3, pp. 508–513, Aug. 2024, doi: 10.51401/jinteks.v6i3.4229.
- [5] T. Auliya, U. Azmi, L. Hakim, D. Candra, R. Novitasari, and W. D. Utami, "Application Random Forest Method for Sentiment Analysis in Jamsostek Mobile Review," *J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 20, no. 1, pp. 116–127, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i1.8868.
- [6] M. F. Y. Herjanto and C. Carudin, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sirekap Pada Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4192.
- [7] Y. J. F. Dwiputra Harta, I. G. A. Wibawa, A. A. I. N. E. Karyawati, and K. A. Mogi, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Aplikasi Mobile Jkn Dengan Metode Random Forest Dan Information Gain Sebagai Seleksi Fitur," *JELIKU (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 13, no. 1, p. 55, May 2024, doi: 10.24843/JLK.2024.v13.i01.p06.
- [8] R. K. Binsar, F.; Mursitama, T. N.; Hamsal, M.; Rahim, "Assessing Digital Adoption Capability in Public Healthcare Services Through Online User Reviews and Popularity Trends," *J. Syst. Manag. Sci.*, vol. 14, no. 7, pp. 353–376, Jun. 2024, doi: 10.33168/jsms.2024.0719.
- [9] M. R. Pribadi, D. Manongga, H. D. Purnomo, I. Setyawan, and Hendry, "Sentiment Analysis of the PeduliLindungi on Google Play using the Random Forest Algorithm with SMOTE," 2022 *Int. Semin. Intell. Technol. Its Appl.*, pp. 115–119, Jul. 2022, doi: 10.1109/ISITIA56226.2022.9855372.
- [10] M. Y. Al Qahar, Y. Ruldeviyani, U. N. Mukharomah, M. A. Fidyawan, and R. Putra, "Factor analysis influencing Mobile JKN user experience using sentiment analysis," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 13, no. 2, p. 1782, Jun. 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i2.pp1782-1793.
- [11] B. Liu, *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions, Second Edition*, 2nd ed. New York, USA: Cambridge University Press, 2020. doi: 10.1017/9781108639286.
- [12] S. Shalev-Shwartz, Shai; Ben-David, *Understanding machine learning: From theory to algorithms*, 1st Editio., vol. 9781107057. New York, USA: Cambridge University Press, 2014. doi: 10.1017/CBO9781107298019.
- [13] J. Han, Jiawei; Kamber, Micheline; Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3th ed. Waltham, MA, USA: Morgan Kaufmann, 2011. doi: 10.1016/C2009-0-61819-5.
- [14] D. N. I. Huda, C. Prianto, and R. M. Awangga, "Analisis Sentimen Perbandingan Layanan Jasa Pengiriman Kurir Pada Ulasan Play Store Menggunakan Metode Decision Tree Dan Random Forest," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 02, pp. 150–158, Sep. 2023, doi: 10.33884/jif.v11i02.7952.
- [15] A. A. F. Romadhony Said; Rismala, Rita; Wisesty, Untari Novia; Arifianto, Anditya, "Sentiment Analysis on a Large Indonesian Product Review Dataset," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, no. Vol. 10 No. 1 (2024): February, pp. 167–178, 2024, doi: 10.20473/jisebi.10.1.167-178.
- [16] N. Istiqamah and M. Rijal, "Klasifikasi Ulasan Konsumen Menggunakan Random Forest dan SMOTE," *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 66–77, Jan. 2024, doi: 10.61628/jsce.v5i1.1061.
- [17] G. Louppe, "Understanding Random Forests: From Theory to Practice," University of Liège, 2014. doi: 10.48550/arXiv.1407.7502.

- [18] E. Matthes, *Python Crash Course-third edition*, 3rd ed., vol. 5, no. 3. San Francisco,USA: No Starch Press, 2023.
- [19] dan C. N. Sebastian Raschka, Joshua Patterson, "Machine Learning in Python: Main Developments and Technology Trends in Data Science , Machine Learning , and Artificial Intelligence," *Information*, vol. 11, no. 4, p. 193, 2020, doi: 10.3390/info11040193.
- [20] B. R. Pressman, Roger S.; Maxim, *Software Engineering: A Practitioner's Approach 9th Edition*, 9th ed. New York: McGraw-Hill Education, 2019.