

PEMETAAN ASPEK LAYANAN SENTUH TANAHKU MELALUI ANALISIS SENTIMEN LEKSIKON DAN MACHINE LEARNING

Oleh:

Kusmiarto^{1*}, Wahyuni²

¹ Survei Pemetaan dan Informasi Pertanahan, Politeknik Agraria STPN

² Kebijakan dan Manajemen Pendaftaran Tanah, Politeknik Agraria STPN

e-mail: ¹kusmiarto@stpn.ac.id, ²wahyuniwidigdo@stpn.ac.id

Abstrak: Sentuh Tanahku menjadi salah satu instrumen layanan informasi pertanahan digital yang diinisiasi oleh Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional sejak 2017. Aplikasi ini telah diunduh lebih dari satu juta kali dan memperoleh sekitar 47 ribu penilaian pengguna di Google Play Store. Penelitian ini menganalisis 19.927 ulasan periode 21 September 2017 sampai 13 Mei 2026 untuk memetakan aspek layanan, menjelaskan pola sentimen, dan mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Pendekatan leksikon digunakan untuk menafsirkan kata dan frasa pembentuk sentimen, sedangkan TF-IDF, Multinomial Naive Bayes, dan Linear Support Vector Machine digunakan untuk klasifikasi berskala besar. Kedua keluaran diintegrasikan pada tahap interpretasi melalui pemetaan aspek layanan. Skor 5 mencapai 57,93%, sedangkan skor 1 mencapai 23,97%, dengan rata-rata 3,70. Analisis leksikon menemukan 9.605 ulasan positif, 6.537 negatif, dan 3.785 netral. Linear SVM menghasilkan macro F1-score terbaik sebesar 61,95%. Keluhan paling menonjol muncul pada autentikasi akun, performa aplikasi, serta keterhubungan sertifikat dan data bidang. Temuan ini menegaskan bahwa kualitas aplikasi pertanahan bergantung pada stabilitas teknis, alur verifikasi, dan kesiapan data layanan.

Kata kunci: analisis sentimen, machine learning, leksikon, ulasan pengguna, Sentuh Tanahku

Abstract: Sentuh Tanahku is a digital land information service initiated by the Ministry of Agrarian Affairs and Spatial Planning/National Land Agency in 2017. The application has been downloaded more than one million times and has received approximately 47,000 user ratings on the Google Play Store. This study analyzed 19,927 reviews posted between September 21, 2017 and May 13, 2026 to map service aspects, explain sentiment patterns, and evaluate classification performance. A lexicon approach was used to interpret sentiment-bearing words and phrases, while TF-IDF, Multinomial Naive Bayes, and Linear Support Vector Machine were used for large-scale classification. Their outputs were integrated during interpretation through service-aspect mapping. Five-star reviews accounted for 57.93%, while one-star reviews reached 23.97%, with an average rating of 3.70. Lexicon analysis identified 9,605 positive, 6,537 negative, and 3,785 neutral reviews. Linear SVM achieved the best macro F1-score of 61.95%. The most prominent complaints concerned account authentication, application performance, and the connectivity between land certificates and parcel data. These findings indicate that the quality of digital land services depends on technical stability, clear verification flows, and service-data readiness.

Keywords: sentiment analysis, machine learning, lexicon, user reviews, Sentuh Tanahku

1. PENDAHULUAN

Sentuh Tanahku telah menjadi bagian dari pengembangan kanal layanan pertanahan digital sejak 2017, sementara agenda transformasi digital pertanahan terus diperkuat melalui berbagai pembaruan layanan dalam beberapa tahun terakhir. Aplikasi ini telah diunduh lebih

* Corresponding author: Kusmiarto (kusmiarto@stpn.ac.id)

dari satu juta kali dan memperoleh sekitar 47 ribu penilaian pengguna di *Google Play Store*. Selama kurang lebih sembilan tahun digunakan oleh masyarakat, aplikasi ini terus-menerus mengalami pembaruan dan penyempurnaan sistem dengan fitur yang semakin lengkap. Keberhasilan implementasi layanan publik melalui aplikasi ini tidak lagi cukup dinilai dari ketersediaan fitur, tetapi juga dari pengalaman pengguna ketika mencari informasi, masuk ke akun, membaca status berkas, atau memastikan data yang tampil sesuai dengan kebutuhan. Dalam konteks pertanahan, pengalaman tersebut memiliki bobot yang lebih sensitif karena informasi yang diakses berkaitan dengan sertipikat, lokasi bidang, status layanan, dan kepastian data. Sentuh Tanahku menyediakan akses untuk pengecekan berkas, pengecekan sertipikat, pelaporan sertipikat yang belum terdaftar, partisipasi plot bidang tanah, informasi lokasi bidang, simulasi biaya layanan, dan pengumuman pertanahan [1], [2]. Dengan fungsi tersebut, aplikasi ini tidak dapat dibaca hanya sebagai aplikasi informasi. Ia berada pada simpul antara data yuridis, data spasial, dan proses layanan pertanahan.

Kajian tentang kualitas aplikasi, kepuasan pengguna, dan *User Centered Design* menempatkan kualitas sistem, kualitas informasi, kemudahan penggunaan, efisiensi, dan kesesuaian kebutuhan pengguna sebagai faktor penting dalam evaluasi aplikasi digital [3]-[8]. Pada layanan *mobile government*, pembahasan serupa berkembang pada isu konektivitas, interaktivitas, keamanan, responsivitas, kualitas informasi, dan niat penggunaan berkelanjutan [19]-[22]. Dalam praktik layanan pemerintah, variabel tersebut tidak berdiri sendiri. Satu gangguan pada proses *login*, misalnya, dapat menghapus manfaat fitur lain karena pengguna tidak pernah sampai pada tahap pengecekan layanan.

Ulasan pengguna di *Google Play Store* memberi bahan empiris yang berbeda dari survei tertutup. Teks ulasan sering pendek, tidak baku, dan kadang emosional, tetapi justru di sanalah keluhan spontan pengguna muncul. Literatur *app review mining* menunjukkan bahwa ulasan dapat membantu membaca kebutuhan pengguna, permintaan fitur, gangguan setelah pembaruan, serta bagian aplikasi yang perlu diprioritaskan pengembang [23]-[25]. Dalam analisis sentimen, pendekatan leksikon berguna untuk menjelaskan kata pembentuk polaritas, sedangkan *machine learning* dapat mengenali pola teks berbasis fitur numerik dalam jumlah besar [9]-[18]. Kedua pendekatan tersebut saling melengkapi, terutama ketika data memuat campuran pujian singkat, keluhan teknis, dan permintaan perbaikan layanan.

Dalam administrasi pertanahan, sistem informasi merupakan bagian dari infrastruktur publik yang mendukung jaminan hak atas tanah, pengelolaan nilai dan penggunaan tanah, pengembangan wilayah, serta tata kelola ruang [26]-[28]. Karena itu, evaluasi aplikasi pertanahan perlu menjangkau lebih dari tampilan layar. Aplikasi dapat berjalan baik secara antarmuka, tetapi tetap dinilai buruk ketika data sertipikat tidak muncul, bidang tanah belum terpetakan, atau status layanan sulit dipahami. Kajian analisis sentimen aplikasi masih banyak berfokus pada aplikasi komersial atau layanan umum. Kajian yang menempatkan ulasan pengguna aplikasi pertanahan sebagai pintu masuk untuk membaca autentikasi, performa, data bidang, sertipikat, dan informasi layanan masih terbatas.

Penelitian ini bertujuan memetakan aspek layanan yang membentuk pengalaman pengguna Sentuh Tanahku melalui integrasi analitis pendekatan leksikon, *machine learning*, dan pemetaan aspek layanan pertanahan. Integrasi dalam penelitian ini tidak berarti menggabungkan keluaran kedua metode menjadi satu skor. Pendekatan leksikon digunakan untuk menjelaskan polaritas serta kata dan frasa pembentuk sentimen, sedangkan *machine learning* digunakan untuk menguji konsistensi klasifikasi pada data berskala besar. Kedua keluaran kemudian dibaca secara komplementer dan dihubungkan dengan aspek layanan untuk menentukan isu dominan serta prioritas perbaikan. Dari target pengambilan 47.000 entri, sebanyak 19.927 ulasan valid digunakan setelah pemeriksaan kelengkapan kolom dan isi ulasan. Pertanyaan penelitian diarahkan pada tiga hal: bagaimana pola sentimen pengguna, bagaimana kinerja model klasifikasi sentimen, dan aspek layanan apa yang paling kuat membentuk pengalaman pengguna aplikasi Sentuh Tanahku.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif komputasional berbasis *text mining*. Data penelitian dikumpulkan menggunakan teknik *web scraping* terhadap ulasan pengguna aplikasi Sentuh Tanahku di *Google Play Store*. Proses pengambilan data diarahkan pada target 47.000 entri sesuai jumlah penilaian yang tertera pada halaman aplikasi. Namun, tidak seluruh entri dapat diperoleh sebagai data ulasan yang utuh. Kondisi ini dipengaruhi oleh beberapa faktor teknis dan kebijakan platform, antara lain pembatasan akses otomatis, mekanisme *rate limit*, sistem pemuatan dinamis pada antarmuka *Google Play Store*, keterbatasan parameter pada *library scraper*, serta kemungkinan adanya ulasan yang disembunyikan atau tidak ditampilkan karena kebijakan moderasi konten. Library yang digunakan juga bekerja melalui mekanisme pengambilan bertahap dengan *continuation token* sehingga ketersediaan data pada setiap tahap pengambilan bergantung pada respons platform dan stabilitas proses scraping. *Google Play Store* juga menerapkan kebijakan terhadap ulasan yang dianggap tidak relevan, berulang, menyesatkan, atau melanggar ketentuan. Oleh karena itu, jumlah penilaian yang tampil pada halaman aplikasi tidak selalu identik dengan jumlah teks ulasan yang dapat dikumpulkan dan dianalisis. Setelah pemeriksaan kelengkapan kolom dan isi ulasan, sebanyak 19.927 ulasan valid digunakan sebagai *dataset* penelitian. Hasil scraping disimpan dalam format *spreadsheet* dalam empat kolom utama yang digunakan dalam analisis, yaitu nama pengguna, skor, tanggal ulasan, dan isi ulasan. Pemeriksaan kualitas data menunjukkan adanya potensi duplikasi ulasan, terutama jika dilihat dari kesamaan isi ulasan atau kombinasi nama pengguna, skor, dan isi ulasan. Namun, tidak ditemukan duplikasi persis berdasarkan kombinasi nama pengguna, skor, tanggal, dan isi ulasan. Informasi ini dicatat sebagai keterbatasan karena dapat memengaruhi estimasi frekuensi isu.



Output: distribusi sentimen, performa model, isu dominan, dan prioritas perbaikan

Gambar 1. Alur metode penelitian
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Pra-pemrosesan teks dilakukan untuk mengurangi variasi penulisan yang umum muncul pada ulasan aplikasi. Tahap ini mencakup *lowercasing*, penghapusan *URL*, penghapusan tanda baca, normalisasi kata informal, tokenisasi, dan penghapusan *stopword*. Contoh normalisasi dilakukan pada kata seperti *tdk*, *gk*, *ga*, dan *nggak* menjadi *tidak*, serta *sertipikat* menjadi *sertipikat*. Label awal dibangun dari skor pengguna. Skor 1 dan 2 diberi label negatif, skor 3 diberi label netral, sedangkan skor 4 dan 5 diberi label positif. Skema ini dipilih karena *rating* merupakan sinyal eksplisit yang diberikan pengguna, tetapi hasilnya tetap ditafsirkan hati-hati karena skor tidak selalu mewakili keseluruhan isi teks.

Analisis leksikon digunakan untuk membaca polaritas kata dan frasa yang muncul di dalam ulasan. Kamus positif dan negatif disusun dari kata umum bahasa Indonesia, lalu disesuaikan dengan konteks aplikasi pertanahan. Frasa seperti *gagal login*, *sertipikat tidak muncul*, *data tidak sesuai*, dan setelah *update error* diperlakukan sebagai penanda keluhan *domain*. Setiap ulasan diberi skor polaritas berdasarkan selisih kemunculan kata atau frasa positif dan negatif. Ulasan diklasifikasikan positif, negatif, atau netral sesuai arah skor polaritas tersebut.

Klasifikasi *machine learning* dilakukan dengan representasi TF-IDF *unigram* dan *bigram*. Dua algoritma dipilih sebagai pembanding, yaitu *Multinomial Naive Bayes* dan *Linear Support Vector Machine*. Naive Bayes digunakan sebagai *baseline* klasifikasi teks, sedangkan Linear SVM dipilih karena stabil pada data teks berdimensi tinggi. Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji dengan stratifikasi kelas. Kinerja model diukur melalui *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *macro F1-score*. *Macro F1-score* dijadikan tolok ukur utama karena distribusi kelas tidak seimbang. Integrasi leksikon dan *machine learning* dilakukan pada tahap interpretasi: hasil leksikon menjelaskan kata atau frasa yang membentuk polaritas, sedangkan hasil model menunjukkan pola klasifikasi pada keseluruhan data. Keduanya selanjutnya dipertemukan dalam pemetaan aspek layanan, bukan dirata-ratakan atau dilebur menjadi satu nilai sentimen.

Penetapan lima aspek layanan dilakukan melalui tiga tahap. Pertama, kategori awal disusun dari fungsi utama Sentuh Tanahku dan titik interaksi pengguna dalam layanan pertanahan, meliputi akses akun, informasi sertipikat dan bidang, performa aplikasi, informasi proses layanan, serta manfaat penggunaan. Kedua, hasil pra-pemrosesan ditelaah melalui frekuensi *unigram* dan *bigram* untuk menemukan kata dan frasa yang berulang. Kata yang

memiliki kedekatan makna kemudian dinormalisasi dan dikelompokkan ke kategori awal, misalnya *login*, *OTP*, *NIK*, dan verifikasi ke aspek autentikasi akun; sedangkan sertifikat, lokasi, peta, dan bidang ke aspek sertifikat dan data bidang. Ketiga, kata kunci dicocokkan kembali dengan konteks kalimat ulasan untuk mengurangi salah pengelompokan. Tahapan ini menghasilkan lima aspek, yaitu autentikasi akun, sertifikat dan data bidang, performa dan *error*, layanan informasi, serta manfaat dan kemudahan. Satu ulasan dapat memuat lebih dari satu aspek. Kata dan frasa dominan pada Tabel 4 diperoleh dengan menghitung frekuensi token dan *bigram* pada setiap kelas sentimen setelah *stopword* dan istilah umum yang tidak informatif dikeluarkan, kemudian memilih kata dan frasa dengan frekuensi tertinggi yang tetap relevan secara semantik dengan isi ulasan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

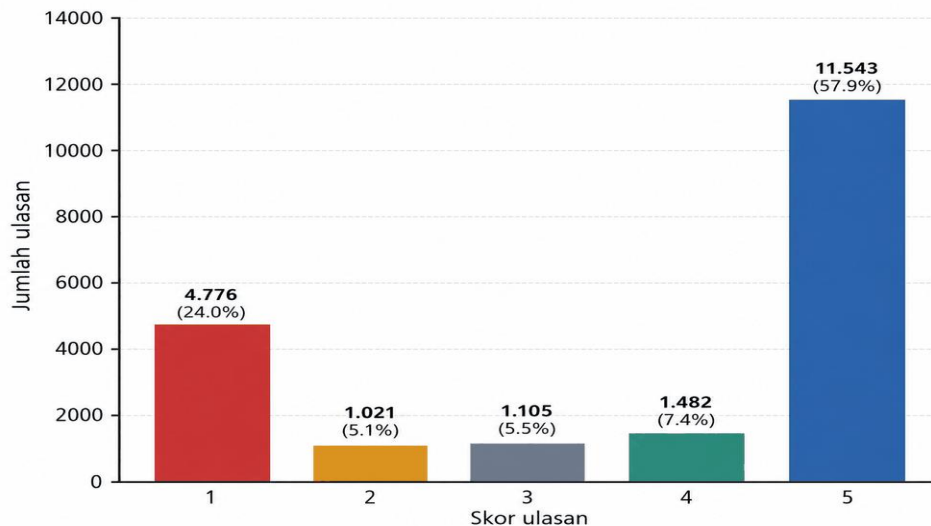
3.1. Deskripsi Data

Dataset yang dianalisis berisi 19.927 ulasan valid dengan rentang waktu 21 September 2017 sampai 13 Mei 2026. Rata-rata skor mencapai 3,70 dari 5, sedangkan median berada pada skor 5. Nilai ini menunjukkan dua gejala sekaligus. Di satu sisi, banyak pengguna memberi penilaian sangat tinggi. Di sisi lain, kelompok pengguna yang memberi skor sangat rendah juga cukup besar. Pola ini memperlihatkan pengalaman pengguna yang tidak merata.

Tabel 1: Distribusi skor ulasan
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Skor	Jumlah	Persentase	Interpretasi
1	4.776	23,97%	sangat negatif
2	1.021	5,12%	negatif
3	1.105	5,55%	netral
4	1.482	7,44%	positif
5	11.543	57,93%	sangat positif

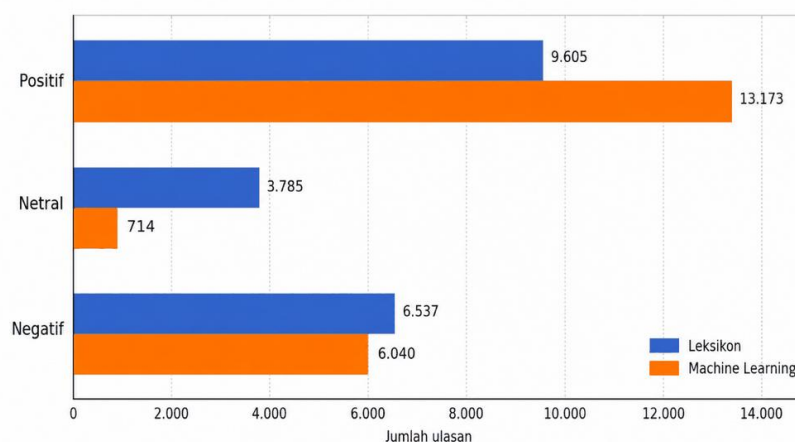
Skor 5 berjumlah 11.543 ulasan atau 57,93%. Sementara itu, skor 1 mencapai 4.776 ulasan atau 23,97%. Perbedaan yang tajam ini menunjukkan bahwa aplikasi memberi manfaat nyata bagi sebagian besar pengguna, tetapi kegagalan pada titik tertentu dapat menimbulkan penilaian yang sangat negatif. Dalam layanan pertanahan, kondisi seperti ini perlu dibaca serius. Kegagalan akses tidak hanya mengganggu kenyamanan, tetapi dapat menghambat pengecekan berkas, validasi sertifikat, dan akses terhadap informasi bidang tanah.



Gambar 2. Distribusi skor ulasan pengguna
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

3.2. Hasil Analisis Leksikon dan *Machine Learning*

Analisis leksikon menghasilkan 9.605 ulasan positif, 6.537 ulasan negatif, dan 3.785 ulasan netral. Sementara itu, prediksi Linear SVM pada seluruh data menghasilkan 13.173 ulasan positif, 6.040 ulasan negatif, dan 714 ulasan netral. Kedua hasil ditampilkan berdampingan bukan untuk menentukan satu metode sebagai hasil yang paling benar, tetapi untuk menunjukkan perbedaan sensitivitas dan fungsi analitisnya. Leksikon menelusuri kata atau frasa yang secara eksplisit membawa polaritas, sedangkan *machine learning* mengenali pola teks berdasarkan TF-IDF dan label berbasis skor. Integrasi dilakukan dengan memakai hasil leksikon untuk menjelaskan pembentuk sentimen dan hasil Linear SVM untuk membaca pola klasifikasi berskala besar, lalu menghubungkan keduanya dengan pemetaan aspek layanan. Rendahnya kelas netral pada hasil *machine learning* menunjukkan bahwa banyak ulasan yang secara leksikal tampak netral bergeser ke kelas positif atau negatif berdasarkan pola teks dan distribusi label latih.



Gambar 3. Perbandingan distribusi sentimen leksikon dan *machine learning*
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Tabel 2: Perbandingan kinerja model klasifikasi sentimen
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Model	Akurasi	Macro <i>F1-score</i>
<i>Multinomial Naive Bayes</i>	86,33%	57,99%
<i>Linear SVM</i>	86,23%	61,95%

Multinomial Naive Bayes menghasilkan akurasi 86,33%, sedangkan *Linear SVM* menghasilkan akurasi 86,23%. Jika hanya dilihat dari akurasi, kedua model menunjukkan kinerja yang hampir sama. Namun, akurasi kurang memadai untuk *dataset* yang tidak seimbang. *Linear SVM* dipilih sebagai model utama karena *macro F1-score*-nya lebih tinggi, yaitu 61,95%. *Confusion matrix* menunjukkan bahwa model cukup kuat dalam mengenali ulasan positif dan negatif, tetapi masih lemah pada kelas netral. Hal ini tampak dari banyaknya ulasan netral yang bergeser ke kelas negatif dan positif. Temuan ini memperlihatkan bahwa kelas netral pada ulasan aplikasi cenderung ambigu, pendek, dan sering berada di antara keluhan ringan dan saran perbaikan.

Rendahnya kinerja kelas netral memberi informasi penting tentang karakter ulasan. Banyak ulasan netral ditulis sangat pendek, misalnya hanya menyebut berkas, lokasi, atau sertipikat tanpa penilaian yang jelas. Sebagian lainnya berisi harapan atau pertanyaan yang dekat dengan keluhan ringan. Karena itu, kelas netral menjadi ruang yang paling ambigu bagi model. Hasil klasifikasi sebaiknya tidak dibaca terpisah dari analisis aspek layanan dan pembacaan kata kunci.



Gambar 4. *Confusion matrix* model *Linear SVM*
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Confusion matrix Linear SVM menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas positif dan negatif dengan relatif baik. Dari 2.605 ulasan positif pada data uji, sebanyak 2.417 ulasan berhasil diprediksi sebagai positif. Pada kelas negatif, 1.004 dari 1.160 ulasan berhasil diprediksi sebagai negatif. Namun, kelas netral masih menjadi kelas yang paling sulit dikenali. Dari 221 ulasan netral, hanya 16 ulasan yang diprediksi tepat sebagai netral, sedangkan 113 ulasan bergeser ke negatif dan 92 ulasan bergeser ke positif. Pola ini menunjukkan bahwa teks ulasan netral cenderung ambigu dan sering memiliki kemiripan leksikal dengan keluhan ringan

atau apresiasi singkat. Oleh karena itu, hasil klasifikasi perlu dibaca bersama analisis leksikon dan pemetaan aspek layanan.

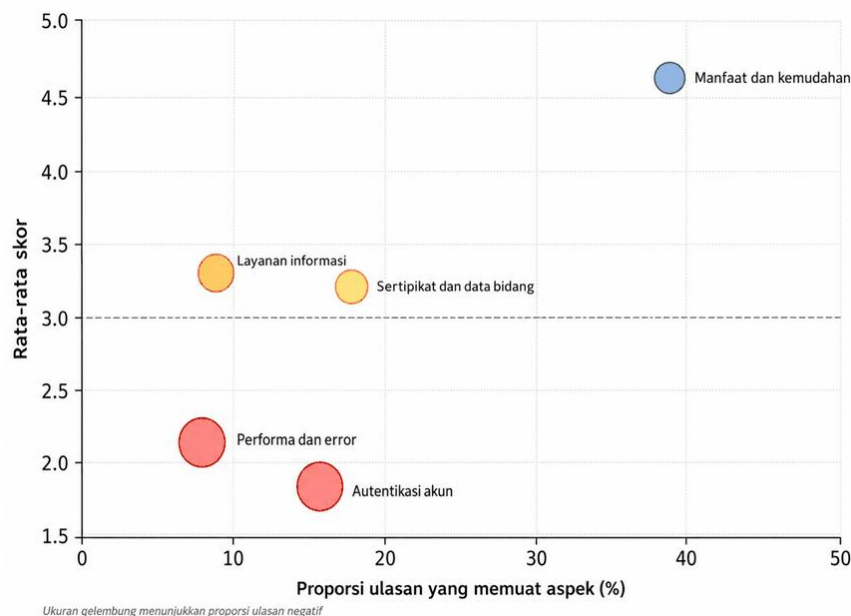
3.3. Pemetaan Aspek Layanan

Aspek manfaat dan kemudahan muncul paling banyak, yaitu pada 7.745 ulasan atau 38,87%, dengan rata-rata skor 4,62 dan proporsi positif 90,92%. Angka ini menunjukkan bahwa pengguna mengakui manfaat aplikasi ketika fitur utama dapat diakses dan informasi yang dicari tampil dengan baik. Sebaliknya, autentikasi akun memiliki rata-rata skor 1,83 dan proporsi negatif 76,98%. Keluhan pada aspek ini berkaitan dengan *login*, email, NIK, OTP, *password*, dan verifikasi akun. Performa dan *error* juga memperoleh skor rendah, yaitu 2,12, dengan proporsi negatif 68,81%.

Tabel 3: Hasil pemetaan aspek ulasan
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Aspek	Jumlah	Persentase	Rata-rata skor	Negatif	Positif
Autentikasi akun	3.076	15,44%	1,83	76,98%	14,40%
Sertipikat dan data bidang	3.334	16,73%	3,24	39,14%	50,81%
Performa dan <i>error</i>	1.834	9,20%	2,12	68,81%	21,10%
Layanan informasi	1.955	9,81%	3,32	37,90%	53,40%
Manfaat dan kemudahan	7.745	38,87%	4,62	6,77%	90,92%

Aspek sertipikat dan data bidang muncul pada 3.334 ulasan atau 16,73%, dengan rata-rata skor 3,24. Proporsi positif masih lebih besar daripada negatif, tetapi jaraknya tidak terlalu lebar. Pola ini memperlihatkan pengalaman yang bercabang. Pengguna merasa terbantu ketika informasi sertipikat, lokasi, atau status berkas dapat ditemukan. Namun, kekecewaan muncul ketika data tidak tampil, posisi bidang tidak sesuai, atau informasi yang diharapkan belum terhubung. Dengan demikian, isu pengalaman pengguna tidak hanya berada pada lapisan aplikasi, tetapi juga pada kesiapan data pertanahan yang menjadi isi layanan.



Gambar 5. Prioritas isu berdasarkan frekuensi dan rata-rata skor
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

3.4. Pola Kata Kunci dan Frasa Dominan

Tabel 4: Kata dan frasa dominan berdasarkan sentimen
[sumber: hasil analisis penulis, 2026]

Sentimen	Kata dominan	Frasa dominan
Negatif	<i>login</i> , daftar, email, verifikasi, <i>update</i> , akun, gagal, <i>error</i>	setelah <i>update</i> , verifikasi akun, gagal terus, cek lokasi, tolong perbaiki
Netral	berkas, bidang, lokasi, sertifikat, cek, kenapa, proses, aplikasi	cek berkas, nomor berkas, lokasi bidang, sertifikat tanah
Positif	membantu, bagus, mantap, mudah, bermanfaat, baik, terima kasih	terima kasih, membantu sekali, bagus membantu, cukup membantu, bagus sekali

Tabel 4 merangkum kata dan *bigram* yang paling sering muncul pada masing-masing kelas sentimen setelah normalisasi, penghapusan *stopword*, dan penyaringan istilah umum. Daftar tersebut tidak digunakan sebagai kategori aspek secara langsung. Kata dan frasa dominan berfungsi sebagai bukti tekstual untuk memeriksa apakah kamus aspek pada Lampiran C sesuai dengan isi ulasan. Kata dan frasa negatif memperlihatkan bahwa banyak keluhan muncul sejak tahap awal penggunaan. Frasa verifikasi akun, gagal terus, setelah *update*, dan tolong perbaiki menunjukkan bahwa gangguan teknis langsung diterjemahkan pengguna sebagai hambatan layanan. Frasa cek lokasi dan lokasi bidang memperluas pembacaan ke isu data spasial. Pengguna tidak hanya menilai apakah aplikasi terbuka, tetapi juga apakah informasi bidang tanah yang tampil sesuai dengan harapan mereka.

Sebaliknya, kata dan frasa positif seperti membantu, mudah, bermanfaat, terima kasih, dan membantu sekali menunjukkan bahwa penerimaan pengguna tetap kuat saat aplikasi menjalankan fungsi dasarnya. Pujian tersebut banyak berkaitan dengan akses informasi yang lebih cepat dan praktis. Dengan kata lain, Sentuh Tanahku memiliki basis penerimaan yang baik. Tantangannya bukan semata-mata memperkenalkan aplikasi, tetapi memastikan pengalaman yang konsisten pada titik akses, pencarian data, dan pembacaan status layanan.

3.5. Pembahasan

Hasil penelitian ini menguatkan pandangan bahwa kualitas aplikasi pemerintah tidak cukup dinilai dari tampilan dan kelengkapan menu. Efisiensi, kualitas informasi, dan pengalaman pengguna memang penting dalam kepuasan aplikasi digital [3]-[8]. Literatur *mobile government* juga menekankan kualitas informasi, keamanan, responsivitas, dan keberlanjutan penggunaan [19]-[22]. Namun, pada aplikasi pertanahan, faktor tersebut bertemu dengan persoalan yang lebih khas, yaitu validitas data yuridis, kecocokan informasi spasial, dan kejelasan status layanan.

Autentikasi akun menjadi prioritas perbaikan karena ia merupakan pintu masuk ke seluruh layanan. Ketika pengguna gagal melewati *login*, OTP, email, NIK, atau verifikasi identitas, manfaat aplikasi tidak pernah sempat dirasakan. Perbaikan tidak cukup dilakukan pada sisi tampilan. Alur registrasi perlu disederhanakan, pesan kesalahan perlu dibuat lebih jelas, dan pemulihan akun harus mudah dipahami pengguna. Pengujian regresi setelah pembaruan versi juga penting karena sebagian keluhan muncul setelah *update* aplikasi.

Isu sertipikat dan data bidang perlu dibaca sebagai isu layanan pertanahan, bukan hanya isu perangkat lunak. Pengguna sering menilai aplikasi dari ketersediaan data yang mereka cari. Ketika sertipikat tidak muncul, bidang belum terpetakan, atau lokasi bidang tidak sesuai, penilaian negatif dapat muncul meskipun aplikasi secara teknis dapat dibuka. Hal ini menunjukkan bahwa pengembangan Sentuh Tanahku perlu berjalan bersama peningkatan kualitas data yuridis dan spasial di sistem pertanahan.

Dari sisi metode, integrasi analitis leksikon dan *machine learning* menghasilkan dua lapisan bukti yang saling melengkapi. Leksikon menjelaskan kata dan frasa yang membentuk polaritas, sedangkan *machine learning* menguji konsistensi klasifikasi pada data berskala besar. Hasil keduanya tidak dilebur menjadi satu skor, tetapi disintesis melalui pemetaan aspek layanan untuk menautkan sentimen dengan sumber pengalaman pengguna. Dengan cara ini, perbedaan distribusi antarmetode menjadi informasi metodologis, bukan sekadar hasil perbandingan. Kinerja kelas netral yang rendah menunjukkan perlunya anotasi manual pada sebagian data, perluasan kamus aspek pertanahan, dan pengujian model bahasa Indonesia yang lebih maju. Analisis ulasan selanjutnya dapat dikembangkan dari klasifikasi sentimen menjadi instrumen pemantauan kualitas layanan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis 19.927 ulasan pengguna aplikasi Sentuh Tanahku melalui integrasi analitis pendekatan leksikon, *machine learning*, dan pemetaan aspek layanan. Integrasi dilakukan pada tahap interpretasi dengan memanfaatkan leksikon untuk menjelaskan pembentuk polaritas, Linear SVM untuk membaca pola klasifikasi berskala besar, dan pemetaan aspek untuk mengidentifikasi sumber pengalaman pengguna. Hasil penelitian memperlihatkan pola penilaian yang terbelah. Rata-rata skor berada pada 3,70 dari 5, dengan dominasi skor 5, tetapi proporsi skor 1 masih cukup tinggi. Analisis leksikon mengidentifikasi 9.605 ulasan positif, 6.537 ulasan negatif, dan 3.785 ulasan netral. Linear SVM memberikan kinerja paling seimbang berdasarkan *macro F1-score* sebesar 61,95%, walaupun kelas netral masih sulit diklasifikasikan secara tepat.

Secara substantif, pengguna menilai Sentuh Tanahku bermanfaat ketika aplikasi dapat membuka akses informasi pertanahan secara cepat dan mudah. Keluhan utama muncul pada autentikasi akun, performa aplikasi, serta keterhubungan sertipikat dan data bidang. Karena itu, perbaikan perlu diarahkan pada penyederhanaan proses registrasi dan *login*, peningkatan stabilitas setelah pembaruan, penguatan integrasi data pertanahan, dan pengembangan pemantauan ulasan pengguna berbasis aspek layanan. Penelitian ini memiliki keterbatasan karena data masih memiliki potensi duplikasi berdasarkan kesamaan isi ulasan, sedangkan label *machine learning* dibangun dari skor pengguna dan belum divalidasi melalui anotasi sentimen manual. Penelitian berikutnya perlu menggunakan data yang lebih lengkap, anotasi ahli, dan model bahasa Indonesia yang lebih maju agar klasifikasi sentimen dan analisis aspek layanan menjadi lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional, "Sentuh Tanahku," 2026. [Online]. Available: <https://www.atrbpn.go.id/sentuh-tanahku>. Accessed: May 11, 2026.
- [2] Google Play, "Sentuh Tanahku," 2026. [Online]. Available: <https://play.google.com/store/apps/details?id=id.go.bpn.sentuh>. Accessed: May 13, 2026.
- [3] W. Winarto, I. Alwiah Musdar, and H. Hasniati, "Sentiment analysis of 2024 presidential candidate using the Support Vector Machine algorithm on Twitter," KHARISMA Tech, vol. 19, no. 1, pp. 86-98, 2024. doi: [10.55645/kharismatech.v19i1.464](https://doi.org/10.55645/kharismatech.v19i1.464).
- [4] K. E. Hadiputra, B. Zaman, and S. Bahri, "Analysis of service quality of Beli.in application using the PIECES framework method," KHARISMA Tech, vol. 19, no. 2, pp. 58-71, 2024, doi: [10.55645/kharismatech.v19i2.474](https://doi.org/10.55645/kharismatech.v19i2.474).
- [5] F. A. Tejokusuma, H. Angriani, and Afifah, "Analisis tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi TIERRA menggunakan metode PIECES Framework," KHARISMA Tech, vol. 17, no. 2, pp. 157-171, 2022, doi: [10.55645/kharismatech.v17i2.312](https://doi.org/10.55645/kharismatech.v17i2.312).
- [6] C. V. Wu, Hasniati, and I. Alwiah Musdar, "Implementation of User Centered Design approach in User Interface design and User Experience website worker's," KHARISMA Tech, vol. 17, no. 2, pp. 71-84, 2022, doi: [10.55645/kharismatech.v17i2.246](https://doi.org/10.55645/kharismatech.v17i2.246).
- [7] C. Crystanto, A. Munir S., and H. Surasa, "Analisis kepuasan pengguna aplikasi MyTelkomsel menggunakan PIECES Framework," KHARISMA Tech, vol. 19, no. 1, pp. 26-38, 2024, doi: [10.55645/kharismatech.v19i1.453](https://doi.org/10.55645/kharismatech.v19i1.453).
- [8] C. Sentosa, Sudirman, and Afifah, "Analisis kepuasan pengguna terhadap website Kharisma Classroom menggunakan metode PIECES," KHARISMA Tech, vol. 19, no. 2, pp. 98-112, 2024, doi: [10.55645/kharismatech.v19i2.409](https://doi.org/10.55645/kharismatech.v19i2.409).
- [9] B. Pang, L. Lee, and S. Vaithyanathan, "Thumbs up? Sentiment classification using *machine learning* techniques," in Proc. EMNLP, 2002, pp. 79-86.
- [10] B. Liu, Sentiment Analysis and Opinion Mining. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [11] M. Thelwall, K. Buckley, and G. Paltoglou, "Sentiment strength detection for the social web," J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol., vol. 63, no. 1, pp. 163-173, 2012, doi: [10.1002/asi.21662](https://doi.org/10.1002/asi.21662).
- [12] A. Tripathy, A. Agrawal, and S. K. Rath, "Classification of sentiment reviews using n-gram *machine learning* approach," Expert Syst. Appl., vol. 57, pp. 117-126, 2016, doi: [10.1016/j.eswa.2016.03.028](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.03.028).
- [13] J. Devlin, M. W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," in Proc. NAACL-HLT, 2019, pp. 4171-4186.
- [14] B. Willie dkk., "IndoNLU: Benchmark and resources for evaluating Indonesian natural language understanding," in Proc. AACL-IJCNLP, 2020, pp. 843-857.
- [15] F. Koto, A. Rahimi, J. H. Lau, and T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A benchmark *dataset* and pre-trained language model for Indonesian NLP," in Proc. COLING, 2020, pp. 757-770.
- [16] U. Khaira, R. Johanda, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, "Sentiment Analysis of

- Cyberbullying on Twitter Using SentiStrength,” Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining, vol. 3, no. 1, pp. 21-27, 2020.
- [17] H. Jayadianti, W. Kaswidjanti, A. T. Utomo, S. Saifullah, F. R. Arifin, and K. Kusriani, “Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN,” ILKOM Jurnal Ilmiah, vol. 14, no. 3, pp. 348-354, 2022, doi: 10.33096/ilkom.v14i3.1505.348-354.
- [18] F. Pedregosa dkk., “Scikit-learn: Machine learning in Python,” J. Mach. Learn. Res., vol. 12, pp. 2825-2830, 2011.
- [19] M. A. Shareef, Y. K. Dwivedi, N. P. Rana, and R. Raman, “SQ mGov: A comprehensive service-quality paradigm for *mobile government*,” Information Systems Management, vol. 31, no. 2, pp. 126-142, 2014, doi: 10.1080/10580530.2014.890432.
- [20] A. J. Desmal, “Exploring the information quality of *mobile government* services,” PeerJ Computer Science, vol. 8, e1028, 2022, doi: 10.7717/peerj-cs.1028.
- [21] Z. Mao, Q. Zou, T. Bu, Y. Dong, and R. Yan, “Understanding the role of service quality of government APPs in continuance intention: An expectation-confirmation perspective,” SAGE Open, vol. 13, no. 4, 2023, doi: 10.1177/21582440231201218.
- [22] N. Xu and W. Zhang, “User satisfaction with Chinese government apps: Topic mining and sentiment analysis of user reviews,” Lex Localis - Journal of Local Self-Government, pp. 95-124, 2025, doi: 10.52152/23.3.95-124(2025).
- [23] T. Liu, C. Wang, K. Huang, P. Liang, B. Zhang, M. Daneva, and M. van Sinderen, “ROSEMATCHER: Identifying the impact of user reviews on app *updates*,” Information and Software Technology, vol. 161, 107261, 2023, doi: 10.1016/j.infsof.2023.107261.
- [24] D. Pagano and W. Maalej, “User feedback in the app store: An empirical study,” in Proc. 21st IEEE International Requirements Engineering Conference, 2013, pp. 125-134, doi: 10.1109/RE.2013.6636712.
- [25] E. Guzman and W. Maalej, “How do users like this feature? A fine grained sentiment analysis of app reviews,” in Proc. 22nd IEEE International Requirements Engineering Conference, 2014, pp. 153-162, doi: 10.1109/RE.2014.6912257.
- [26] I. Williamson, S. Enemark, J. Wallace, and A. Rajabifard, Land Administration for Sustainable Development. Redlands, CA: ESRI Press Academic, 2010.
- [27] S. Enemark, R. McLaren, and C. Lemmen, Fit-for-Purpose Land Administration: Guiding Principles for Country Implementation. Nairobi: UN-Habitat/GLTN, 2016.
- [28] Z. Zeng, S. Li, J. W. Lian, J. Li, T. Chen, and Y. Li, “Switching behavior in the adoption of a land information system in China: A perspective of the push-pull-mooring framework,” Land Use Policy, vol. 109, 105629, 2021, doi: 10.1016/j.landusepol.2021.105629.

Lampiran A. Leksikon sentimen dan aturan pra-pemrosesan

Lampiran ini merangkum dasar operasional analisis leksikon dan pembersihan teks. Daftar kata disusun sebagai kamus kerja awal. Daftar ini perlu dipahami sebagai instrumen terbuka karena kosakata ulasan aplikasi dapat berubah mengikuti pembaruan fitur, perubahan perilaku pengguna, dan istilah yang muncul dalam layanan pertanahan.

Komponen	Isi ringkas	Fungsi analitis
Leksikon positif	bagus, membantu, mudah, bermanfaat, mantap, cepat, praktis, puas, lancar, responsif, akurat, keren, memuaskan, informatif	Menangkap pujian terhadap fungsi, kemudahan, dan manfaat aplikasi.
Leksikon negatif	error, gagal, susah, lambat, lemot, tidak bisa, tidak muncul, salah, kecewa, bug, ribet, macet, blank, keluar sendiri, bermasalah	Menangkap keluhan teknis, kegagalan akses, dan pengalaman buruk pengguna.

Frasa positif <i>domain</i>	sangat membantu, membantu sekali, cukup membantu, bagus sekali, mudah digunakan, informasi jelas, terima kasih	Mendeteksi kepuasan yang lazim muncul pada ulasan singkat.
Frasa negatif <i>domain</i>	gagal <i>login</i> , gagal verifikasi, sertipikat tidak muncul, data tidak sesuai, lokasi tidak sesuai, tidak bisa daftar, setelah <i>update error</i> , otp tidak masuk	Mendeteksi keluhan utama pada autentikasi, data bidang, dan stabilitas aplikasi.
Normalisasi kata	tdk/tak/gk/ga/nggak -> tidak; apk/apk nya -> aplikasi; sertifikat/sertipikat -> sertipikat; <i>login/log in</i> -> <i>login</i> ; email/e-mail -> email	Mengurangi variasi penulisan agar kata dengan makna sama tidak diperlakukan sebagai fitur berbeda.
Pra-pemrosesan	lowercasing, penghapusan URL, penghapusan tanda baca, penghapusan emoji yang tidak informatif, tokenisasi, <i>stopword removal</i> , pembentukan unigram dan bigram	Menyiapkan teks untuk analisis leksikon dan representasi TF-IDF.

Lampiran B. Parameter model dan hasil evaluasi

Lampiran ini menjelaskan konfigurasi analisis agar proses dapat direplikasi pada data ulasan yang sama atau pada data ulasan periode berikutnya. Parameter disajikan ringkas untuk menunjukkan keputusan teknis yang memengaruhi hasil klasifikasi.

Tabel Lampiran B1: Parameter utama analisis *machine learning*

Parameter	Keterangan
Sumber data	Ulasan Google Play aplikasi Sentuh Tanahku yang tersedia pada file spreadsheet.
Jumlah data terbaca	19.927 ulasan valid dengan kolom <i>userName</i> , <i>score</i> , <i>at</i> , dan <i>content</i> .
Catatan kualitas data	Terdapat potensi duplikasi ulasan berdasarkan kesamaan isi ulasan atau kombinasi nama pengguna, skor, dan isi ulasan. Tidak ditemukan duplikasi persis berdasarkan kombinasi nama pengguna, skor, tanggal, dan isi ulasan. Potensi ini dicatat sebagai keterbatasan analisis.
Label berbasis skor	Skor 1-2 = negatif; skor 3 = netral; skor 4-5 = positif.
Representasi fitur	TF-IDF dengan unigram dan bigram.
Pembagian data	80% data latih dan 20% data uji dengan stratifikasi kelas.
Algoritma uji	<i>Multinomial Naive Bayes</i> dan <i>Linear Support Vector Machine</i> .
Metrik evaluasi	Accuracy, precision, recall, <i>F1-score</i> , dan macro <i>F1-score</i> . Macro <i>F1-score</i> dipakai sebagai indikator utama karena distribusi kelas tidak seimbang.

Tabel Lampiran B2: Ringkasan evaluasi model klasifikasi

Model	Akurasi	Macro <i>F1-score</i>	Interpretasi
Multinomial Naive Bayes	86,33%	57,99%	Akurasi tinggi, tetapi kurang seimbang untuk kelas netral.
Linear SVM	86,23%	61,95%	Dipilih sebagai model terbaik karena macro <i>F1-score</i> lebih tinggi.

Lampiran C. Kamus aspek layanan

Pemetaan aspek digunakan untuk menghubungkan sentimen dengan sumber pengalaman pengguna. Setiap ulasan dapat memuat lebih dari satu aspek karena pengguna sering mencampur keluhan teknis, komentar data, dan penilaian manfaat dalam satu teks pendek.

Aspek	Kata kunci	Makna operasional
Autentikasi akun	<i>login</i> , daftar, registrasi, akun, email, password, otp, nik, verifikasi, wajah, validasi	Keluhan akses awal, verifikasi identitas, dan pemulihan akun.
Sertipikat dan data bidang	sertipikat, sertifikat, bidang, tanah, lokasi, peta, plot, nomor berkas, hak milik, berkas, data	Isu keterhubungan data yuridis, data spasial, dan status layanan.
Performa dan <i>error</i>	<i>error</i> , bug, force close, lambat, lemot, macet, blank, crash, <i>update</i> , gagal, loading	Stabilitas aplikasi, performa, dan dampak pembaruan versi.
Layanan informasi	informasi, biaya, layanan, kantor, pengumuman, berkas, proses, antrian, cek, status	Kecukupan informasi dan keterbacaan status layanan.
Manfaat dan kemudahan	membantu, mudah, praktis, bermanfaat, bagus, mantap, cepat, puas, informatif, terima kasih	Penerimaan pengguna saat fungsi utama berjalan baik.

Lampiran D. Potongan kode inti untuk scraping

Untuk melakukan pengumpulan data dengan teknik web scraping dan penyimpanan hasilnya dalam format xls atau csv digunakan kode berikut:

```
# Instalasi paket:
# pip install google-play-scraper pandas openpyxl
from google_play_scraper import reviews, Sort
import pandas as pd
import time
all_reviews = []
token = None
target = 47000
while len(all_reviews) < target:
    batch, token = reviews(
        "id.go.bpn.sentuh",
```

```

        lang="id",
        country="id",
        sort=Sort.NEWEST,
        count=200,
        continuation_token=token)
    if not batch:
        break
    all_reviews.extend(batch)
    print(f"Terkumpul: {len(all_reviews)} ulasan")
    if token is None:
        break
    time.sleep(1)
df = pd.DataFrame(all_reviews)
kolom = ["userName", "content", "score", "at", "thumbsUpCount", "replyContent"]
df = df.reindex(columns=kolom)
df.to_csv("ulasan_sentuhtanahku.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")
df.to_excel("ulasan_sentuhtanahku.xlsx", index=False)

```

Lampiran E. Potongan kode inti untuk replikasi

Analisis leksikon dan pemetaan aspek layanan menggunakan kamus kerja pada Lampiran A dan Lampiran C. Karena itu, potongan kode pada Lampiran E difokuskan pada alur klasifikasi berbasis skor, pembentukan fitur TF-IDF, pelatihan model, dan evaluasi performa.

```

import pandas as pd
import re
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score, confusion_matrix, classification_report
df = pd.read_excel("ulasan_sentuhtanahku.xlsx")
# Menyesuaikan nama kolom jika memakai hasil scraping yang sudah diganti nama kolomnya
rename_map = {
    "Pengguna": "userName",
    "Ulasan": "content",
    "Rating": "score",
    "Tanggal": "at"
}
df = df.rename(columns=rename_map)
df = df.dropna(subset=["score", "content"]).copy()
df["score"] = pd.to_numeric(df["score"], errors="coerce")
df = df.dropna(subset=["score"])
def clean_text(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub(r"http\S+|www\S+", " ", text)
    text = re.sub(r"^[a-zA-Z0-9\s]", " ", text)
    normalisasi = {
        "tdk": "tidak",
        "gk": "tidak",
        "ga": "tidak",
        "nggak": "tidak",
        "apk": "aplikasi",
        "sertifikat": "sertipikat",
        "e mail": "email"
    }
    for k, v in normalisasi.items():
        text = re.sub(r"\b" + k + r"\b", v, text)
    return re.sub(r"\s+", " ", text).strip()
def label_score(score):

```

```
        if score <= 2:
            return "Negatif"
        if score == 3:
            return "Netral"
        return "Positif"
df["clean"] = df["content"].apply(clean_text)
df["label"] = df["score"].apply(label_score)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    df["clean"],
    df["label"],
    test_size=0.20,
    random_state=42,
    stratify=df["label"])
vectorizer = TfidfVectorizer(
    ngram_range=(1, 2),
    min_df=2,
    max_features=20000)
X_train_vec = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test_vec = vectorizer.transform(X_test)
models = {
    "Multinomial Naive Bayes": MultinomialNB(),
    "Linear SVM": LinearSVC(C=1.0, random_state=42)
}
for name, model in models.items():
    model.fit(X_train_vec, y_train)
    pred = model.predict(X_test_vec)
    print("\n", name)
    print("Accuracy:", accuracy_score(y_test, pred))
    print("Macro F1:", f1_score(y_test, pred, average="macro"))
    print(confusion_matrix(y_test, pred, labels=["Negatif", "Netral", "Positif"]))
    print(classification_report(y_test, pred))
```