

Monitoring The Quality of *Getcontact* Reviews Using Integration Sentiment Analysis and Statistical Process Control

Maria Kristina Lusia Geong, Hani Brilianti Rochmanto, Fenny Fitriani * dan Gangga

Anuraga

Program Studi Statistika, Universitas PGRI Adi Buana, Surabaya, Indonesia

*Corresponding author: fenny_f@unipasby.ac.id

Submitted : 07 Mei 2026

Revised : 18 Agustus 2026

Accepted : 28 Agustus 2026

ABSTRACT

The protection of digital communications becomes important as cybercrime rises. Getcontact, a digital communication app that offers services ranging from caller identification to spam detection, has garnered a range of opinions on Google Play Store, which serve as a basis for evaluating service quality. This study aims to monitor Getcontact's service quality through integration of sentiment analysis and control charts based on reviews. The research data consists of reviews obtained through web scraping during the period from January 1, 2023, to September 30, 2025. The data was classified using SVM and then analyzed using p-control charts and Laney p-control charts. The results show that the negative category dominates the reviews data. SVM achieved excellent performance with accuracy 98%, precision 98%, specificity 98%, sensitivity 97%, and F1-score 97%. Control charts indicate that the process is not yet fully under control, with the Laney p chart being more representative. Pareto chart shows that complaints are dominated by issues in number identification accuracy. It is concluded that Getcontact's service quality still needs improvement. Integration of sentiment analysis and control charts is effective for continuous quality monitoring, with the Laney p chart being more suitable.

Keywords: *Getcontact, Laney p Control Chart, Overdispersion, p Control Chart, Support Vector Machine*



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Getcontact merupakan aplikasi yang berperan dalam meningkatkan keamanan komunikasi melalui layanan identifikasi penelpon dan deteksi spam yang sering menimbulkan keresahan bagi pengguna perangkat seluler (Aulia dkk., 2025). Aplikasi ini memiliki lebih dari 4 juta ulasan di *Google Play Store*, serta menempati peringkat pertama dalam aplikasi komunikasi terlaris yang menunjukkan bahwa banyak yang menggunakan aplikasi ini (Google Play Store, 2025). Banyaknya penggunaan aplikasi menunjukkan bahwa layanan *Getcontact* banyak dimanfaatkan oleh pengguna dalam mendukung keamanan komunikasi, sehingga kualitas layanannya perlu terus dimonitoring agar tetap memenuhi kebutuhan dan kepercayaan pengguna. Salah satu sumber informasi yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kualitas layanan tersebut adalah ulasan pengguna yang memuat pengalaman, kepuasan, maupun ketidakpuasan selama menggunakan aplikasi (Ihsan dkk., 2025). Jumlah ulasan yang sangat besar dan berbentuk data teks menyebabkan proses analisis secara manual memakan waktu yang sangat lama dan tidak efektif. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan *text mining*, khususnya analisis sentimen untuk mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna secara efisien (Lubis dkk., 2023).

Salah satu metode analisis sentimen adalah *Support Vector Machine* (SVM) yaitu metode *supervised learning* yang membentuk *hyperplane* sebagai batas pemisah optimal antarkelas. SVM merepresentasikan dokumen sebagai vektor fitur dan mencari *hyperplane* dengan margin maksimum untuk memisahkan dokumen dari kelas yang berbeda sehingga mampu menghasilkan klasifikasi yang akurat (Hermanto dkk., 2022). SVM banyak diterapkan pada klasifikasi teks karena memiliki performa klasifikasi dan kemampuan generalisasi yang baik, sehingga mampu memberikan prediksi yang akurat pada data yang belum pernah diamati (Li & Li, 2025). Pada klasifikasi *multiclass*, SVM menggunakan pendekatan *One Versus Rest* dan *One Versus One* (Sun dkk., 2021). SVM umumnya memiliki tingkat

akurasi lebih tinggi dibandingkan metode lainnya, sebagaimana pada penelitian oleh Cahyani dan Abdillah (2024) tentang perbandingan kinerja SVM, *Naïve Bayes*, dan *Random Forest* yang menunjukkan bahwa SVM memiliki performa terbaik dengan akurasi 87%. Selanjutnya, Shofiya dan Abidi (2021) menerapkan SVM untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap *social distancing* Covid-19 dan memperoleh akurasi sebesar 87% dengan kategori ulasan terbanyak adalah netral. Penelitian yang dilakukan oleh Aulia dkk. (2025) tentang sentimen *Getcontact* menggunakan SVM juga menunjukkan akurasi tinggi, yaitu 95,50% dengan kategori ulasan terbanyak adalah negatif. Hal ini menunjukkan bahwa SVM dapat digunakan untuk mengidentifikasi sentimen pengguna secara akurat.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian analisis sentimen hanya berfokus pada klasifikasi sentimen sehingga hanya menghasilkan informasi kecenderungan opini pengguna (Han dkk., 2020; Leandro & Fianty, 2025; Rahardi dkk., 2022; Hokijulandy dkk., 2023; Sabir dkk., 2024). Pada sisi lain, aplikasi *Getcontact* terus mengalami pembaharuan dan pengembangan fitur, sistem, serta kebijakan yang memengaruhi persepsi dan pengalaman pengguna. Maka, hasil analisis sentimen perlu dikembangkan menjadi informasi yang mampu memantau kestabilan kualitas layanan secara berkelanjutan. *Statistical Process Control* (SPC) merupakan metode pengendalian kualitas yang digunakan untuk membedakan variasi alami dan variasi yang menunjukkan ketidakstabilan, sehingga tindakan perbaikan dapat dilakukan secara tepat dan terarah. SPC menerapkan konsep “seven tools” yang merupakan tujuh instrumen yang menjadi instrumen pendukung pengendalian kualitas, salah satunya adalah diagram kendali (Montgomery, 2012). Diagram kendali atribut digunakan untuk memantau kestabilan kualitas layanan pada data kategorik berdasarkan proporsi sentimen pengguna. Diagram kendali atribut yang digunakan adalah diagram kendali p untuk pengendalian proporsi ketidaksesuaian pada setiap pengamatan. Namun, untuk sampel besar dan bervariasi, diagram kendali p memiliki keterbatasan yang mungkin menyebabkan overdispersi yang kemudian menimbulkan indikasi palsu (*false indication*) karena hanya mempertimbangkan variasi dalam subgroup (Chen dkk., 2023).

Oleh karena itu, David B. Laney mengembangkan diagram kendali *Laney p* sebagai peningkatan dari diagram kendali p (Ghifari, 2018). Metode ini memperkenalkan faktor koreksi pada simpangan baku untuk mengakomodasikan variasi antarsubgrup yang tidak dapat dijelaskan hanya oleh asumsi binomial (Goedhart & Woodall, 2022). Batas kendali diagram kendali *Laney p* lebih lebar daripada diagram kendali p , sehingga hanya penyimpangan yang benar-benar signifikan yang teridentifikasi di luar kendali (Chen dkk., 2023). Maka, pada data dengan ukuran sampel besar, diagram kendali *Laney p* lebih mampu dalam pemantauan kualitas karena diagram kendali p menjadi terlalu sensitif dan menghasilkan pengamatan di luar batas kendali yang tidak merepresentasikan kondisi aktual (Ahsan dkk., 2017).

Penelitian oleh Firmansyah dan Ahsan (2023) menerapkan diagram kendali p pada aplikasi MyPertamina dengan 141.477 data menunjukkan bahwa sejumlah pengamatan berada di luar batas kendali. Sementara itu, Arafah (2022) menerapkan diagram kendali *Laney p* pada kasus Covid-19 dan menunjukkan mayoritas pengamatan berada dalam batas kendali setelah dilakukan penyesuaian varians. Selain itu, penelitian oleh Apsari dkk. (2023) yang membandingkan diagram kendali p dan *Laney p* dalam pemantauan kualitas aplikasi PeduliLindungi berdasarkan hasil klasifikasi *Naïve Bayes* dengan 313.367 data menunjukkan diagram kendali *Laney p* lebih baik karena mampu menyesuaikan batas kendali terhadap variasi data yang besar dan tidak homogen. Secara keseluruhan, penelitian terdahulu menunjukkan bahwa diagram kendali p cenderung lebih sensitif terhadap data berukuran besar dan subgroup yang bervariasi, sedangkan diagram kendali *Laney p* lebih mampu menangani kondisi tersebut karena dapat mengakomodasikan variasi antarsubgrup. Namun, penelitian terdahulu masih menggunakan metode *Naïve Bayes* dalam klasifikasi sentimen sehingga masih kurang optimal untuk data yang kompleks serta belum memanfaatkan hasil analisis sentimen untuk monitoring kualitas layanan secara berkelanjutan melalui diagram kendali statistik.

Berdasarkan uraian permasalahan yang dikemukakan, kajian ini bertujuan melakukan monitoring kualitas layanan *Getcontact* menggunakan data ulasan pengguna dengan integrasi analisis sentimen menggunakan SVM dan diagram kendali statistik, yaitu diagram kendali p dan *Laney p*. SVM dipilih karena efektif menangani data yang kompleks, serta menggunakan *stratified k-fold cross-validation* untuk hasil klasifikasi yang lebih reliabel. Selanjutnya, diagram kendali p dan *Laney p* diterapkan untuk mengevaluasi proporsi ketidaksesuaian ulasan yang kemudian membandingkan hasil pemantauan kualitas pada kedua diagram kendali tersebut, khususnya terhadap pengamatan yang berada di luar batas kendali statistik. Diagram kendali *Laney p* cocok digunakan ketika data memiliki ukuran sampel yang besar ataupun subgroup yang bervariasi yang dapat menunjukkan adanya overdispersi. Kajian ini diharapkan memberikan gambaran kestabilan kualitas aplikasi *Getcontact* serta menjadi dasar perbaikan layanan secara berkelanjutan.

II. METODE PENELITIAN

A. Data Penelitian

Kajian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data sekunder, yaitu ulasan pengguna *Getcontact* dari *Google Play Store* menggunakan *web scraping*. Dataset yang digunakan disajikan pada Tabel 1. Berdasarkan Tabel 1, jumlah data ulasan pada penelitian ini adalah 171.310 data yang selanjutnya akan dilakukan *preprocessing* dan diklasifikasikan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) ke dalam tiga kelas, yaitu negatif, netral, dan positif. Pada diagram kendali p dan *Laney p*, ulasan pengguna dibagi dalam dua fase pengamatan, yaitu fase I pada 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2023 dan fase II pada 1 Januari 2024 hingga 30 September 2025.

Tabel 1. Dataset penelitian

No	Ulasan
1	sangat membantu
2	aplikasi rusak, bukannya dibenerin apa yang dikeluhin para user malah kaga digubris, stuck di kode opt yang kaga masuk masuk karna penulisan nomer telpon sudah bener pas mau verif malah nomernya salah
3	sangat membantu
...	...
171.309	Kok Tidak bisa login iyaa
171.310	Mantap

B. Teknik Analisis Data

Kajian ini dilaksanakan melalui prosedur sebagai berikut.

1. Scraping Data

Mengumpulkan data ulasan pengguna aplikasi *Getcontact* pada *website Google Play Store* melalui *web scraping*.

2. Preprocessing Data

Pada tahap ini, *preprocessing data* dilakukan dengan tahapan meliputi *duplicate removal*, *cleaning data*, *case folding*, *tokenizing*, *normalizing*, *stopwords removal*, *stemming*, dan *handling missing value*.

3. Klasifikasi Sentimen

a. Pelabelan Kelas Sentimen

Pelabelan kelas sentimen dilakukan menggunakan *Indonesian Sentiment Lexicon (InSet Lexicon)*. Proses pelabelan dilakukan dengan memberikan bobot sentimen sesuai nilai yang ditetapkan, kemudian menghitung *polarity score* dengan menjumlahkan bobot sentimen dari kata-kata dalam teks (Sayekti, 2023). Apabila *polarity score* > 0 dikategorikan positif, apabila *polarity score* = 0 dikategorikan netral, dan apabila *polarity score* < 0 dikategorikan negatif (Musfiroh dkk., 2021).

b. Splitting Data

Data hasil pelabelan selanjutnya dipisahkan menjadi dua, yaitu data pelatihan (*train*) dan data pengujian (*test*). Pemisahan ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi menggunakan data *train* serta mengevaluasi kinerja model menggunakan data *test*.

c. TF-IDF

Proses ekstraksi fitur pada data teks dilakukan dengan TF-IDF untuk menentukan bobot masing-masing fitur kata berdasarkan persamaan berikut (Siregar dkk., 2017):

$$TF_{ij} = \text{Frekuensi fitur kata ke } i \text{ pada ulasan ke } j \quad (1)$$

$$IDF_i = \log \frac{D}{Df_i} \quad (2)$$

Maka, bobot TF-IDF untuk kata ke- i dan ulasan ke- j diperoleh dari:

$$W_{ij} = TF_{ij} \times IDF_i \quad (3)$$

Keterangan:

- TF_{ij} : Bobot frekuensi fitur kata ke- i pada ulasan ke- j
- IDF_i : Tingkat kekhasan fitur kata ke- i pada seluruh ulasan
- D : Jumlah seluruh ulasan
- Df_i : Jumlah ulasan yang mengandung fitur kata ke- i
- W_{ij} : Bobot TF-IDF fitur kata ke- i pada ulasan ke- j

d. Klasifikasi SVM

Klasifikasi sentimen ulasan dilakukan menggunakan SVM *linear* dengan pendekatan *One Versus Rest* yang membangun sebanyak u *classifier*, di mana u merupakan jumlah kelas pada dataset. Misalnya, untuk kelas ke- r , seluruh data dengan label r diberi label $+1$, sedangkan seluruh data dari kelas lain diberi label -1 . Untuk kelas ke- r , persamaan *one versus rest* adalah sebagai berikut (Don & Prasanna, 2018).

$$\min \frac{1}{2} (w^r)^T w^r + C \sum_{j=1}^l \xi_j^r \quad (4)$$

dengan,

$$(w^r)^T \phi(x_j) + b^r \geq 1 - \xi_j^r; \text{ jika } y_j = r, \\ (w^r)^T \phi(x_j) + b^r \leq -1 + \xi_j^r; \text{ jika } y_j \neq r,$$

di mana,

$$\xi_j^r \geq 0 \text{ dan } j = 1, \dots, l$$

Keterangan:

- w^r : vektor bobot untuk *classifier* kelas ke- r
- C : parameter regulasi
- ξ_j^r : variabel *slack* pada ulasan ke- j untuk *classifier* kelas ke- r
- x_j : vektor fitur ulasan ke- j
- b^r : bias atau intercept untuk *classifier* kelas ke- r
- y_j : label kelas sebenarnya untuk ulasan ke- j

Pada penelitian ini dilakukan *tuning* untuk memperoleh nilai parameter C optimal sehingga meningkatkan kinerja model SVM. Proses ini menggunakan *GridSearchCV* yang mengevaluasi seluruh kombinasi parameter yang telah ditentukan untuk memilih konfigurasi dengan kinerja terbaik sebagai model klasifikasi optimal (Elgeldawi dkk., 2021). Setiap kombinasi dievaluasi melalui *stratified k-fold cross validation* yang mempertahankan proporsi setiap kelas pada setiap *fold* sesuai distribusi kelas keseluruhan sehingga menghasilkan evaluasi kinerja model yang stabil dan andal (Szeghalmy & Fazekas, 2023). Proses tersebut menggunakan data *train*, yaitu sekumpulan data yang digunakan membangun dan melatih model klasifikasi. Data *train* berasal dari hasil *splitting* yang dimanfaatkan untuk memperoleh nilai parameter C optimal serta membangun model SVM menggunakan parameter terbaik. Model terbaik selanjutnya digunakan untuk memprediksi data *testing*, yaitu data hasil *splitting* yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Hasil prediksi tersebut kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix*.

e. Confusion Matrix

Confusion matrix menyajikan informasi mengenai jumlah prediksi yang benar maupun salah untuk setiap kelas, sehingga memberikan gambaran mengenai kemampuan model dalam membedakan kategori data. Berikut merupakan bentuk *confusion matrix* untuk tiga kelas (Nurfaizah dkk., 2025).

Tabel 2. *Confusion matrix*

Actual Class	Prediction Class		
	Class 1	Class 2	Class 3
Class 1	N_{11}	N_{12}	N_{13}
Class 2	N_{21}	N_{22}	N_{23}
Class 3	N_{31}	N_{32}	N_{33}

Perhitungan elemen dalam *confusion matrix*:

$$TP \text{ (True Positive)} = N_{11}, N_{22}, N_{33} \quad (5)$$

$$FP \text{ (False Positive)} = (N_{21} + N_{31}), (N_{12} + N_{32}), (N_{13} + N_{23}) \quad (6)$$

$$FN \text{ (False Negative)} = (N_{12} + N_{13}), (N_{21} + N_{23}), (N_{31} + N_{32}) \quad (7)$$

$$TN \text{ (True Negative)} = N_{total} - (TP + FP + FN) \quad (8)$$

Maka, berbagai ukuran evaluasi bisa dihitung sebagai berikut (Ginasputri dkk., 2025):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (9)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

$$Sensitivity (recall) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$F_1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (13)$$

Hasil klasifikasi SVM dianalisis lebih lanjut menggunakan diagram kendali p dan *Laney p*. Penentuan kondisi *Out of Control* (OOC) pada diagram kendali hanya didasarkan pada aturan pertama *Western Electric*, yaitu terdapat satu pengamatan yang berada di luar batas kendali tiga sigma.

f. Diagram Pareto

Diagram pareto digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memberikan kontribusi terbesar terhadap suatu permasalahan. Pada diagram ini, kategori dengan frekuensi tertinggi ditempatkan pada posisi yang paling kiri, diikuti dengan kategori lain hingga kategori dengan frekuensi paling rendah yang terletak di kanan (Montgomery, 2012). Diagram pareto diterapkan pada ulasan kategori negatif hasil klasifikasi SVM untuk mengidentifikasi aspek layanan *Getcontact* yang paling banyak dikeluhkan pengguna.

4. Diagram Kendali p dan *Laney p*

Pada diagram kendali p dan *Laney p*, data yang digunakan merupakan hasil klasifikasi SVM dengan mengkategorikan ulasan negatif sebagai unit ketidaksesuaian, sedangkan ulasan positif dan netral sebagai unit kesesuaian. Selanjutnya, data dikelompokkan ke dalam subgrup berdasarkan periode harian, kemudian proporsi ketidaksesuaian pada setiap subgrup dihitung sebagai dasar pembentukan diagram kendali. Proses monitoring dilakukan melalui dua tahap, yaitu fase I dan fase II.

a. Diagram Kendali p Fase I

Diagram kendali p fase I bertujuan untuk mengidentifikasi kestabilan awal proporsi ketidaksesuaian serta memperoleh parameter berupa rata-rata proporsi ketidaksesuaian atau garis tengah (*Center Line/CL*) yang merepresentasikan kondisi normal atau terkendali. Proporsi ketidaksesuaian dihitung berdasarkan data hasil klasifikasi SVM pada setiap subgrup menggunakan persamaan berikut (Montgomery, 2012).

$$\hat{p}_k = \frac{D_k}{n_k} \quad (14)$$

Rata-rata proporsi ketidaksesuaian dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$\bar{p} = \frac{\sum_{k=1}^m D_k}{\sum_{k=1}^m n_k} = \frac{\sum_{k=1}^m D_k}{\sum_{k=1}^m mn} = \frac{\sum_{k=1}^m \hat{p}_k}{\sum_{k=1}^m mn} \quad (15)$$

Selanjutnya, nilai $\bar{p}$ digunakan untuk menghitung CL, batas kendali atas (*Upper Control Limit/UCL*) dan batas kendali bawah (*Lower Control Limit/LCL*) sebagai berikut.

$$Upper Control Limit = \bar{p} + 3 \sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n_k}} \quad (16)$$

$$Center Line = \bar{p} \quad (17)$$

$$Lower Control Limit = \bar{p} - 3 \sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n_k}} \quad (18)$$

Keterangan:

$\bar{p}$: Proporsi ketidaksesuaian

D_k : Jumlah unit ketidaksesuaian pada subgrup ke- k

n_k : Ukuran sampel pada subgrup ke- k ($k=1,2,3,\dots,m$)

b. Diagram Kendali p Fase II

Diagram kendali p fase II digunakan untuk memantau proporsi ketidaksesuaian pada data baru secara berkelanjutan menggunakan nilai CL, yaitu parameter yang diperoleh pada fase I. Pada tahap ini, UCL dan LCL dihitung kembali berdasarkan ukuran sampel pada setiap subgrup menggunakan nilai CL yang diperoleh dari fase I. Maka, nilai UCL dan LCL berbeda antarsubgrup (Montgomery, 2012). Analisis dilakukan setiap bulan untuk mengidentifikasi adanya kondisi di luar batas kendali statistik.

c. Uji Overdispersi

Pada tahap ini, dilakukan uji overdispersi, apabila teridentifikasi adanya overdispersi, maka analisis dilanjutkan menggunakan diagram kendali *Laney p*. Overdispersi merupakan kondisi ketika varians data pengamatan lebih besar daripada varians teoritis yang diasumsikan pada distribusi binomial. Pada data

dengan ukuran sampel yang berbeda-beda, identifikasi overdispersi dilakukan melalui standarisasi proporsi ketidaksesuaian. Nilai $\hat{p}_k$ pada Persamaan 14 ditransformasikan menjadi z_k seperti pada persamaan berikut.

$$z_k = \frac{p_k - \bar{p}}{\sigma_{p_k}} \quad (19)$$

Apabila asumsi distribusi binomial terpenuhi dan tidak terjadi overdispersi, maka z_k akan berdistribusi normal standar dengan rata-rata nol dan simpangan baku satu. Sebaliknya, apabila simpangan baku dari z pada Persamaan 26 lebih besar dari satu, maka hal tersebut mengindikasikan bahwa variasi empiris melebihi variasi teoritis distribusi binomial, sehingga data dikatakan mengalami overdispersi (Chen dkk., 2023).

d. Diagram Kendali Laney p Fase I

Pada tahap ini, diagram kendali *Laney p* fase I digunakan untuk analisis proporsi ketidaksesuaian dengan rumus seperti pada Persamaan 14 dan rata-rata proporsi ketidaksesuaian pada Persamaan 15. Selanjutnya, nilai dihitung CL, UCL dan LCL sebagai berikut (Montgomery, 2012).

$$UCL = \bar{p} + 3\sigma_{p_k}\sigma_z \quad (20)$$

$$Center Line = \bar{p} \quad (21)$$

$$LCL = \bar{p} - 3\sigma_{p_k}\sigma_z \quad (22)$$

di mana simpangan baku dari proporsi ketidaksesuaian pada subgroup ke- k diperoleh sebagai berikut.

$$\sigma_{p_k} = \sqrt{\frac{\bar{p}(1 - \bar{p})}{n_k}} \quad (23)$$

Selanjutnya, nilai z_k pada Persamaan 19 dihitung selisih antarsubgrup (*moving range*) dan rata-rata *moving range* dengan persamaan berikut (Wiswandani & Suharsono, 2019).

$$R_k = |z_k - z_{k-1}| \quad (24)$$

$$\bar{R}_k = \frac{1}{m-1} \sum_{k=2}^m R_k \quad (25)$$

Sehingga, σ_z dapat dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$\sigma_z = \frac{\bar{R}_k}{d_2} \quad (26)$$

dengan nilai $d_2 = 1,128$ yang merupakan konstanta pada tabel d_2 untuk *moving range* yang dihitung dari dua subgroup berurutan.

Keterangan:

- z_k : Nilai hasil transformasi standar (*Z-score*) pada subgroup ke- k
- σ_{p_k} : Simpangan baku dari proporsi ketidaksesuaian pada subgroup ke- k
- σ_z : Simpangan baku hasil transformasi Z yang digunakan sebagai faktor penyesuaian variasi
- R_k : *Moving range* pada subgroup ke- k
- $\bar{R}$: Rata-rata *moving range*

e. Diagram Kendali Laney p Fase II

Diagram kendali *Laney p* fase II digunakan untuk memantau proporsi ketidaksesuaian pada data baru secara berkelanjutan menggunakan nilai CL, yaitu parameter yang diperoleh pada fase I. Pada tahap ini, UCL dan LCL dihitung kembali berdasarkan ukuran sampel pada setiap subgroup menggunakan nilai CL yang diperoleh dari fase I. Maka, nilai UCL dan LCL berbeda antarsubgroup (Montgomery, 2012). Analisis dilakukan setiap bulan untuk mengidentifikasi adanya kondisi di luar batas kendali statistik.

f. Perbandingan Diagram *p* dan *Laney p*

Pada tahap ini, dilakukan perbandingan antara diagram kendali *p* dan *Laney p*, baik pada fase I maupun fase II. Perbandingan dilakukan berdasarkan hasil monitoring proporsi ketidaksesuaian pada kedua diagram kendali tersebut, khususnya jumlah pengamatan yang berada di luar batas kendali statistik.

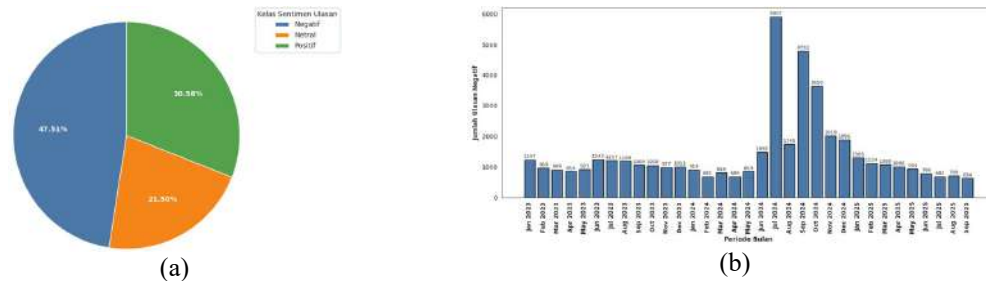
5. Menarik Kesimpulan

Kesimpulan disusun berdasarkan seluruh hasil analisis yang telah dilakukan, meliputi karakteristik data, kinerja model klasifikasi SVM, serta perbandingan efektivitas diagram kendali *p* dan *Laney p*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Data

Data ulasan pengguna *Getcontact* diperoleh melalui *web scraping* pada *Google Play Store* selama periode 1 Januari 2023 hingga 30 September 2025 dengan total 171.310 data. Selanjutnya, data melalui tahap *preprocessing* dan diperoleh sebanyak 97.629 data yang akan digunakan untuk tahap klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan diagram kendali statistik. Karakteristik data disajikan dalam bentuk *pie chart* dan *bar chart* berikut.



Gambar 1.(a) Proporsi sentimen ulasan pengguna aplikasi *Getcontact*, (b) Distribusi jumlah ulasan negatif pengguna aplikasi *Getcontact*

Berdasarkan Gambar 1.(a), kategori sentimen didominasi oleh kelas negatif, yaitu sebanyak 46.386 data (47,5%), diikuti positif sebanyak 30.249 data (31,0%), dan netral sebanyak 20.994 data (21,5%). Hasil ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Aulia dkk. (2025) yang menunjukkan bahwa ulasan *Getcontact* didominasi oleh kelas sentimen negatif. Jumlah ulasan negatif pada Gambar 1.(b) menunjukkan variasi yang cukup signifikan selama periode Januari 2023 hingga September 2025 dengan kategori tertinggi pada Juli 2024 sebanyak 5.907 dan terendah pada September 2025 sebanyak 634. Peningkatan tersebut bertepatan dengan pembaruan sistem melalui rilis versi utama (*major update*) 7.0.0 pada Juli 2024, sehingga mengindikasikan ketidakpuasan terhadap perubahan yang diterapkan.

B. Klasifikasi Ulasan Aplikasi *Getcontact* Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM)

Pada klasifikasi SVM, data ulasan yang awalnya berupa kalimat utuh seperti pada Tabel 1 diubah menjadi lebih terstruktur dalam bentuk token kata setelah melalui tahap *preprocessing*. Selanjutnya, dilakukan pelabelan menggunakan *InSet Lexicon* dengan menghitung *polarity score*. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh 30.249 ulasan positif, 20.994 netral, dan 46.386 negatif. Berikut disajikan hasil pelabelan ulasan pengguna.

Tabel 3. Pelabelan ulasan pengguna aplikasi *Getcontact*

Ulasan	Polarity Score	Kelas
["sangat", "bantu"]	4	Positif
["orang", "orang", "kasih", "nama", "kontak"]	0	Netral
["tidak", "andal", "sekali", "bayar", "serba", ["premium", "sangat", "tidak", "rekomendasi"]	-7	Negatif

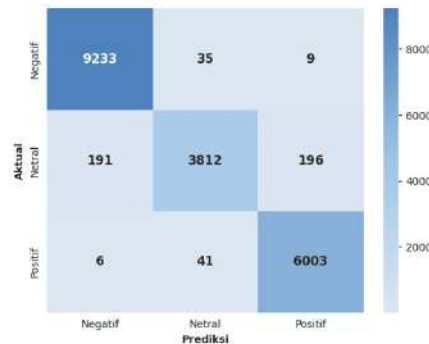
Berdasarkan Tabel 3, ulasan ["sangat", "bantu"] dikategorikan positif menunjukkan kata-kata yang mengandung apresiasi, ulasan ["orang", "orang", "kasih", "nama", "kontak"] dikategorikan netral menunjukkan tidak ada kecenderungan ke kategori positif ataupun netral, dan ulasan ["tidak", "andal", "sekali", "bayar", "serba", "premium", "sangat", "tidak", "rekomendasi"] dikategorikan negatif menunjukkan ulasan didominasi kata-kata ketidakpuasan.

Tahap selanjutnya adalah *splitting data* menjadi *train* dan *test* sebesar 80:20, sehingga diperoleh sebanyak 78.103 data *train* dan 19.526 data *test*. Kemudian, dilakukan pembobotan kata menggunakan TF-IDF. Data *train* yang telah diboboti diklasifikasikan menggunakan SVM dengan hasil optimasi parameter regulasi C pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil optimasi parameter C model SVM

No	Parameter C	Rata-Rata <i>F1-score</i>	Standar Deviasi	Urutan Parameter Terbaik
1	0,01	0,9041	0,0029	5
2	0,10	0,9458	0,0021	4
3	1,00	0,9626	0,0014	3
4	10,00	0,9670	0,0014	2
5	100,00	0,9695	0,0011	1

Berdasarkan Tabel 4, parameter terbaik diperoleh pada $C = 100$ karena menghasilkan performa klasifikasi yang paling tinggi dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi *Getcontact*. Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* pada data *test* sebanyak 19.526 ulasan.



Gambar 2. *Confusion matrix* ulasan pengguna aplikasi *Getcontact*

Berdasarkan Gambar 2, terdapat 9.233 ulasan yang tepat terklasifikasi sebagai negatif, 3.812 ulasan yang tepat terklasifikasi sebagai netral, dan 6.003 ulasan yang tepat terklasifikasi positif. Sebagian besar ulasan berada pada diagonal utama yang mengindikasikan bahwa model memiliki ketepatan yang tinggi dengan evaluasi kinerja berikut.

Tabel 5. Evaluasi kinerja model SVM pada ulasan pengguna aplikasi *Getcontact*

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Specificity</i>	<i>Sensitivity (Recall)</i>	<i>F1-score</i>
98%	98%	98%	97%	97%

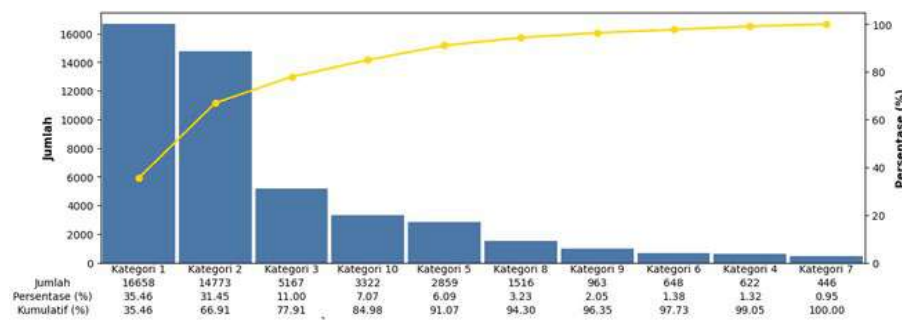
Berdasarkan Tabel 5, SVM menghasilkan performa yang optimal dengan tingkat *accuracy* sebesar 98%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengelompokkan sentimen ulasan dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi. Hasil ini didukung oleh penelitian yang dilakukan oleh Cahyani dan Abdillah (2024) serta Leandro dan Fianty (2025) yang menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang tinggi dalam klasifikasi SVM. Model SVM selanjutnya diterapkan kembali ke keseluruhan data aktual. Hasil penerapan klasifikasi SVM menunjukkan kelas positif sebanyak 30.880, kelas negatif sebanyak 46.974, dan kelas netral sebanyak 19.775. Ulasan pada kelas negatif selanjutnya perlu dianalisis lebih lanjut untuk mengidentifikasi jenis keluhan yang disampaikan pengguna. Kelas negatif hasil klasifikasi SVM tersebut digunakan sebagai data untuk menghitung proporsi ketidaksesuaian pada diagram kendali p dan *Laney p*. Sebelum itu, dilakukan pengkategorian terhadap ulasan negatif yang mengacu pada standar internasional ISO/IEC 25010:2023 tentang kualitas perangkat lunak. Pengkategorian ini digunakan untuk mengidentifikasi kategori keluhan yang menjadi penyebab kondisi *out of control* (OOC) pada setiap bulan. Hasil pengkategorian keluhan ditunjukkan pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Kategori keluhan pengguna

Kategori	Jenis Keluhan	Aspek
1	Akurasi identifikasi nomor	Kesesuaian fungsional
2	Pembayaran dan layanan premium	Kesesuaian fungsional
3	Login dan verifikasi akun	Kesesuaian fungsional
4	Efisiensi kinerja aplikasi	Efisiensi kerja
5	Instalasi dan kompatibilitas aplikasi	Kompatibilitas
6	Kesulitan penggunaan dan antarmuka aplikasi	Kemampuan interaksi
7	Iklan yang mengganggu penggunaan aplikasi	Kemampuan interaksi
8	Keandalan dan stabilitas aplikasi	Keandalan
9	Keamanan data dan privasi pengguna	Keamanan
10	Pemeliharaan aplikasi dan dukungan pengembang	Kemudahan pemeliharaan

Kategori pada Tabel 6 selanjutnya digunakan untuk mengidentifikasi kategori keluhan yang berkontribusi terhadap kondisi OOC. Hasil identifikasi kategori penyebab OOC pada diagram kendali disajikan pada Tabel 8. Selanjutnya,

untuk memperoleh gambaran mengenai jenis keluhan paling dominan keseluruhan kelas negatif hasil klasifikasi SVM, dilakukan analisis menggunakan diagram pareto berdasarkan 10 kategori keluhan pada Tabel 6.



Gambar 3. Diagram pareto keluhan pengguna

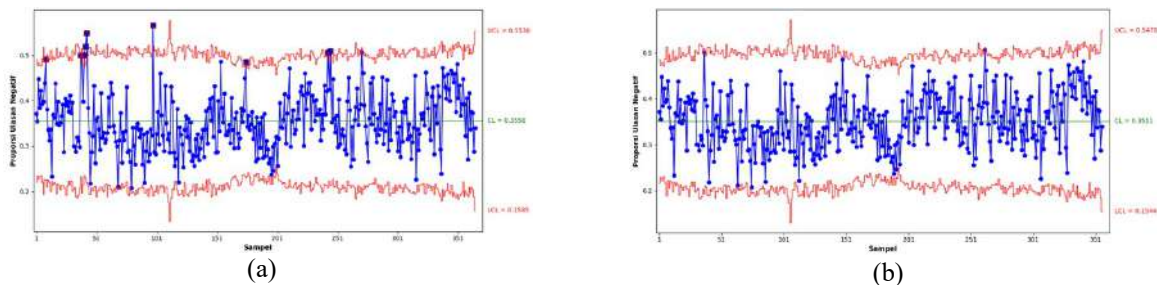
Gambar 3 menunjukkan kendala paling dominan pada periode Januari 2023 hingga September 2025 adalah kategori 1, yaitu akurasi identifikasi nomor, dengan persentase sebesar 35,46%. Selanjutnya, kendala terbanyak kedua adalah kategori 2, yaitu pembayaran dan layanan premium, dengan persentase sebesar 31,45%. Kemudian, diikuti oleh kategori 3, yaitu login dan verifikasi akun, dengan persentase sebesar 11,00%.

C. Diagram Kendali p dan $Laney p$ pada Ulasan Pengguna Aplikasi Getcontact

Diagram kendali p dan $Laney p$ digunakan untuk mengidentifikasi apakah proporsi ketidaksesuaian pada ulasan pengguna berada dalam kondisi terkendali secara statistik. Data yang digunakan merupakan hasil klasifikasi SVM yang mengkategorikan ulasan negatif sebagai unit ketidaksesuaian, serta ulasan positif dan netral sebagai unit kesesuaian. Selanjutnya, proporsi ketidaksesuaian pada setiap subgrup digunakan sebagai dasar pembentukan diagram kendali.

1. Diagram Kendali p

Diagram kendali p dibagi ke dalam dua fase, yaitu fase I untuk mengidentifikasi kestabilan awal proporsi ketidaksesuaian dan memperoleh parameter berupa rata-rata proporsi ketidaksesuaian atau garis tengah (*Center Line/CL*) yang merepresentasikan kondisi normal atau terkendali menggunakan data pada Januari 2023 - Desember 2023 sebanyak 36.094 data. Kemudian, fase II untuk memantau proporsi ketidaksesuaian pada data baru secara berkelanjutan menggunakan nilai CL yang diperoleh pada fase I menggunakan data pada Januari 2024 - September 2025 sebanyak 61.535 data. Berikut ini merupakan gambar diagram kendali p fase I.

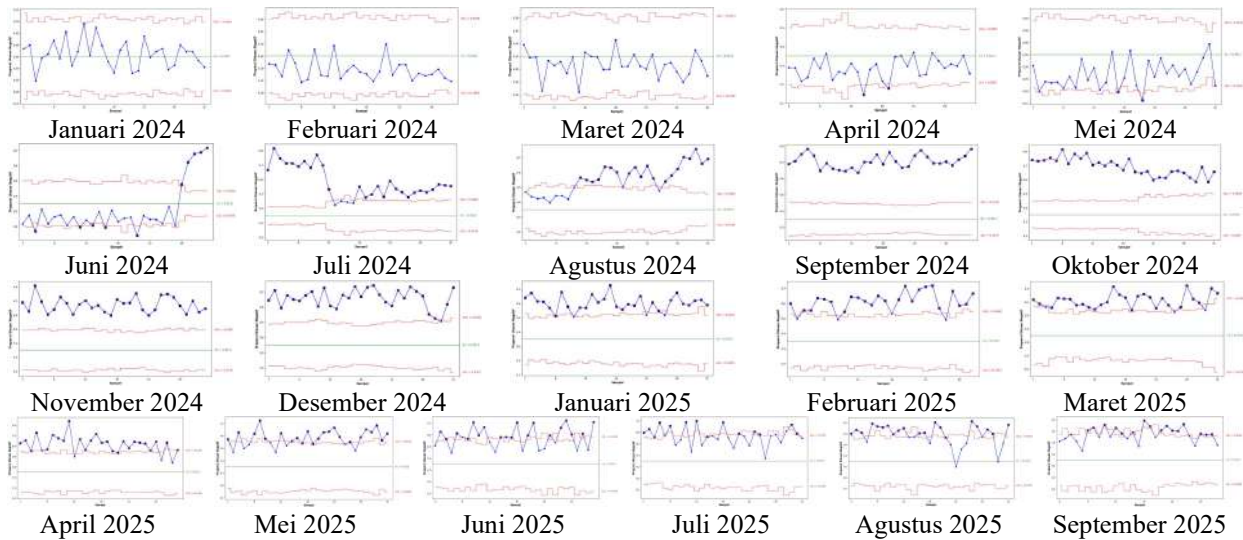


Gambar 4.(a) Diagram kendali p fase I ulasan pengguna aplikasi Getcontact, (b) Diagram kendali p fase I Iterasi 1 ulasan pengguna aplikasi Getcontact

Berdasarkan Gambar 4.(a), diperoleh CL sebesar 0,3558 dengan nilai batas kendali atas (*Upper Control Limit/UCL*) dan batas kendali bawah (*Lower Control Limit/LCL*) yang bervariasi pada setiap pengamatan. Hasil analisis menunjukkan terdapat 9 pengamatan di luar batas kendali, yaitu titik ke-9, 38, 41, 42, 43, 98, 175, 243, dan 245. Hal ini mengindikasikan ulasan pengguna selama periode Januari hingga Desember 2023 belum terkendali secara statistik. Penyebab dominan terjadinya OOC adalah kategori 1, yaitu akurasi identifikasi nomor. Selanjutnya, titik-titik di luar batas kendali dihapus dan dihitung kembali nilai CL dan batas kendali. Diagram kendali p fase I iterasi 1 pada Gambar

4.(b) menunjukkan bahwa semua pengamatan berada dalam batas kendali. Hal ini menandakan bahwa proporsi ketidaksesuaian telah terkendali secara statistik dengan CL sebesar 0,3511.

Selanjutnya, diagram kendali p fase II digunakan untuk monitoring bulanan berdasarkan rata-rata proporsi ketidaksesuaian fase I sebesar 0,3511.



Gambar 5. Diagram kendali p fase II ulasan pengguna *Getcontact* bulan Januari 2024 hingga September 2025

Diagram Kendali p Fase II digunakan untuk monitoring bulanan berdasarkan rata-rata proporsi ketidaksesuaian fase I sebesar 0,3511. Pada Gambar 5, diagram kendali p fase II menunjukkan terdapat 18 dari 21 bulan pengamatan belum terkendali secara statistik. Bulan-bulan tersebut meliputi April 2024 hingga September 2025. Periode awal belum terdapat OOC karena titik-titik berada di dalam batas kendali. Memasuki April 2024, pengamatan OOC mulai muncul, tetapi relatif rendah, kemudian meningkat pada Juni 2024 dan mencapai kondisi kritis sejak Juli 2024. Meskipun jumlah OOC pada periode selanjutnya cenderung berfluktuasi dan sedikit menurun, secara umum proporsi ketidaksesuaian tetap berada dalam kondisi tidak terkendali secara statistik.

2. Uji Overdispersi

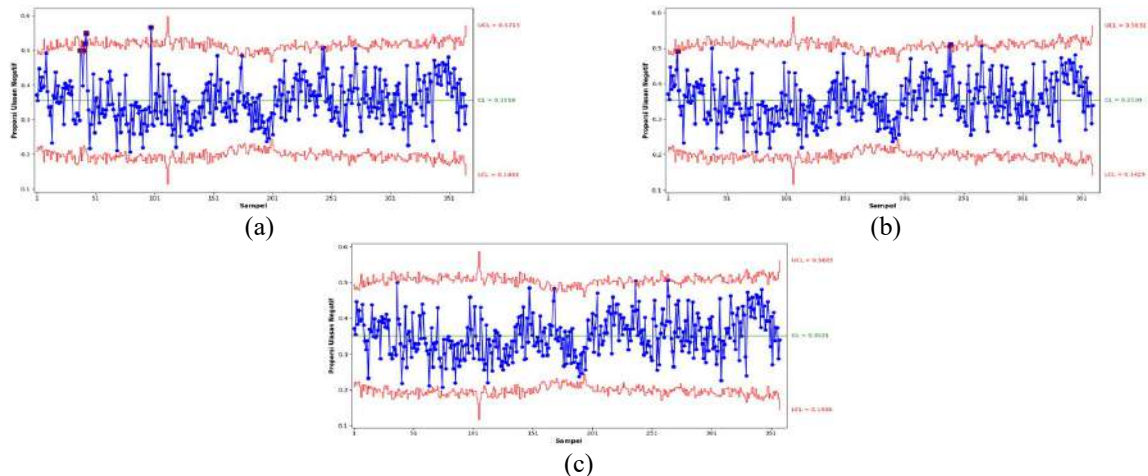
Hasil pengujian menunjukkan nilai simpangan baku skor Z (σ_z) sebesar 1,0547. Nilai ini lebih besar dari satu sehingga menandakan adanya overdispersi dan menyebabkan diagram kendali p menjadi kurang tepat digunakan karena menghasilkan batas kendali yang terlalu sempit, sehingga meningkatkan kesalahan mengidentifikasi *out of control*. Maka, analisis selanjutnya dilakukan menggunakan diagram kendali *Laney p*.

3. Diagram Kendali *Laney p*

Diagram kendali *Laney p* dibagi ke dalam dua fase seperti pada diagram kendali p , yaitu fase I untuk mengidentifikasi kestabilan awal proporsi ketidaksesuaian dan memperoleh parameter berupa CL yang merepresentasikan kondisi normal atau terkendali menggunakan data pada Januari 2023 - Desember 2023 sebanyak 36.094 data. Kemudian, fase II untuk memantau proporsi ketidaksesuaian pada data baru secara berkelanjutan menggunakan nilai CL yang diperoleh pada fase I menggunakan data pada Januari 2024 - September 2025 sebanyak 61.535 data. Gambar diagram kendali *Laney p* fase I ditunjukkan pada Gambar 6.

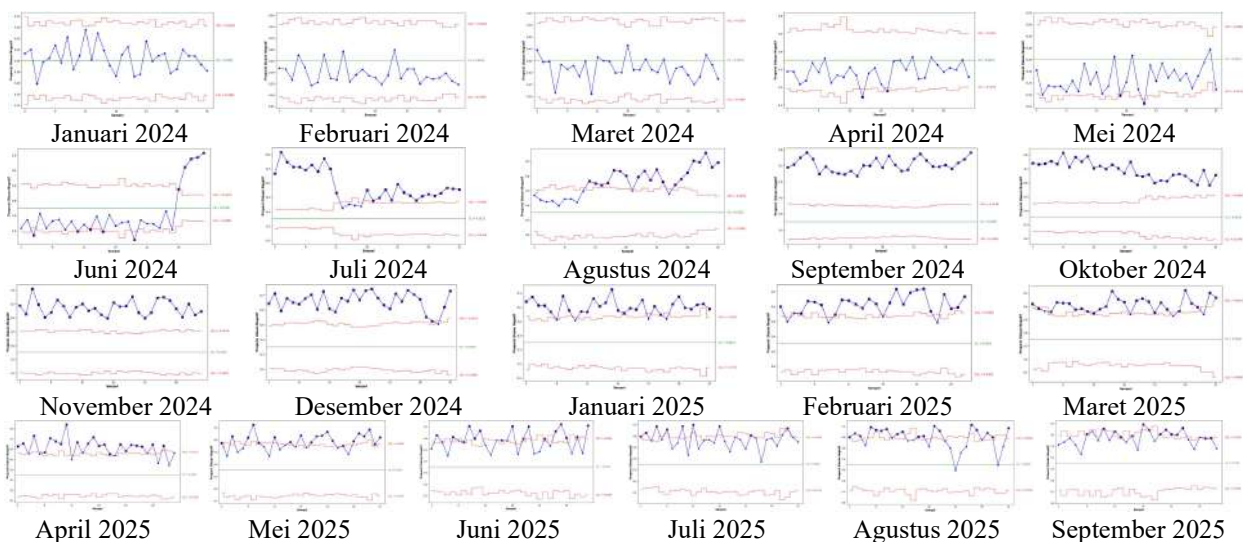
Berdasarkan Gambar 6.(a), diagram kendali *Laney p* fase I menunjukkan CL sebesar 0,3558, dengan UCL dan LCL yang bervariasi pada setiap pengamatan. Hasil analisis menunjukkan terdapat 5 titik pengamatan di luar batas kendali, yaitu titik ke-38, 41, 42, 43, dan 98. Keberadaan titik-titik tersebut menandakan bahwa proporsi ketidaksesuaian belum berada dalam kondisi terkendali secara statistik selama periode Januari hingga Desember 2023. Penyebab dominan terjadinya OOC adalah kategori 1, yaitu akurasi identifikasi nomor. Selanjutnya, titik-titik di luar batas kendali dihapus dan dihitung kembali nilai CL dan batas kendali. Pada Gambar 6.(b) diperoleh diagram kendali *Laney p* fase I iterasi 1 ternyata masih menunjukkan 2 titik di luar batas kendali, yaitu pada pengamatan ke-9 dan 240 sehingga

dilakukan penghapusan kembali. Penyebab dominan terjadinya OOC adalah kategori 1, yaitu akurasi identifikasi nomor. Kemudian, pada Gambar 6.(c), diagram kendali *Laney p* fase I iterasi 2 menunjukkan seluruh pengamatan berada dalam batas kendali. Hal ini mengindikasikan bahwa proporsi ketidaksesuaian telah terkendali secara statistik dengan garis tengah (CL) sebesar 0,3521.



Gambar 6.(a) Diagram kendali *Laney p* fase I ulasan pengguna *Getcontact*, (b) Diagram kendali *Laney p* fase I iterasi 1 ulasan pengguna *Getcontact*, (c) Diagram kendali *Laney p* fase I iterasi 2 ulasan pengguna *Getcontact*

Diagram Kendali *Laney p* Fase II digunakan untuk monitoring bulanan menggunakan rata-rata proporsi ketidaksesuaian fase I sebesar 0,3521.



Gambar 7. Diagram kendali *Laney p* fase II ulasan pengguna *Getcontact* Januari 2024 hingga September 2025

Berdasarkan diagram kendali *p* fase II pada Gambar 7, terdapat 18 dari 21 bulan pengamatan belum terkendali secara statistik. Bulan-bulan tersebut meliputi April 2024 hingga September 2025. Periode awal belum terdapat OOC karena titik-titik berada di dalam batas kendali. Memasuki April 2024, pengamatan OOC mulai muncul, tetapi relatif rendah, kemudian meningkat pada Juni 2024 dan mencapai kondisi kritis sejak Juli 2024. Meskipun jumlah OOC pada periode selanjutnya cenderung berfluktuasi dan sedikit menurun, secara umum proporsi ketidaksesuaian tetap berada dalam kondisi tidak terkendali secara statistik.

4. Perbandingan Diagram Kendali p dan $Laney p$ Fase I dan II

Tahap berikutnya dilakukan analisis perbandingan untuk menentukan diagram kendali yang memberikan kinerja paling optimal. Berdasarkan Tabel 7, diagram kendali p menunjukkan 9 pengamatan OOC pada iterasi ke-0 dan terkendali pada iterasi ke-1, dengan 356 pengamatan telah terkendali dan $\bar{p}$ sebesar 0,3511. Sedangkan, diagram kendali $Laney p$ menunjukkan 5 pengamatan OOC pada iterasi ke-0, 2 pengamatan OOC pada iterasi ke-1 dan telah terkendali pada iterasi ke-2, dengan 358 pengamatan terkendali dan $\bar{p}$ sebesar 0,3521.

Tabel 7. Perbandingan diagram kendali fase I

Jenis Diagram	Iterasi ke-	Jumlah Pengamatan OOC	$\bar{p}$ yang terkendali
p	0	9	0,3511
	1	0	
$Laney p$	0	5	0,3521
	1	2	
	2	0	

Tabel 8. Perbandingan diagram kendali fase II

Bulan	Diagram Kendali p			Diagram Kendali $Laney p$		
	Jumlah OOC	Kategori Penyebab OOC	% Penyebab OOC	Jumlah OOC	Kategori Penyebab OOC	% Penyebab OOC
Jan 2024	-	-	-	-	-	-
Feb 2024	-	-	-	-	-	-
Mar 2024	-	-	-	-	-	-
Apr 2024	2	Kategori 1	33,33	2	Kategori 1	33,33
Mei 2024	2	Kategori 10	23,53	2	Kategori 10	23,53
Jun 2024	10	Kategori 1	41,81	10	Kategori 1	41,81
Jul 2024	27	Kategori 3	40,86	27	Kategori 3	40,86
Agt 2024	20	Kategori 3	40,53	20	Kategori 3	40,53
Sep 2024	30	Kategori 3	41,93	30	Kategori 3	41,93
Okt 2024	31	Kategori 3	41,87	31	Kategori 3	41,87
Nov 2024	30	Kategori 3	40,64	30	Kategori 3	40,64
Des 2024	30	Kategori 3	41,10	30	Kategori 3	41,10
Jan 2025	28	Kategori 3	40,16	27	Kategori 3	39,81
Feb 2025	24	Kategori 3	34,84	23	Kategori 3	35,09
Mar 2025	28	Kategori 3	38,36	27	Kategori 3	38,46
Apr 2025	26	Kategori 3	35,65	21	Kategori 3	36,32
Mei 2025	23	Kategori 3	36,57	20	Kategori 3	35,32
Jun 2025	19	Kategori 3	37,18	16	Kategori 3	35,94
Jul 2025	14	Kategori 3	38,15	9	Kategori 3	39,75
Agt 2025	20	Kategori 3	35,75	18	Kategori 3	36,61
Sep 2025	16	Kategori 3	38,54	14	Kategori 3	37,57

Berdasarkan Tabel 8, diagram kendali p cenderung mendeteksi jumlah pengamatan OOC lebih banyak dibandingkan dengan diagram kendali $Laney p$. Hasil tersebut didukung oleh penelitian Apsari dkk. (2023) dan Ahsan dkk. (2017) yang menunjukkan bahwa diagram kendali p juga mendeteksi lebih banyak pengamatan OOC dibandingkan diagram kendali $Laney p$, sehingga diagram kendali $Laney p$ lebih mampu menangani data yang mengalami overdispersi. Sejak Juli 2024, jumlah OOC meningkat secara signifikan. Kondisi ini berkaitan dengan adanya pembaruan sistem aplikasi pada akhir Juli 2024, yaitu rilis versi utama (*major update*) 7.0.0. Perubahan tersebut mengindikasikan adanya penyesuaian sistem aplikasi yang berpotensi memengaruhi kinerja dan pengalaman pengguna. Dengan demikian, diperlukan evaluasi berkelanjutan, khususnya terkait akurasi identifikasi nomor (kategori 1) serta pembayaran dan layanan premium (kategori 2).

IV. KESIMPULAN

Data ulasan didominasi oleh kelas negatif yang menunjukkan tingginya ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi dengan ulasan negatif tertinggi pada Juli 2024. Hasil klasifikasi ulasan pengguna aplikasi *Getcontact* menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan *accuracy* sebesar 98%, sehingga model memiliki tingkat ketepatan yang tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen. Berdasarkan ulasan negatif hasil klasifikasi SVM, diagram pareto

menunjukkan bahwa keluhan didominasi oleh masalah akurasi identifikasi nomor, pembayaran dan layanan premium, serta login dan verifikasi akun. Selanjutnya, hasil monitoring menggunakan diagram kendali p dan *Laney p* menunjukkan bahwa diagram kendali p cenderung menghasilkan lebih banyak pengamatan *out of control* dibandingkan *Laney p*, sehingga *Laney p* lebih mampu menangani data yang mengalami overdispersi karena menghasilkan batas kendali yang lebih sesuai dengan variasi data. Pada kedua diagram menunjukkan bahwa hanya Januari hingga Maret 2024 yang berada dalam kondisi terkendali, sedangkan periode lainnya berada di luar batas kendali. Banyaknya pengamatan di luar batas kendali menunjukkan kualitas layanan *Getcontact* belum stabil secara statistik, dengan keluhan dominan terkait akurasi identifikasi nomor serta pembayaran dan layanan premium, sehingga aspek tersebut perlu menjadi perhatian dalam upaya perbaikan layanan. Dengan demikian, melalui integrasi analisis sentimen dan diagram kendali statistik tidak hanya mengidentifikasi kecenderungan sentimen pengguna, tetapi juga memberikan gambaran mengenai kestabilan kualitas layanan serta aspek yang perlu diprioritaskan untuk perbaikan secara berkelanjutan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan penggunaan subgrup pengamatan dalam mingguan ataupun bulanan yang disesuaikan dengan karakteristik penyebaran data.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahsan, M., Mashuri, M., & Khusna, H. (2017). Evaluation of laney p' chart performance. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(24), 14208–14217.
- Apsari, N. T., Ahsan, M., & Lee, M. H. (2023). Monitoring the Quality of PeduliLindungi Application based on Customer Reviews on Google Play Using Hybrid Naïve Bayes -Laney p' Attribute Control Chart. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 13(5), 1654–1662. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.13.5.18247>
- Arafah, M. (2022). Using the Laney p' Control Chart for Monitoring COVID-19 Cases in Jordan. *Journal of Healthcare Engineering*, 2022, 1–18. <https://doi.org/10.1155/2022/6711592>
- Aulia, N., Sari, S. N., & Wakhidah, N. (2025). Analisis Sentimen Aplikasi Get Contact di APP Store Menggunakan Metode SVM (Support Vector Machine). *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 10(1), 139–148. <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i1.8057>
- Cahyani, P., & Abdillah, L. (2024). Perbandingan Performa Algoritma Naïve Bayes, SVM dan Random Forest Studi Kasus Analisis Sentimen Pengguna Sosial Media X. *KALBISCIENTIA Jurnal Sains Dan Teknologi*, 11(02), 12–21. <https://doi.org/10.53008/kalbiscientia.v11i02.3624>
- Chen, P. W., Cheng, C. S., & Wang, C. W. (2023). A Study on the Laney p' Control Chart with Parameters Estimated from Phase I Data: Performance Evaluation and Applications. *Mathematics*, 11(15). <https://doi.org/10.3390/math11153411>
- Don, R., & Prasanna, D. (2018). *Multiclass Classification Using Support Vector Machines*. <https://digitalcommons.georgiasouthern.edu/etd/1845>
- Elgeldawi, E., Sayed, A., Galal, A. R., & Zaki, A. M. (2021). Hyperparameter tuning for machine learning algorithms used for arabic sentiment analysis. *Informatics*, 8(4), 1–21. <https://doi.org/10.3390/informatics8040079>
- Firmansyah, D., & Ahsan, M. (2023). Monitoring Kualitas Pada Aplikasi MyPertamina Berdasarkan Rating Pengguna di Google Play Menggunakan Diagram Kendali p. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 12(2), 158–163. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v12i2.115315>
- Ginasputri, H. N. A., Saputri, A. D., Wahid, S. N., Ningrum, A. F., & Haris, M. Al. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna BRImo Terhadap Pembaruan Fitur Aplikasi Menggunakan Naive Bayes Dengan Seleksi Fitur Chi-Square. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, 4(2), 56–67. <https://doi.org/10.32665/statkom.v4i2.5194>
- Ghifari, R. N. (2018). *Analisis Pengendalian Kualitas pada Proses Pengemasan Portland Pozzolan Cement (PPC) di PT Semen Gresik (Persero)*, Tbk. Pabrik Tuban. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v7i2.35266>
- Goedhart, R., & Woodall, W. H. (2022). Monitoring proportions with two components of common cause variation. *Journal of Quality Technology*, 54(3), 324–337. <https://doi.org/10.1080/00224065.2021.1903823>
- Google Play Store. (2025). *GetContact*. <https://play.google.com/store/apps/details?id=app.source.getcontact>

- Han, K. X., Chien, W., Chiu, C. C., & Cheng, Y. T. (2020). Application of support vector machine (SVM) in the sentiment analysis of twitter dataset. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10. <https://doi.org/10.3390/app10031125>
- Hermanto, Fahlapi, R., Kuntoro, A. Y., & Asra, T. (2022). Perbandingan Algoritma Klasifikasi Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Getcontact Dalam Pencegahan Penipuan Online. (*Journal of Information and Technology*, 204, 158–167.
- Hokijuliandy, E., Napitupulu, H., & Firdaniza. (2023). Application of SVM and Chi-Square Feature Selection for Sentiment Analysis of Indonesia's National Health Insurance Mobile Application. *Mathematics*, 11. <https://doi.org/10.3390/math11173765>
- Ihsan, M. R. F., Nugraha, F., & Fithri, D. L. (2025). Penerapan Metode Random Forest Dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Newsakpole. *Jurnal Unitek*, 18(1), 94–105. <https://doi.org/10.52072/unitek.v18i1.1445>
- Leandro, J. O., & Fianty, M. I. (2025). Evaluation of Sentiment Analysis Methods for Social Media Applications: A Comparison of Support Vector Machines and Naïve Bayes. *International Journal on Informatics Visualization*, 9(2), 796–807. <https://doi.org/10.62527/ijoiv.9.2.2905>
- Li, S., & Li, Z. (2025). Hate Speech Detection and Online Public Opinion Regulation Using Support Vector Machine Algorithm: Application and Impact on Social Media. *Information*, 16(344). <https://doi.org/10.3390/info16050344>
- Lubis, S. K., Dar, M. H., & Nasution, F. A. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi pada Google PlayStore Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *INFORMATIKA*, 11(2), 120–128.
- Montgomery, D. C. (2012). *Introduction to Statistical Quality Control* (7th ed.). John Wiley & Sons.
- Musfiroh, D., Khaira, U., Utomo, P. E. P., & Suratno, T. (2021). Sentiment Analysis of Online Lectures in Indonesia from Twitter Dataset Using InSet Lexicon. *Indonesian Journal of Machine Learning from Twitter Dataset Using InSet Lexicon*, 1(1), 24–33.
- Nurfaizah, R. J., Ahsan, M., & Lee, M. H. (2025). A hybrid approach to hospital quality monitoring based on google maps reviews : Integrating p -control charts and bidirectional encoder representations from transformers (BERT). *Internasional Journal of Data and Network Science*, 9, 1081–1106. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2024.9.012>
- Rahardi, M., Aminuddin, A., Abdulloh, F. F., & Nugroho, R. A. (2022). Sentiment Analysis of Covid-19 Vaccination using Support Vector Machine in Indonesia. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(6), 534–539. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130665>
- Sabir, A., Ali, H. A., & Aljabery, M. A. (2024). ChatGPT Tweets Sentiment Analysis Using Machine Learning and Data Classification. *Informatica (Slovenia)*, 48(7), 103–112. <https://doi.org/10.31449/inf.v48i7.5535>
- Sayekti, L. (2023). *Analisis Sentimen Berbasis Leksikon Terhadap Opini Mahasiswa Tentang Kinerja Dosen*. Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
- Siregar, R. R. A., Sinaga, F. A., & Arianto, R. (2017). Aplikasi Penentuan Dosen Penguji Skripsi Menggunakan Metode TF-IDF dan Vector Space Model. *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, 1(2), 171–186. <https://doi.org/10.24912/computatio.v1i2.1014>
- Shofiya, C., & Abidi, S. (2021). Sentiment analysis on covid-19-related social distancing in Canada using twitter data. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(11). <https://doi.org/10.3390/ijerph18115993>
- Sun, J., Fujita, H., Zheng, Y., & Ai, W. (2021). Multi-class financial distress prediction based on support vector machines integrated with the decomposition and fusion methods. *Information Sciences*, 559, 153–170. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.01.059>
- Szeghalmy, S., & Fazekas, A. (2023). A Comparative Study of the Use of Stratified Cross-Validation and Distribution-Balanced Stratified Cross-Validation in Imbalanced Learning. *Sensors*, 23(4), 2333. <https://doi.org/10.3390/s23042333>

Wiswandani, A., & Suharsono, A. (2019). Analisis Pengendalian Kualitas pada Proses Making Produksi Diplomat Mild Reborn di PT Gelora Djaja Surabaya. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 8(2), 105–112.
<https://doi.org/10.12962/j23373520.v8i2.49063>