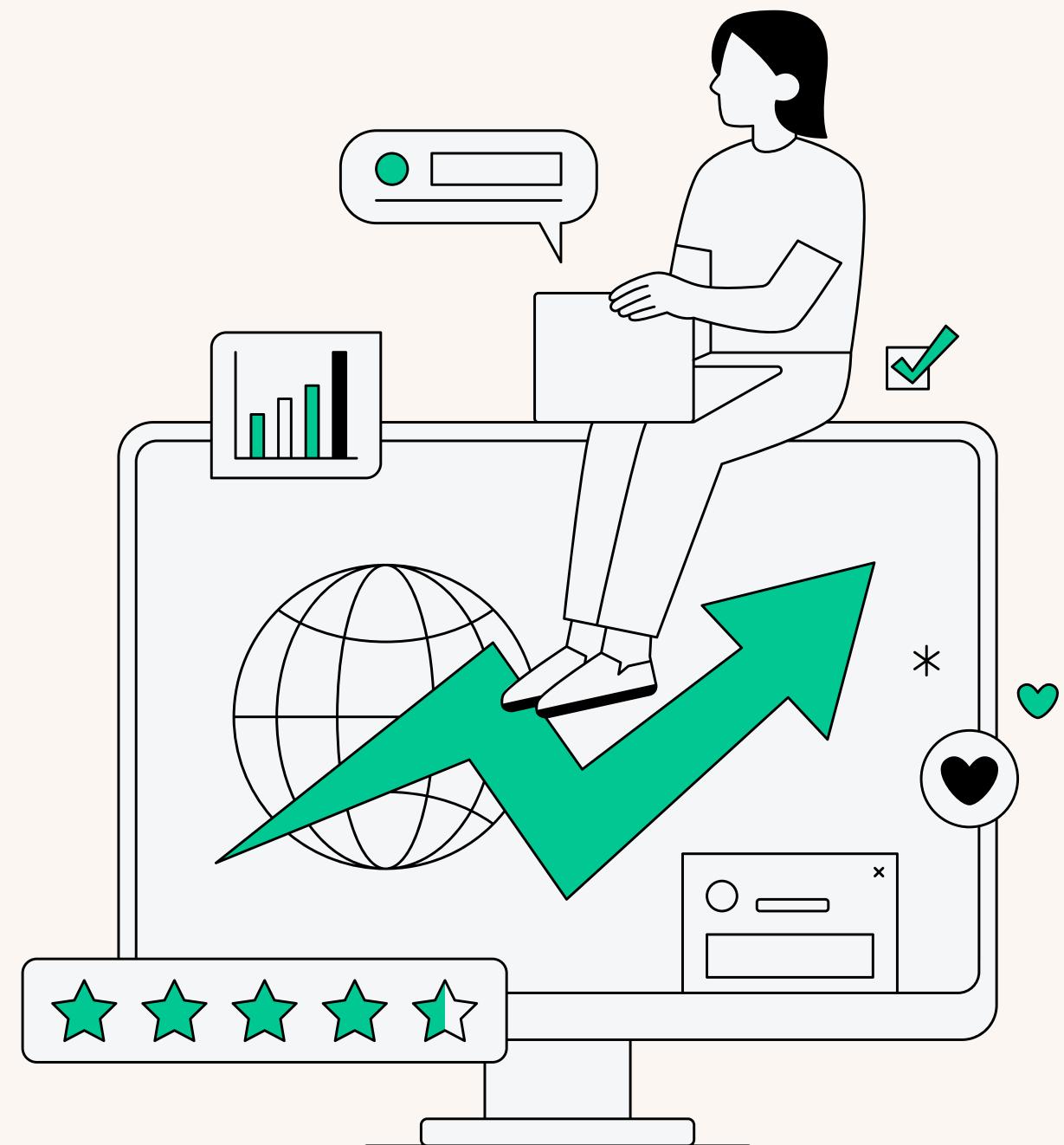


Sentiment Analysis Customer Feedback

Michaell Abelard H - 71487



Latar Belakang

Rating angka sering kali digunakan untuk mengukur kepuasan pelanggan, namun tidak selalu mencerminkan opini yang disampaikan dalam review teks.

Dalam studi ini, digunakan teknik NLP (VADER) untuk menganalisis opini pelanggan dari isi review mereka.

Kemudian, hasil analisis teks tersebut dibandingkan dengan rating bintang sebagai benchmark evaluasi, untuk melihat seberapa besar kesesuaian antara sentimen teks dan rating pengguna.

Ini membantu menjawab pertanyaan penting:

🔍 Apakah isi review sesuai dengan rating yang diberikan pelanggan?

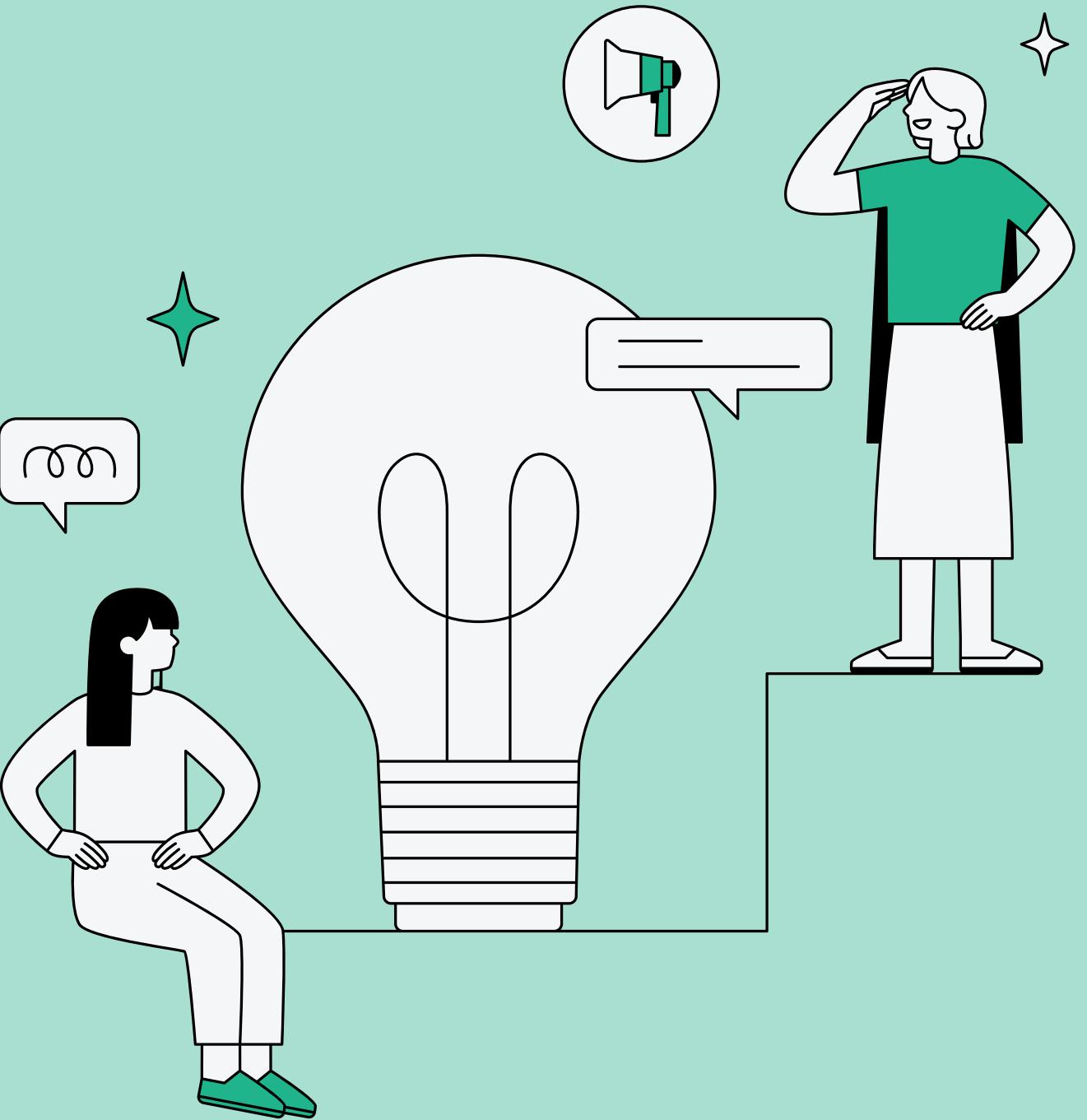
Key Points:

- 🎯 Rating angka ≠ selalu sesuai dengan isi opini.
- 💬 Review teks mengandung sentimen yang lebih kaya & kontekstual.
- 🧠 Digunakan NLP (VADER) untuk klasifikasi sentimen berdasarkan teks.
- ★ Rating bintang digunakan sebagai acuan evaluasi (benchmark).
- 🔍 Tujuan: mengukur kesesuaian antara isi review vs rating.

Dataset

Dataset yang digunakan berisi kumpulan review pengguna terhadap produk Xiaomi Redmi 6, terdiri dari judul review, komentar, rating bintang, dan kategori aspek yang dibahas (seperti kamera, baterai, performa, dll).

-  **Jumlah data:** 279 baris
-  **Kolom utama:**
 - **Review Title** (judul singkat dari pengguna)
 - **Comments** (isi review)
 - **Rating** (1–5 bintang)
 - **Category** (aspek: camera, battery, performance, dll)
-  **Kolom baru yang dibuat:**
 - **Full_Review** = gabungan Review Title + Comments
 - **Rating_Label** = label sentimen berdasarkan rating (Positive (1-2 stars), Neutral (3 star), Negative (4-5 stars))
 - **VADER_Label** = hasil klasifikasi sentimen dari tek



Tujuan

- 🔍 Mengklasifikasikan sentimen dari review teks menggunakan VADER
- ⚖️ Membandingkan hasil sentimen dari teks (VADER_Label) vs rating (Rating_Label)
- 📊 Menganalisis kesesuaian dan kesalahan klasifikasi per label (Positive, Neutral, Negative)
- 📌 Memberikan insight soal keakuratan model dan potensi pengembangan ke model NLP lain

Metodologi

1. Preprocessing Data:

- a. Gabungkan Review Title + Comments menjadi Full_Review
- b. Buang data dengan rating tidak valid atau kosong
- c. Ubah format rating (contoh: '4.0 out of 5 stars' → 4.0)

2. Buat Label dari Rating:

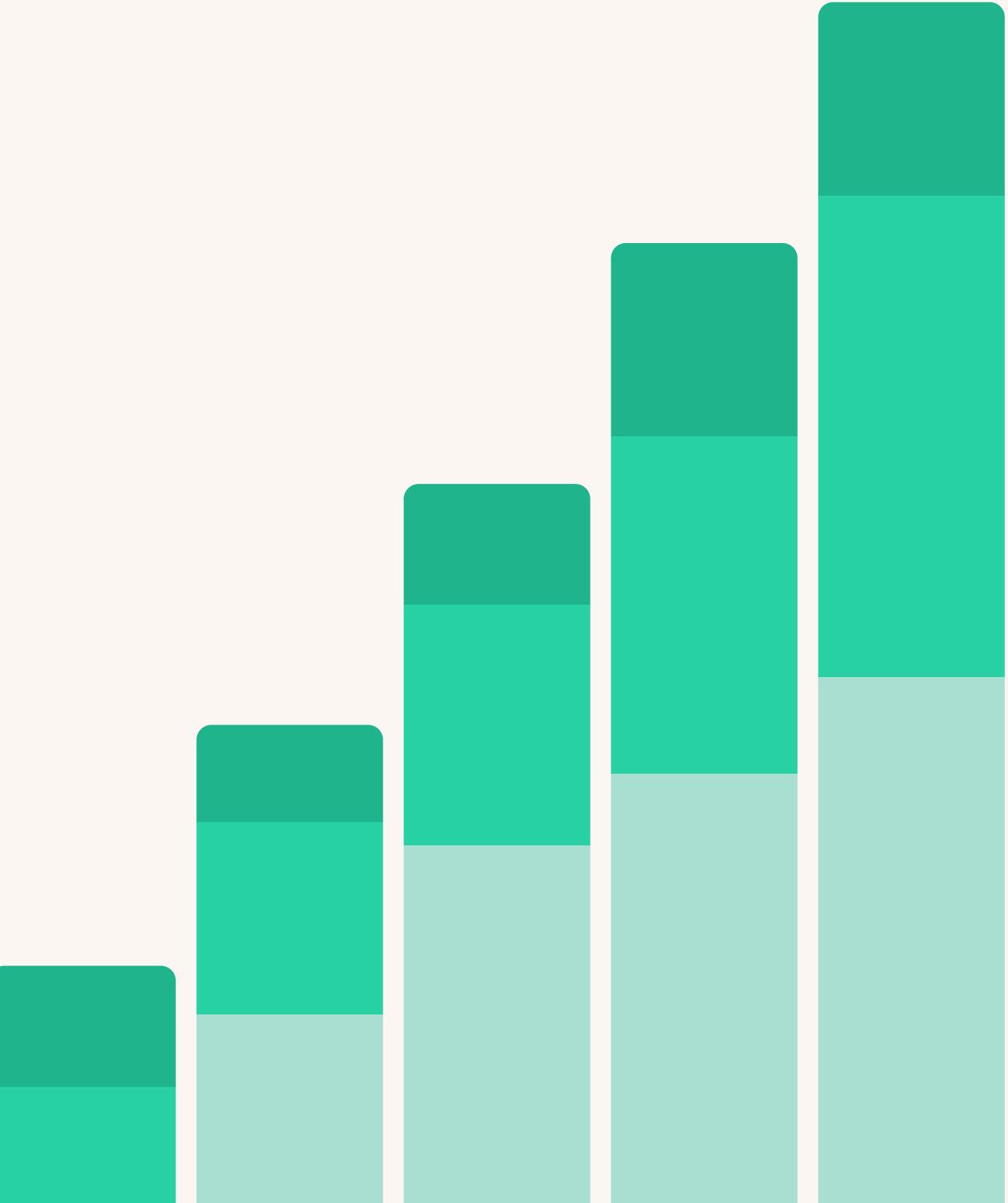
- a. 1–2 = Negative
- b. 3 = Neutral
- c. 4–5 = Positive
- d. Disimpan di kolom Rating_Label (sebagai benchmark evaluasi)

3. Analisis Sentimen (VADER):

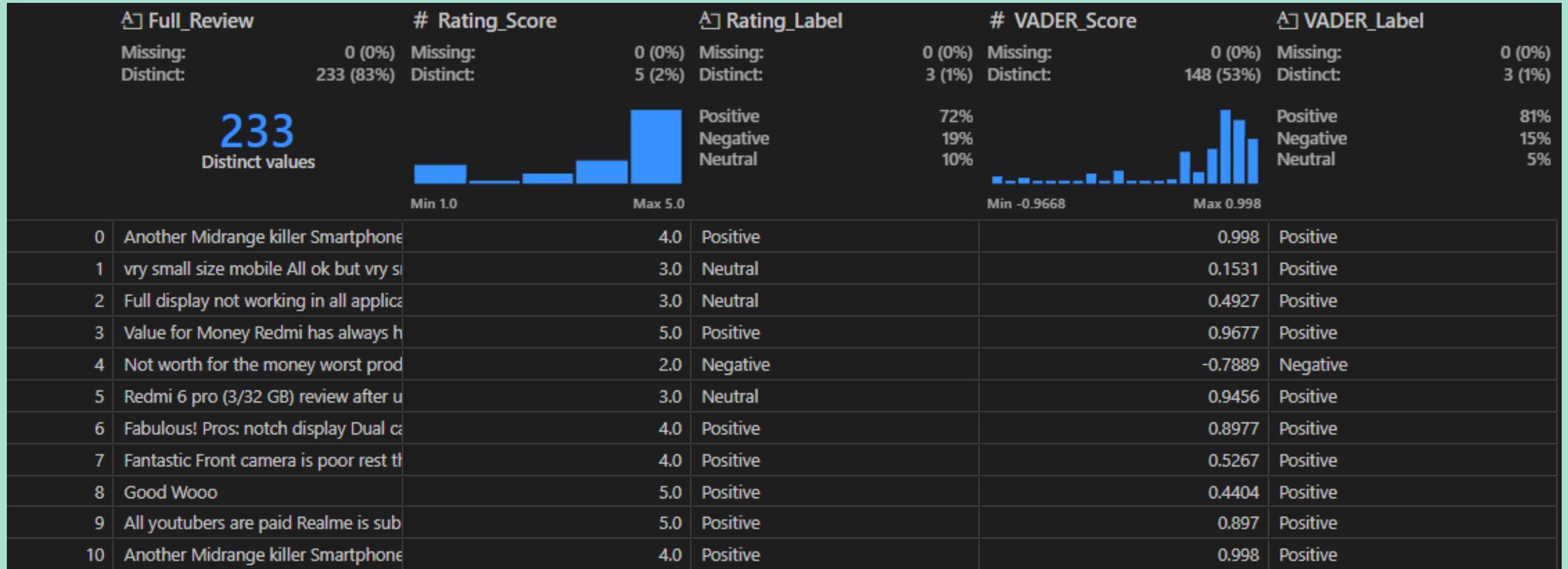
- a. Gunakan SentimentIntensityAnalyzer dari NLTK
- b. Hitung compound score dan konversi ke VADER_Label:
 - i. 0.05 = Positive
 - ii. <-0.05 = Negative
 - iii. lainnya = Neutral

4. Evaluasi Hasil:

- a. Bandingkan VADER_Label dengan Rating_Label
- b. Gunakan confusion matrix + precision, recall, f1-score
- c. Hitung error rate untuk tiap label sentimen



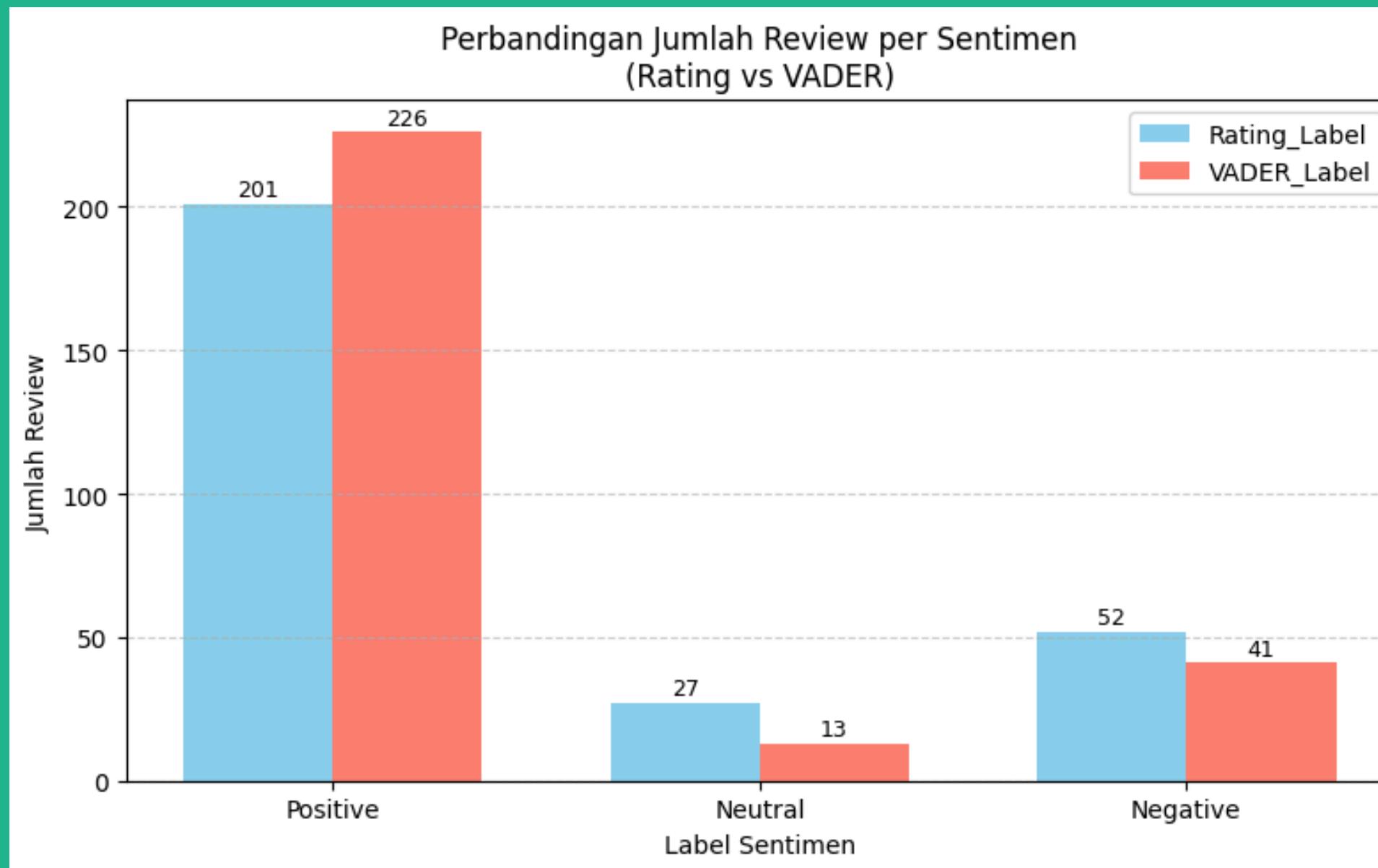
Dataset



- **Full_Review:** gabungan dari kolom Review Title dan Comments
- **Rating_Score:** angka rating (1.0 - 5.0), diekstrak dari teks '4.0 out of 5.0 stars'
- **Rating_Label:** label kategori berdasarkan rating:
 - 1-2 = Negative
 - 3 = Neutral
 - 4-5 = Positive
- **VADER_Score:** skor compound dari analisis VADER (-1 sampai +1)
- **VADER_Label:** hasil klasifikasi VADER:
 - > 0.05 = Positive
 - < -0.05 = Negative
 - Else = Neutral

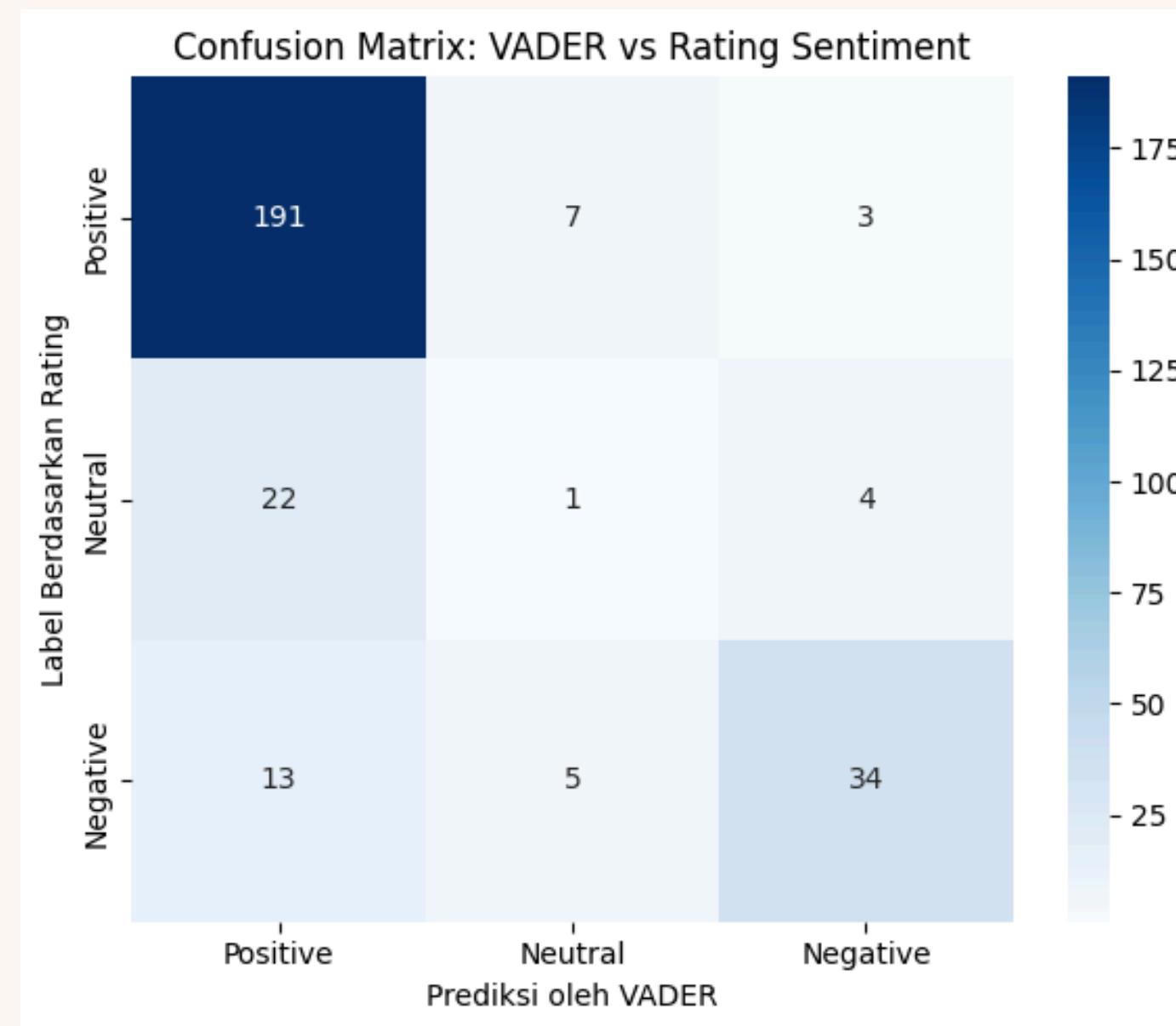


Distribusi Sentimen



- ✅ VADER lebih banyak klasifikasikan review sebagai positif (226 vs 201)
- ⚠️ Netral turun drastis di VADER (13 vs 27) → indikasi kesulitan deteksi sentimen netral
- 🔻 Review negatif juga turun (41 vs 52) → kemungkinan karena bahasa halus
- 🎯 VADER condong ke sentimen positif
- ❌ Mismatch tertinggi pada label Neutral

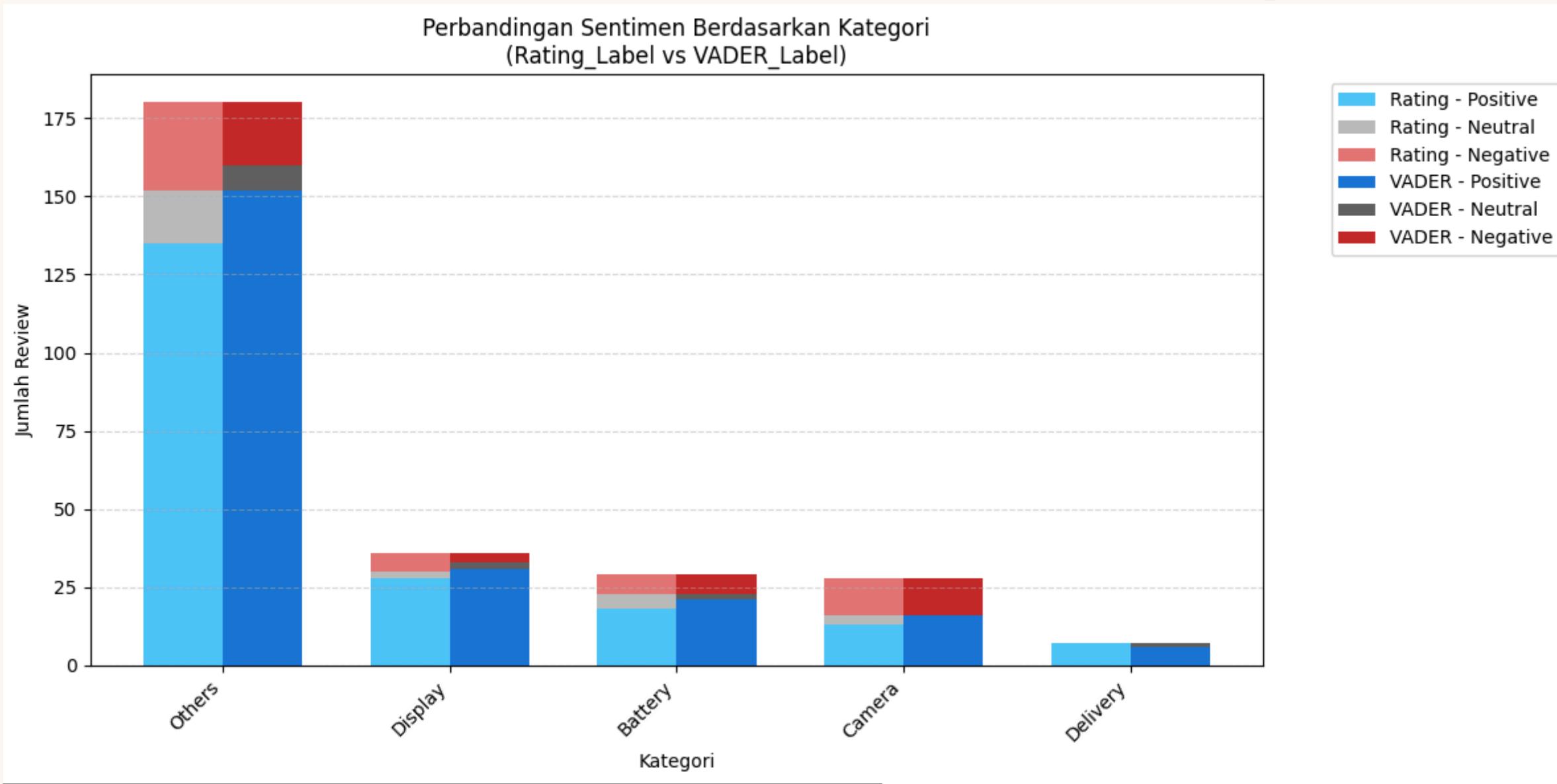
Evaluasi Kinerja VADER



Label	Precision	Recall	F1-Score
Positive	0.85	0.95	0.89
Negative	0.83	0.65	0.73
Neutral	0.08	0.04	0.05

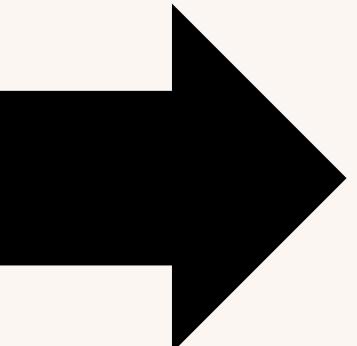
- ✅ Akurasi keseluruhan VADER: 81%
- ⚡ Label Positive: performa sangat baik ($F_1 = 0.89$)
- ❌ Label Neutral: performa sangat buruk ($F_1 = 0.05$, banyak false positive)
- ⚠️ Label Negative: cukup baik, tapi 25% prediksi salah
- 🗄 Kesalahan terbesar VADER: salah klasifikasikan netral sebagai positif
- 💡 VADER unggul dalam polaritas jelas (positif/negatif), lemah di ambiguitas/netral

Analisis Sentimen per Kategori



- Kategori "Others" mendominasi jumlah review secara keseluruhan, dan proporsi sentimen antara rating dan VADER relatif mirip (banyak sentimen positif).
- Pada kategori Display dan Battery, prediksi VADER terhadap sentimen cenderung selaras dengan rating pengguna.
- Kategori Camera menunjukkan ketidaksesuaian yang lebih terlihat, khususnya pada sentimen negatif:
 - VADER cenderung mengklasifikasikan lebih sedikit review sebagai negatif dibanding rating.
- Pada kategori Delivery, meskipun jumlah review sedikit, hasil prediksi VADER dan rating masih konsisten, dengan mayoritas positif.
- Secara umum, seluruh kategori memiliki jumlah sentimen positif yang dominan—baik berdasarkan Rating_Label maupun VADER_Label.

Category	Total	Akurasi
Display	36	86.11%
Delivery	7	85.71%
Others	180	80.56%
Camera	28	78.57%
Battery	29	75.86%



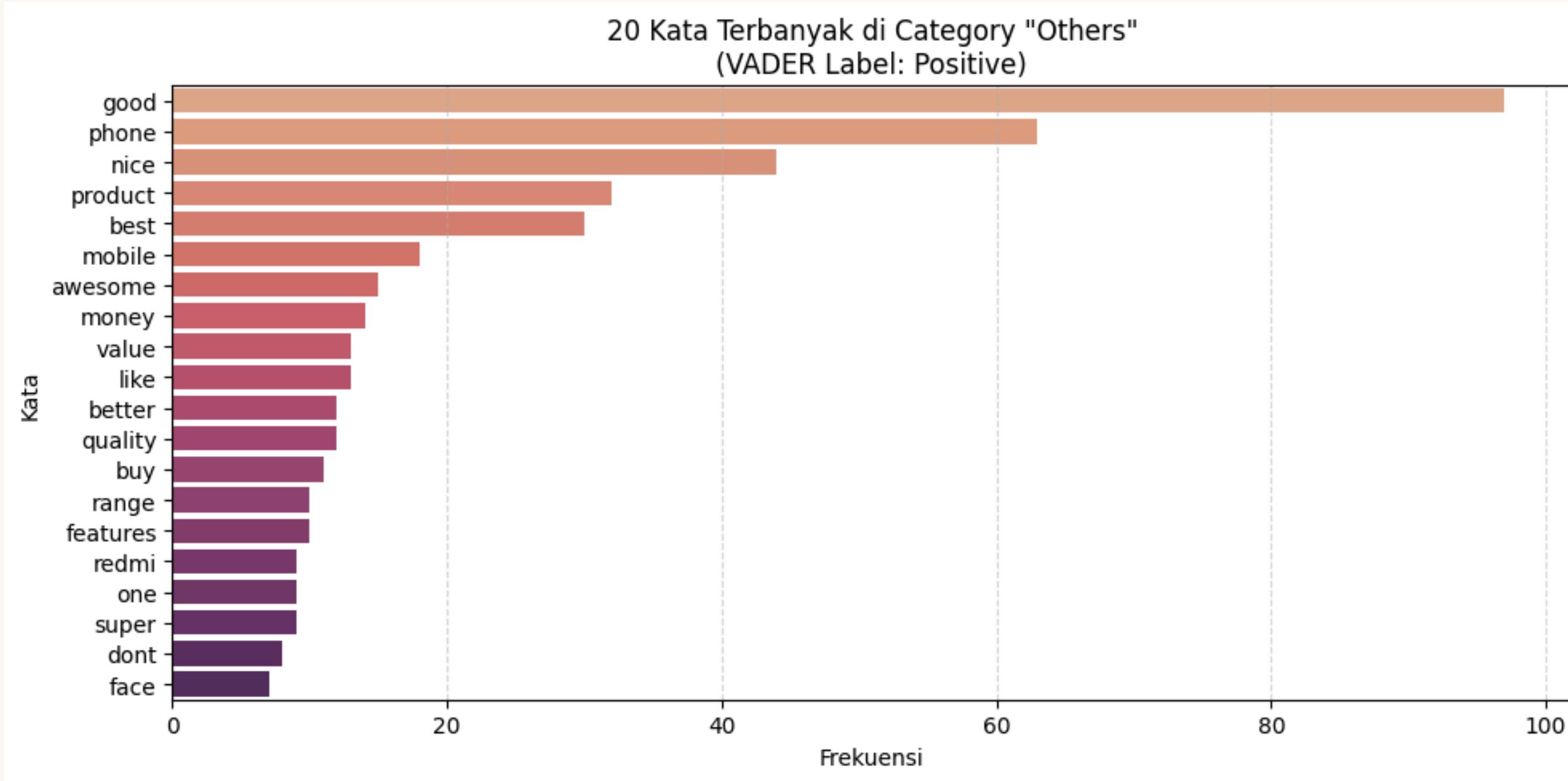
Analisa lebih lanjut untuk Category "Others" dan Rating "Neutral"

Analisis Category “Others” & Rating “Neutral”

Full_Review	# Rating_Score	Rating_Label	VADER_Label	...					
				Missing: 0 (0%)	Distinct: 15 (88%)	Missing: 0 (0%)	Distinct: 1 (6%)	Missing: 0 (0%)	Distinct: 1 (6%)
vry small size mobile All ok but vry small size mobile Full display not working in all application. Quite good Design can be better The product is great with quite good features. I am great fan of xiaomi and I have been always using Xiaomi phones. But I am disappo... Other	12% 12% 6% 71%	Neutral	Positive	76%	18%	Neutral	Negative	Neutral	18%
1 vry small size mobile All ok but vry small size mobile	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
2 Full display not working in all application. Quite good	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
11 vry small size mobile All ok but vry small size mobile	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
12 Full display not working in all application. Quite good	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
26 Design can be better The product is great with quite good features. I am great fan of xiaomi and I have been always using Xiaomi phones. But I am disappointed with m	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
52 Upto You A Bit Pricey compared to the competitors. Nice and Sleek body feels Good on Hand. Overall Performance Is good Enough less heat compered to mi redmi dev	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
61 Not value for money Good phone but not value for money, Prefer Redmi note 5 over this but was not in stock since last 2 months	3.0	Neutral	Negative	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
81 Overall a nice phone Sound quality is not so good Either way the mobile best in its segment	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
96 Very good desain Sound quility not dolby and processor performance not ok.	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
121 Good Low pictures clarity	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
130 Average Average	3.0	Neutral	Neutral	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
136 Poor Poor	3.0	Neutral	Negative	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
150 Super farfamens Nice mobaile	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
159 Munish gupta All is well	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
162 Bad video quality Video screen short	3.0	Neutral	Negative	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
182 Good rear camera Overall good	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)
199 Fantastic Super	3.0	Neutral	Positive	0 (0%)	15 (88%)	0 (0%)	1 (6%)	0 (0%)	1 (6%)

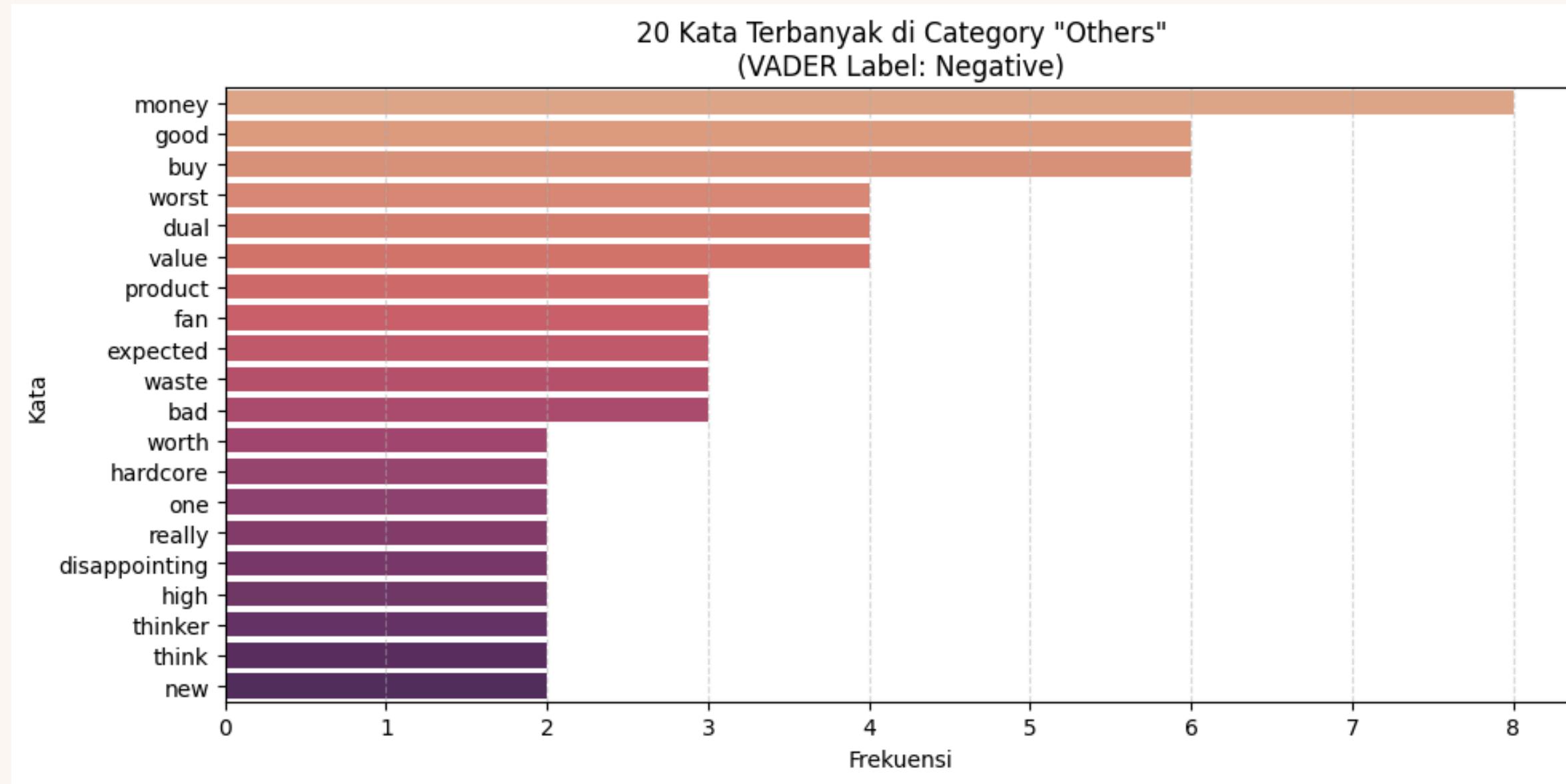
- ⚠ Tingkat mismatch sangat tinggi antara Rating_Label dan VADER_Label.
- 🔍 Mayoritas review diberi label “Neutral” berdasarkan rating, namun VADER memprediksi sebagai “Positive” (76%).
- ✍ Review banyak mengandung kata positif seperti “very good”, “nice mobile”, dll.
- 🔄 Banyak kalimat kontradiktif → sering mengandung kata “but” → membingungkan model.
- ⌚ Category = Others terlalu umum → isi review sangat beragam → sulit diklasifikasi akurat oleh model rule-based.

Analisis Category "Others" & Rating "Positive"



- **Banyak Review Umum & Tidak Spesifik**
 - Komentar seperti "good", "nice phone", "awesome" sering muncul, tapi tidak menyebutkan aspek produk tertentu (misalnya kamera, baterai, dll.).
 - Ini menyulitkan model NLP dan tim produk dalam melakukan analisis spesifik untuk perbaikan.
- **Kategori "Others" Jadi Tempat Sampah Review Positif**
 - Karena komentar terlalu umum, sistem tidak bisa mengelompokkan review ke kategori yang bermakna seperti Battery atau Display.
- **Solusi Bisnis:**
 - **Tambahkan format review terstruktur di platform**
 - **Gunakan dropdown atau checklist untuk aspek yang ingin dinilai:**
 - contoh: [] Kamera, [] Baterai, [] Layar, [] Desain
 - Tambahkan opsi komentar spesifik per aspek
 - Ini akan mempermudah pengguna menulis review yang lebih bermakna
 - **Percepat perbaikan produk & analisis sentimen**
 - Review yang terstruktur → lebih mudah dianalisis
 - Model NLP dapat dilatih lebih baik dengan data yang lebih jelas

Analisis Category "Others" & Rating "Negative"



- **Topik Negatif Umum:**

- Kata seperti "money", "value", dan "buy" muncul paling sering → pengguna mengeluh soal harga atau worth it-nya produk.
- Kata "worst", "bad", dan "disappointing" menunjukkan ketidakpuasan yang kuat.
- Istilah seperti "dual", "fan", dan "hardcore" muncul, berarti terdapat kendala pada hardware produk

- **Solusi Bisnis:**

- **Tambahkan Opsi Komplain Spesifik di UI**

- Saat rating < 3 → munculkan pertanyaan seperti:
 - ➤ "Apa yang Anda kurang suka?"
 - → [] Harga, [] Performa, [] Layar, [] Kamera, [] Lainnya
 - User bisa pilih & tambahkan komentar spesifik.

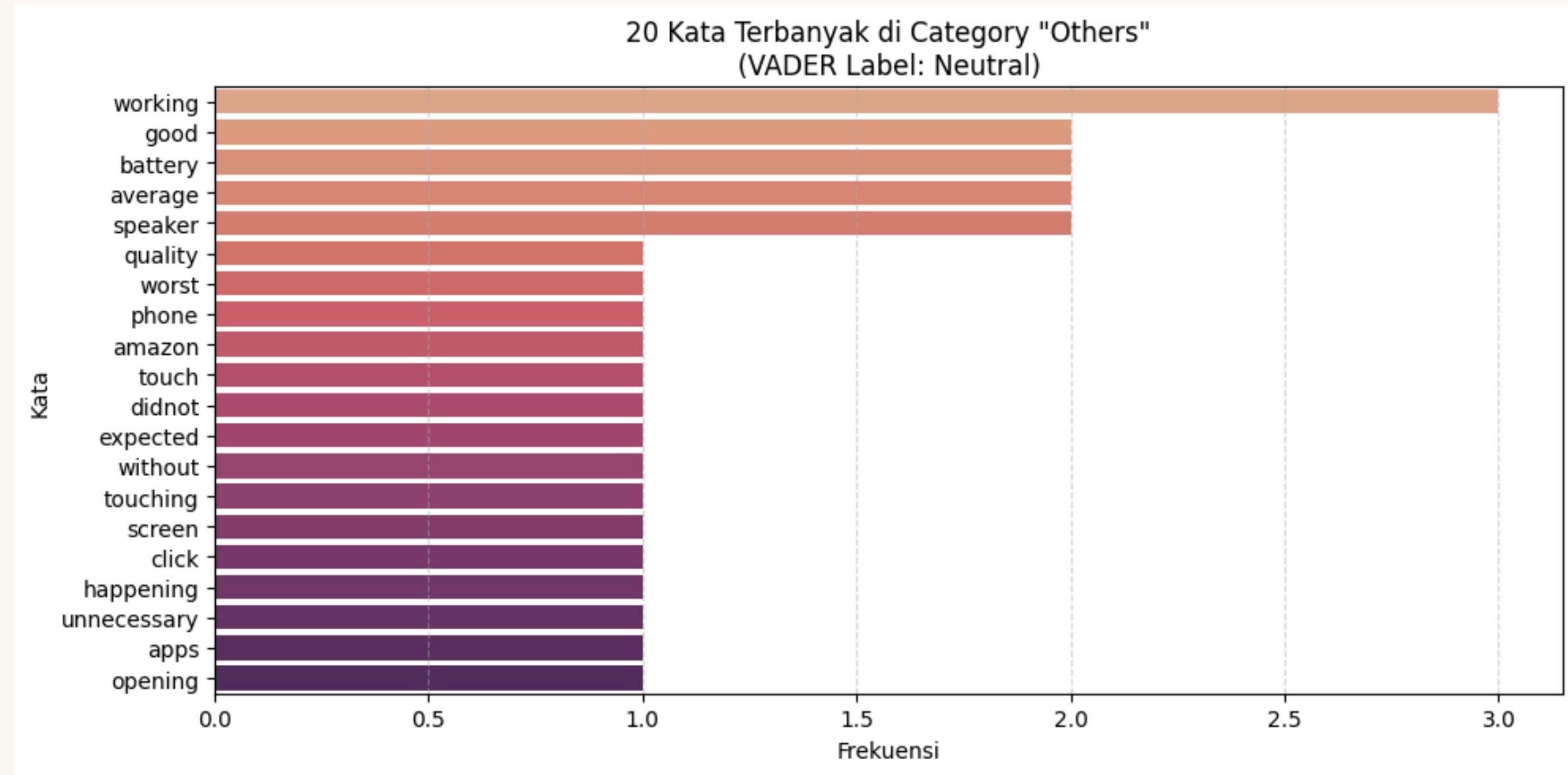
- **Fitur NLP-Driven Suggestion**

- Jika user mengetik kalimat seperti "not worth the money", sistem bisa menyarankan:
 - ➤ "Apakah ini terkait masalah harga atau kualitas produk?"
 - → membantu memperjelas konteks komentar.

- **Efek Bisnis Positif:**

- Model analisis sentimen & kategorisasi jadi lebih akurat
- Tim produk lebih cepat tahu pain point pelanggan (tanpa harus baca semua review manual)

Analisis Category "Others" & Rating "Neutral"



- **Isu Performa Umum Muncul di Kata-Kata Teknis:**
 - Kata seperti "touching", "click", "screen", "didnot", "apps", dan "opening" menunjukkan adanya keluhan terkait responsivitas perangkat (misalnya layar sentuh atau waktu loading aplikasi).
 - Ini memberi sinyal bahwa ada ruang untuk meningkatkan UX/UI atau kecepatan sistem.
 - **Komentar Ambigu Menyulitkan Klasifikasi dan Evaluasi Produk:**
 - Kata-kata seperti "good", "average", dan "working" sering muncul tanpa konteks spesifik → membuat review bersifat netral ambigu, sulit disimpulkan apakah puas atau tidak.
 - **Kemungkinan Masalah di Bagian Audio & Speaker:**
 - Kemunculan kata "speaker", "worst", dan "quality" dalam review netral menunjukkan isu kualitas suara mungkin belum menjadi prioritas utama pengguna, tapi perlu dipantau lebih lanjut.
- 💡 Rekomendasi Bisnis**
- ✓ Fokus Perbaikan Produk:**
- Tinjau dan uji kembali aspek layar sentuh, kecepatan respons aplikasi, dan performa speaker.
 - Feedback teknis walaupun netral, tetap bisa menjadi indikasi potensi churn atau ketidakpuasan tersembunyi.
- ✓ Gunakan Tagging Kategori Otomatis Berdasarkan Kata Kunci:**
- Tambahkan fitur otomatisasi NLP untuk mengelompokkan komentar teknis (misal: kata "click" → UX issue, "screen" → Display) agar tidak semua masuk ke kategori "Others".
- ✓ Tingkatkan Kualitas Review dengan Panduan:**
- Tambahkan template ulasan atau dropdown seperti:
 - "Masukkan komentar terkait layar, baterai, suara, atau pengiriman"
 - ➤ Ini bisa mengarahkan user untuk menulis lebih fokus dan kategoris — meningkatkan kualitas data dan sentiment prediction model.

Bagaimana cara meningkatkan sentimen analisis dan mengurangi ambiguitas terhadap review?



How?

Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik terhadap analisis sentimen, akan dibentuk sebuah model NLP yang dilatih berdasarkan Rating_Label dan VADER_Label.

Model ini bisa digunakan untuk mengurangi ambiguitas terhadap review yang tidak selaras dengan rating yang diberikan



Alur Model NLP

Data Preparation

- Dataset: Customer Feedback
- Labeling:
 - 1-2 = Negative
 - 3 = Neutral
 - 4-5 Positive

Text Preprocessing

- Koversi huruf kecil, hapus simbol
- Tokenisasi menggunakan TF-IDF (unigram + bigram)
- Ekstrasi fitur tambahan: VADER sentiment score (compound)

Alur Model NLP

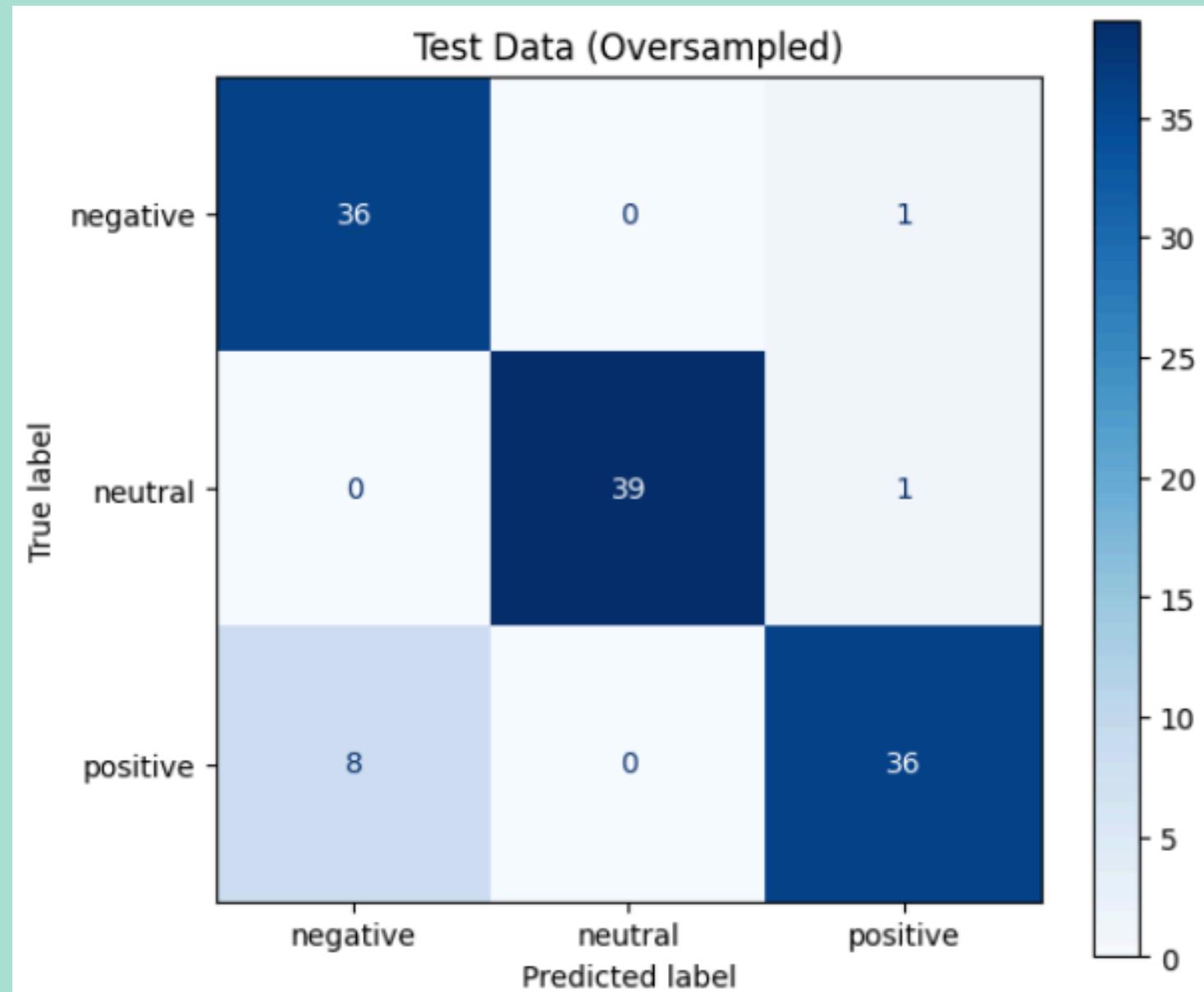
Handling Imbalanced Data

- Distribusi awal label:
 - Positive: 201
 - Negative: 52
 - Neutral: 27
- Dilakukan oversampling hanya pada kelas minoritas menggunakan RandomOverSampler

Model Training

- Algoritma: Linear Support Vector Classifier (SVM)
- Fitur input:
 - TF-IDF vector dari "Comments"
 - VADER compound Score sebagai fitur tambahan
- Penyesuaian class_weight='balanced' untuk memperkuat minorits

Evaluasi Model Test Data (Oversampled SMOTE)



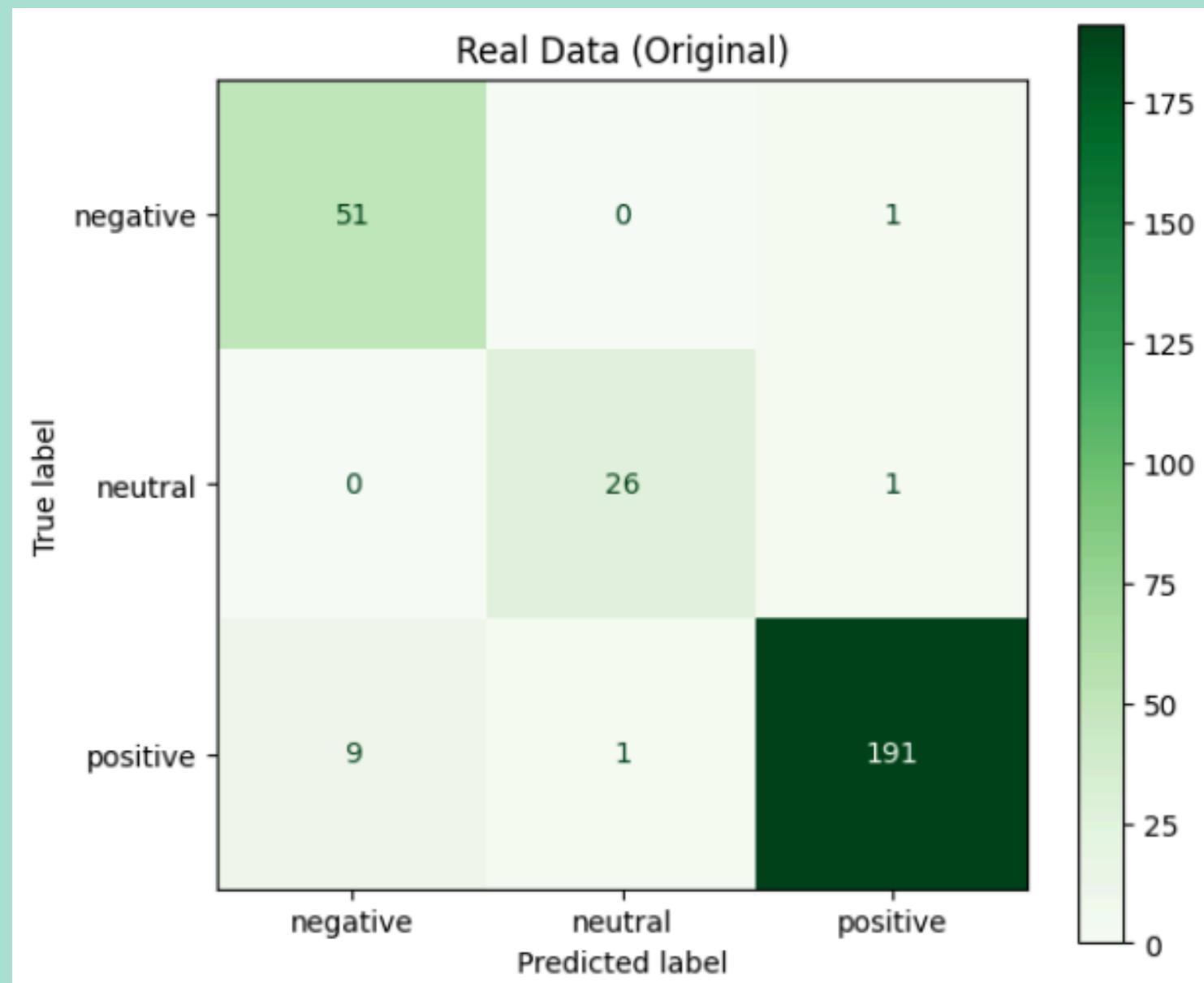
Evaluasi pada data oversampled:

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.82	0.97	0.89	37
neutral	1.00	0.97	0.99	40
positive	0.95	0.82	0.88	44
accuracy			0.92	121
macro avg	0.92	0.92	0.92	121
weighted avg	0.93	0.92	0.92	121

- Model berhasil belajar dengan baik dari balanced data
- Tidak ada kelas yang didominasi, distribusi prediksi seimbang
- Model mencapai akurasi 92% pada kelas minoritas setelah oversampling



Evaluasi Model Dataset Asli



Evaluasi pada data oversampled:				
	precision	recall	f1-score	support
negative	0.82	0.97	0.89	37
neutral	1.00	0.97	0.99	40
positive	0.95	0.82	0.88	44
accuracy			0.92	121
macro avg	0.92	0.92	0.92	121
weighted avg	0.93	0.92	0.92	121

- Model tetap akurat dan stabil meskipun data imbalanced
- Menunjukkan generalisasi yang kuat dari hasil pelatihan



Evaluasi Model: Test Manual

Input Kalimat	Prediksi Model	Harapan Ideal
I love this phone! Very fast and smooth.	Positive	<input checked="" type="checkbox"/> Positive
This is the worst product I've ever used.	Negative	<input checked="" type="checkbox"/> Negative
Okay lah, not bad, not great.	Positive	<input type="checkbox"/> Neutral
The display broke after 1 week.	Negative	<input checked="" type="checkbox"/> Negative
Super value for money!	Positive	<input checked="" type="checkbox"/> Positive
I'm disappointed with the performance.	Negative	<input checked="" type="checkbox"/> Negative
The camera is decent, nothing special.	Negative	<input type="checkbox"/> Neutral
Totally worth every penny!	Positive	<input checked="" type="checkbox"/> Positive
Average	Neutral	<input checked="" type="checkbox"/> Neutral
Poor performance	Neutral	<input type="checkbox"/> Negative
All good	Positive	<input checked="" type="checkbox"/> Positive



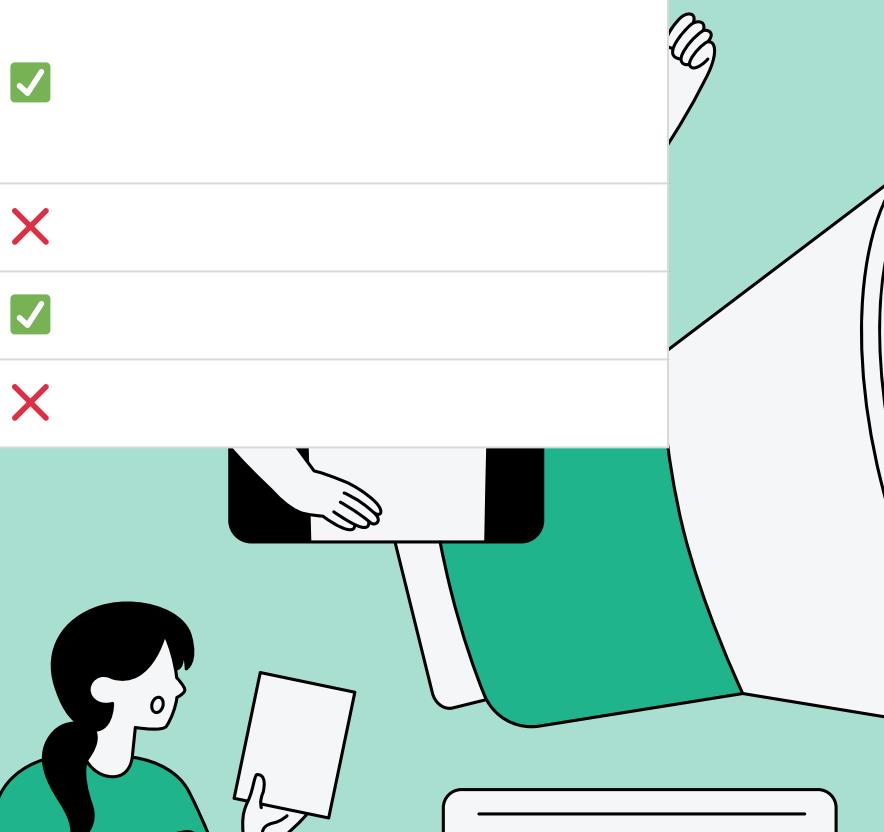
Evaluasi Model: Test Mismatch

Test akan dilakukan kepada review yang memiliki perbedaan label antara rating_label dan vader_label

Komentar (Singkat)	Rating Label	VADER Label	Prediksi Model	Cocok?
good rear camera and bad front camera... Thanks Mi India.	Neutral	Positive	Neutral	✓
awosome phone	Positive	Neutral	Negative	✗
Hello	Positive	Neutral	Positive	✓
Worst, don't go for it... audio quality is too low to audible.	Negative	Positive	Negative	✓
Wooo	Positive	Neutral	Positive	✓
Poor	Neutral	Negative	Neutral	✓
Over prised by at least Rs.1000... I have good opinion about Redmi mobiles.	Neutral	Positive	Neutral	✓
All is well	Neutral	Positive	Positive	✗
Selfi flesh not	Negative	Neutral	Negative	✓
Ok	Negative	Positive	Positive	✗

🔍 Model membantu mengoreksi ketidaksesuaian antara isi komentar dan rating, sehingga dapat mengidentifikasi review yang tidak jujur atau kurang membangun.

💡 Dengan deteksi ini, perusahaan bisa fokus pada feedback yang benar-benar relevan untuk perbaikan produk, bukan hanya melihat rating angka semata.



Solusi Bisnis Berbasis NLP

1. Customer Review FLOW (UX Improvement)

a. Input dari Customer saat memberikan feedback:

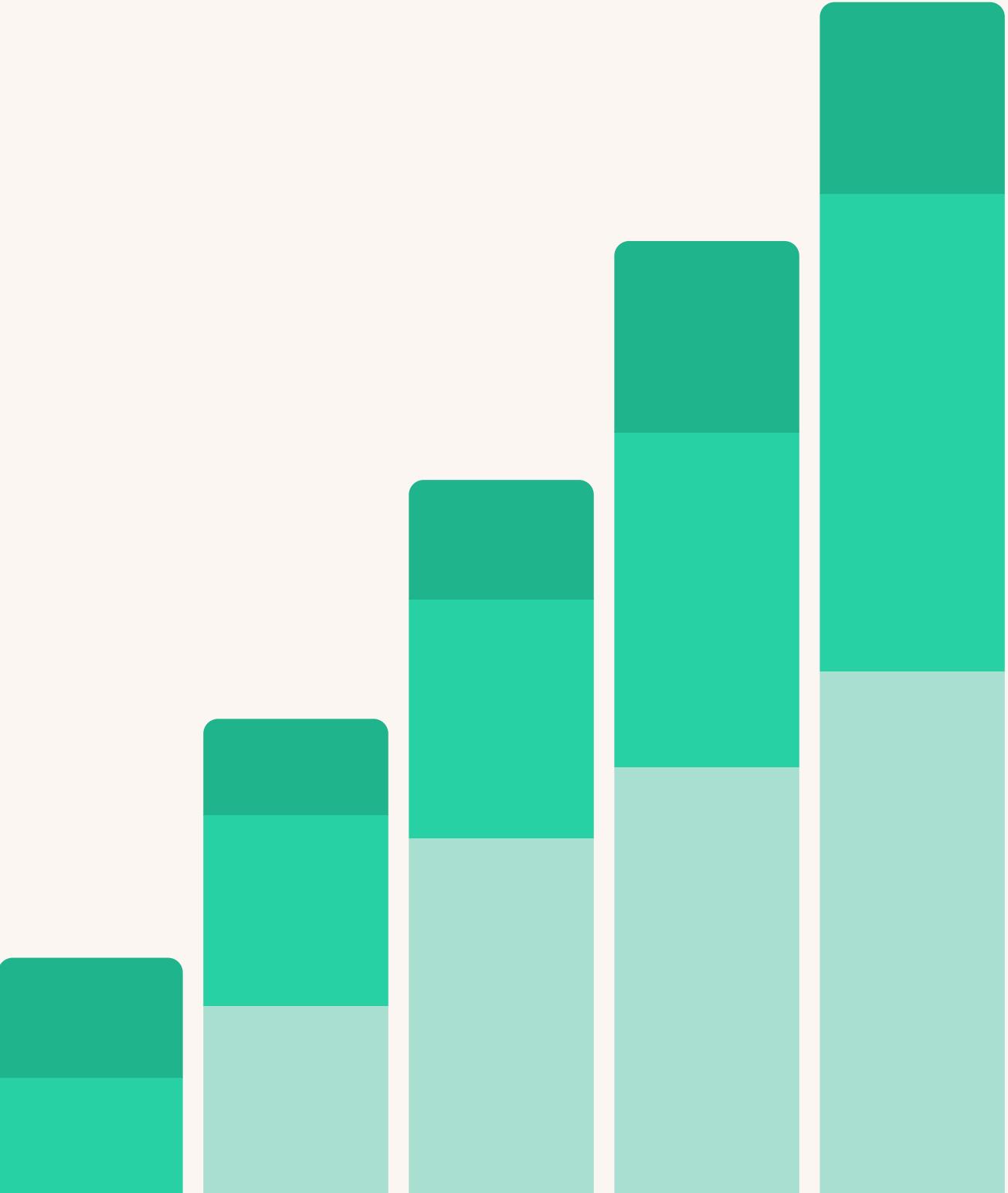
- i. Rating Produk
- ii. Komentar Bebas
- iii. Checklist/dropdown komponen: Kamera, Baterai, Layar, Perfoma
- iv. Tombol "Review ini berguna?" oleh user lain

2. Pemrosesan & Analisis Internal

- a. Model NLP memproses komentar untuk prediksi sentimen
- b. Bandingkan dengan rating = deteksi mismatch (indikasi misleading/fake review)
- c. Label "komentar bermanfaat" = diprioritaskan untuk insight
- d. Kelompokkan komentar berdasarkan fitur/kategori produk

3. Output untuk Bisnis:

- a. Produk mana yang sering dikritik meski rating tinggi = potensi misleading review
- b. Komentar bermanfaat & relevan = prioritas untuk tindakan
- c. Deteksi komentar spam/tidak bermakna = bisa difilter/abaikan
- d. Tren sentimen terhadap tiap fitur



Analisis Kolom Useful

Komentar yang paling banyak di-upvote dianggap paling membantu oleh pelanggan lain, sehingga menggambarkan keluhan nyata yang paling berdampak pada keputusan pembelian.

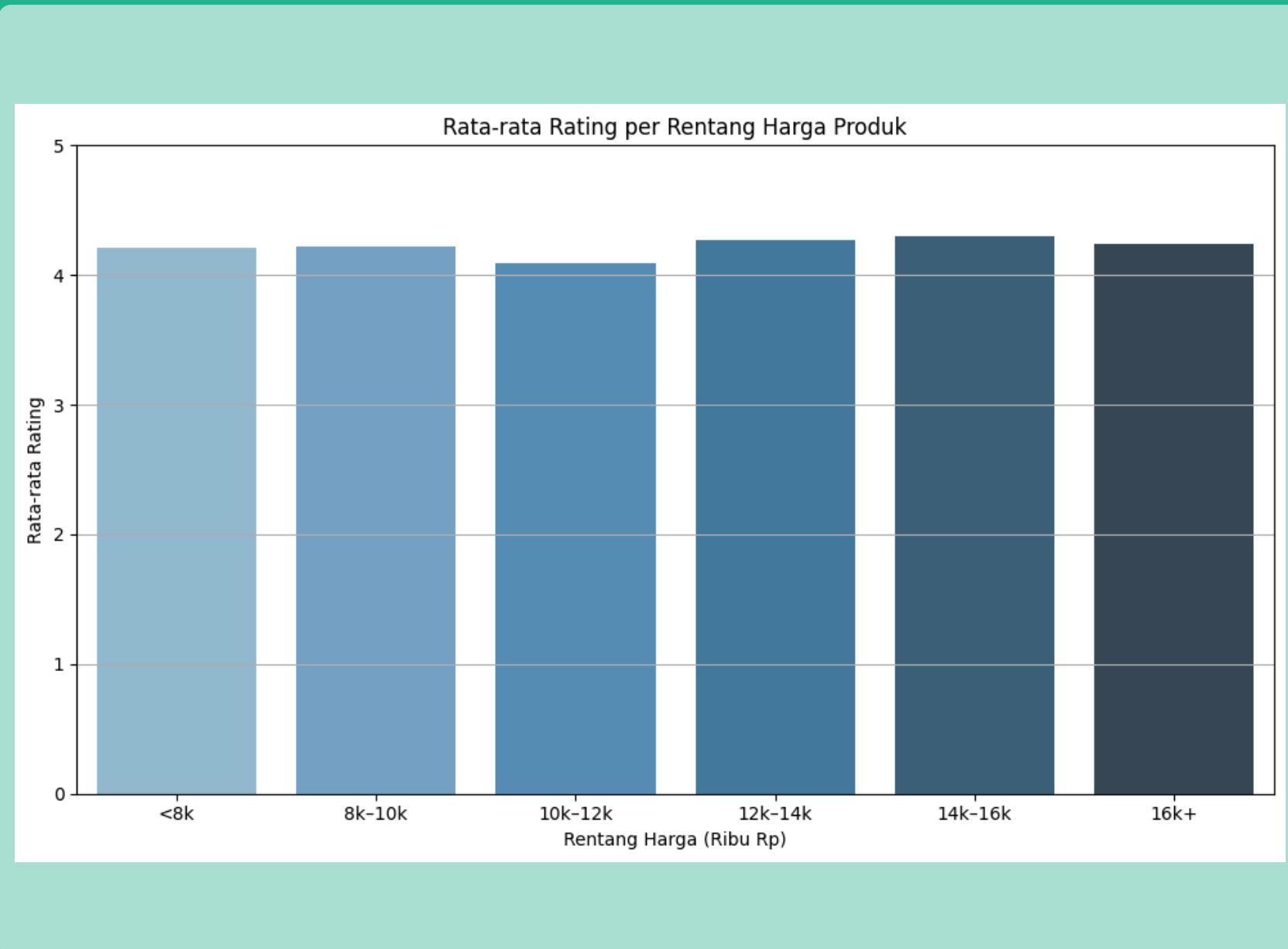
Negative

Fokus Utama	Insight Singkat
Kamera	Kamera depan sangat buruk (seperti VGA), tidak cocok untuk selfie, hasil foto tidak tajam
Performa & Panas	HP lag saat multitasking, cepat panas saat streaming, hang & harus restart
Audio	Kualitas suara speaker & earphone rendah, terdengar pecah/distorsi
Build Quality	Mudah retak jika jatuh, kualitas fisik tidak sebanding harga
Layanan Purna Jual	Return sulit, CS tidak membantu, Amazon dianggap tidak berpihak ke pelanggan
Kekecewaan Produk	Banyak pembeli merasa tertipu atau ekspektasi tidak sesuai harga

Positive

Fokus Utama	Insight Singkat
Baterai	Tahan lama dan efisien, jarang overheat
Layar & UI	Tampilan bagus, UI lancar dalam pemakaian standar
Value for Money	Beberapa menyebut produk cukup oke di harga 6–7 juta jika ekspektasi disesuaikan
Fitur Tambahan	Sensor lengkap, desain cukup menarik bagi pengguna yang tidak banyak menuntut

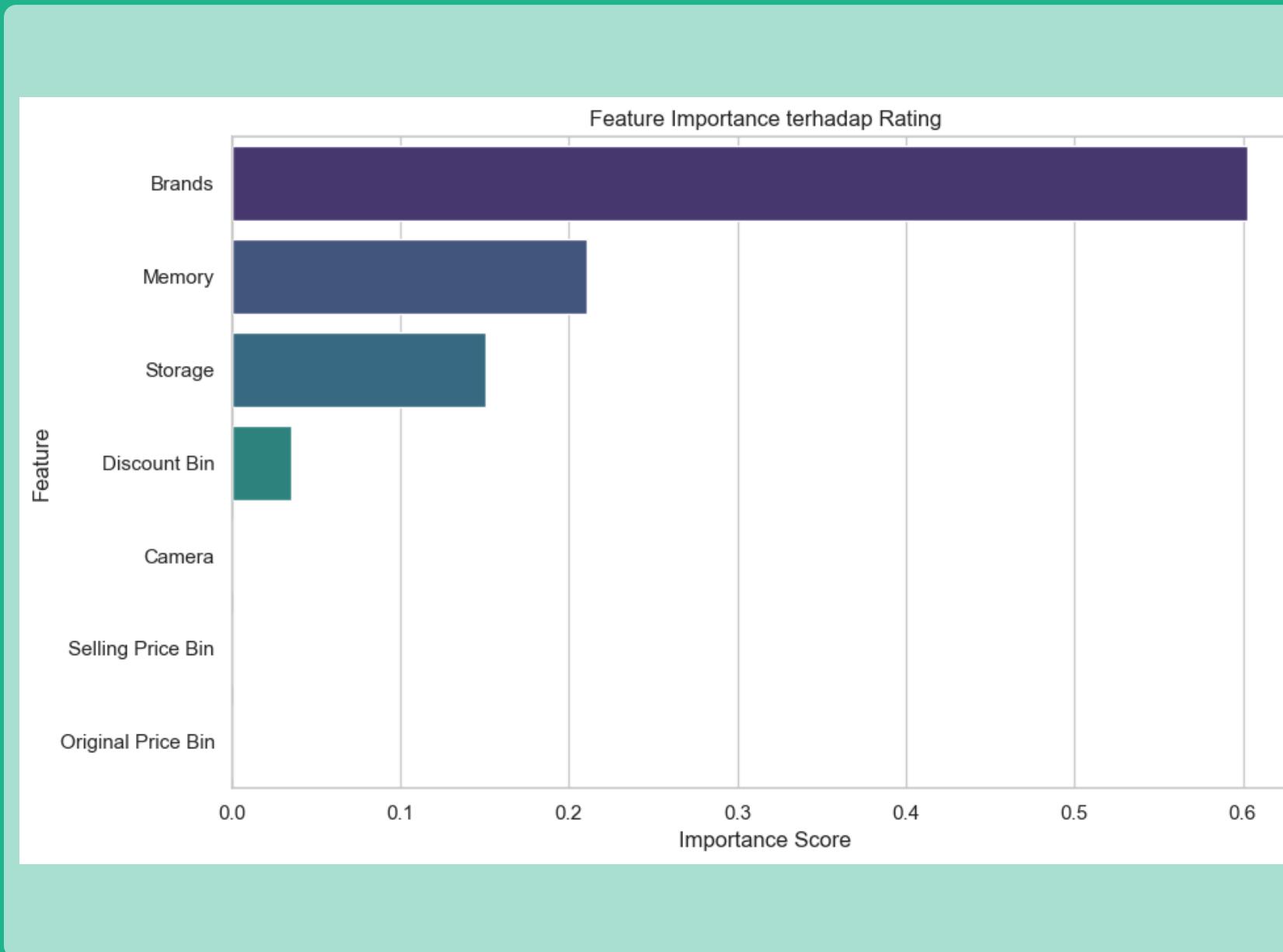
Comparison



🔍 Insight Harga vs Rating Produk

1. **Rata-rata rating cenderung stabil tinggi (di atas 4) di semua rentang harga — menunjukkan bahwa harga bukan satu-satunya penentu kepuasan pelanggan.**
2. **Produk dengan harga lebih mahal (14k–16k) justru mendapatkan rating tertinggi, mendukung asumsi bahwa konsumen bersedia memberi rating tinggi jika kualitas produk sebanding dengan harga.**
3. **Tidak terlihat tren bahwa semakin murah produk maka semakin rendah rating, artinya persepsi value for money tetap penting di semua segmen harga.**

Feature Importance



🔍 Key Points: Feature Importance Rating

1. **Brand paling dominan**
 - a. → Merek (Brands) menjadi faktor paling berpengaruh terhadap rating. Reputasi dan kepercayaan pelanggan terhadap brand kuat seperti Xiaomi, Samsung, dll, sangat menentukan.
2. **Spesifikasi kamera sangat penting**
 - a. → Fitur Camera berada di posisi tinggi. Pengguna sangat memperhatikan hasil foto/video saat memberikan rating.
3. **Memory dan Storage juga signifikan**
 - a. → Kapasitas RAM (Memory) dan penyimpanan (Storage) turut memengaruhi pengalaman pengguna.
4. **Harga bukan penentu utama**
 - a. → Meski Selling Price dan Original Price masuk ke model, pengaruhnya tidak sebesar spesifikasi teknis dan brand.
5. **Diskon kurang berpengaruh terhadap kepuasan**
 - a. → Discount cenderung tidak berdampak langsung ke rating. Artinya, meski diskon besar, jika performa buruk, rating tetap rendah.

Kesimpulan & Rekomendasi Bisnis

1. Model NLP Sentimen Berbasis Rating Akurat

- a. Model klasifikasi berbasis TF-IDF + Logistic Regression berhasil mencapai akurasi hingga 96% pada data validasi.
- b. Penggunaan oversampling dan pelabelan dari rating membuat model lebih seimbang dan akurat dalam mendeteksi sentimen review.

2. Model dapat Mengoreksi Review Anomali

- a. Dengan membandingkan prediksi model terhadap hasil VADER dan rating, dapat ditemukan review yang tidak konsisten (contoh: rating positif tapi komentar negatif).
- b. Hal ini membuka peluang mendeteksi fake review atau ketidaksesuaian antara penilaian dan komentar.

3. Review 'Useful' Banyak Berisi Kritik Mendasar

- a. Review dengan jumlah "useful" tertinggi umumnya berasal dari komentar negatif dengan alasan jelas (kamera buruk, panas, performa lambat).
- b. Ini menandakan bahwa user value ada pada review kritis, objektif, dan rinci, bukan semata-mata bintang tinggi.

4. Harga Mahal Bukan Masalah Jika Produk Bagus

- a. Bar Plot membuktikan bahwa banyak produk dengan harga tinggi tetap mendapat rating tinggi, terutama dari merek terpercaya seperti Xiaomi.
- b. Artinya, value-for-money lebih penting daripada murah.

5. Faktor Penentu Rating Produk: Brand & Kamera

- a. Hasil analisis feature importance menunjukkan bahwa brand, kamera, RAM/storage, lebih penting dibandingkan harga atau diskon.
- b. Diskon tinggi tidak menjamin rating bagus jika produk tidak memuaskan.

✓ Rekomendasi Bisnis:

- Tambahkan dropdown feedback agar customer dapat memberi ulasan lebih terstruktur (misal: nilai kamera, baterai, performa).
- Prioritaskan produk dengan komentar 'useful' tinggi sebagai sumber insight untuk perbaikan kualitas.
- Gunakan model NLP untuk menyaring review tidak relevan atau mencurigakan.
- Jangan terlalu fokus pada diskon, fokuskan pada peningkatan fitur dan user experience.

Presented by Michaell Abelard Hendra

Thank you very much!

