



Group 3 Web Mining | Presentasion 1

SENTIMENT ANALYSIS ON SAYURBOX APPLICATION REVIEWS

Using indoBERT (Indonesian Bidirectional Encoder
Representation from Transformer) Sentiment Analysis

Maryesta A. S.

- 2206051531

Shinta Chandra

- 2206053940

Siti Nur Salamah - 2206048833

Vanny K - 2206051506

8 sayurbox



Analisis Sentimen

Ulasan pengguna aplikasi Sayurbox mencerminkan suara konsumen berupa kepuasan & kritik pengguna. Ditengah **ketatnya persaingan** dengan setidaknya 14 kompetitor, Sayurbox perlu **memahami pengalaman pengguna terhadap aplikasi**. Informasi dari analisis sentimen penting karena dapat

- 1 **Menangkap suara konsumen real-time**
- 2 **Mengidentifikasi pola masalah**
- 3 **Mengidentifikasi kepuasan pelayanan**
- 4 **Menyusun strategi perbaikan tepat sasaran**
- 5 **Memperkuat posisi Sayurbox di pasaran**

Data ulasan pengguna aplikasi sayurbox di ambil dengan melakukan scraping langsung dari Google Play Store berdasarkan fungsi google_play_scraper yang sudah tersedia di Google Colab.

RUMUSAN MASALAH

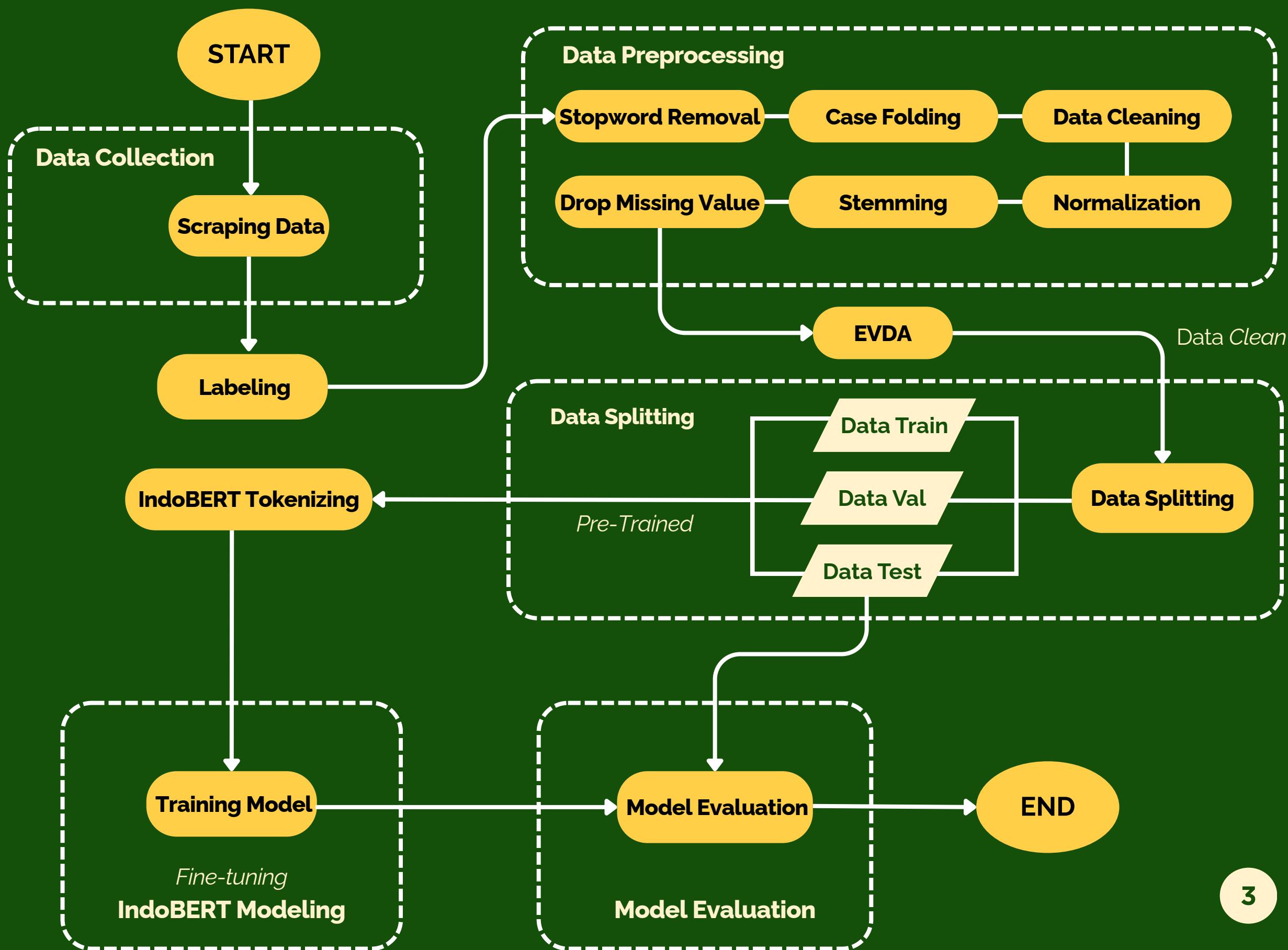
- 01 Bagaimana sentimen pengguna terhadap aplikasi Sayurbox berdasarkan ulasan yang diperoleh dari play store?
- 02 Bagaimana penerapan model IndoBERT dalam analisis sentimen untuk mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap aplikasi Sayurbox?
- 03 Informasi apa saja yang dapat diperoleh dari hasil analisis sentimen untuk mendukung pengembangan layanan aplikasi Sayurbox?

TUJUAN PENELITIAN

- 01 Menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Sayurbox berdasarkan ulasan yang diperoleh dari play store.
- 02 Menerapkan model IndoBERT dalam analisis sentimen untuk mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap aplikasi Sayurbox.
- 03 Menghasilkan informasi dan insight yang relevan dari hasil analisis sentimen untuk memberikan rekomendasi bagi pengembangan layanan aplikasi Sayurbox.

Hasil yang diharapkan adalah visualisasi jumlah **ulasan positif dan negatif** pengguna sayurbox pada Google Play Store. Selain itu, akan dilihat juga **performa model** yang terbentuk melalui **matriks evaluasi** atau confusion matrix.

ALUR METODOLOGI PENELITIAN



Metodologi Penelitian

Data Collection

Proses scraping data ulasan pengguna aplikasi sayurbox

Labeling

Proses memberikan sentimen pada data ulasan

Data Preprocessing

Proses membersihkan data seperti case folding, dsb.

EVDA

Proses mencari *insight* dan visualisasi data

Data Splitting

Proses membagi data menjadi train, validation, test.

Training Model

Proses melatih model menggunakan IndoBERT

Model Evaluation

Proses evaluasi model menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score.

SCRAPING

Source

Sayurbox - Grocery
Jadi Mudah

Sayurbox

4.8★
38 rb ulasan

1jt+
Download

Rating 3+



Instal

Bagikan

Tambahkan ke wishlist

sayurbox

Google Play

Aplikasi ini tersedia untuk perangkat Anda

Pengambilan

Menggunakan **google_play_scraper**,
diambil sejumlah **2000** ulasan **terbaru** dalam
bahasa Indonesia yang akan dianalisis.

```
sayurbox, continuation_token = reviews('com.sayurbox',
lang='id',
country='id',
sort=Sort.NEWEST,
count=2000)
```

Hasil Dataset

Kolom yang akan dipakai untuk labeling sentimen: **content**

reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt	appVersion	content_raw	sentimen
858e90df-feeb-4417-b94b-f1fe2132014f	Gawang Maps	https://googleusercontent.com/a/ALV-U...	praktis harga jangkau packaging moza konsisten...	5	2	2.28.0	2025-04-16 20:07:06	Terima kasih banyak untuk ulasan dan bintang l...	2025-04-18 03:55:23	2.28.0	Sangat praktis dan harga nya pun masih terjang...	Positif
f2995305-b33b-4be8-b33b-d2ace225fe92	Tan Bengkie	https://googleusercontent.com/a/ACgBoc...	terima kasih paket terima dgn	5	0	2.28.0	2025-04-15 07:46:20	Terima kasih banyak untuk ulasan dan bintang l...	2025-04-16 04:33:01	2.28.0	Terima Kasih, paket udh diterima dgn baik.	Positif
c3c9ba7d-d42b-4ca1-9db0-ab9e671e174d	Elvi Sarif	https://googleusercontent.com/a/ALV-U...	tr makasih mudah dim beli tukang sayur langgan...	5	0	2.28.0	2025-04-14 00:47:28	Terima kasih banyak untuk ulasan dan bintang l...	2025-04-14 06:08:29	2.28.0	trimakasih..memudahkan saya dim membeli sayur2...	Positif
ea655fd2-b740-4c29-887b-3b7bf9d5c2c3	Titi Widayarsi	https://googleusercontent.com/a/ALV-U...	senang belanja fresh	5	0	2.26.1	2025-04-08 08:45:38	Terima kasih banyak untuk ulasan dan bintang l...	2025-04-08 08:51:09	2.26.1	senang belanja di sini..semua fresh.	Positif
1e35be67-8c04-4f57-957c-8101be353368	Mie aceh Sang juara	https://googleusercontent.com/a/ACgBoc...	terimakasih	5	0	Nan	2025-04-08 07:52:31	Terima kasih banyak untuk ulasan dan bintang l...	2025-04-08 08:50:55	Nan	terimakasih	Netral

Kolom:

- reviewId** (String): ID unik ulasan di Play Store
- userName** (String): Nama anonim pengguna
- userImage** (String (URL)): Foto profil pengguna
- content** (String): Isi teks ulasan
- score** (Integer (1-5)): Rating bintang
- thumbsUpCount** (Integer): Jumlah "like" dari user lain
- reviewCreatedVersion** (String): Versi app saat ulasan dibuat
- at** (DateTime): Tanggal/waktu ulasan
- replyContent** (String): Balasan Sayurbox (jika ada)
- repliedAt** (DateTime): Waktu balasan developer
- appVersion** (String): Versi app saat ulasan dibuat

LABELING

Menggunakan VADER, custom lexicon, dan validasi manual.

VADER & Custom Lexicon

Lexicon-based

Metode analisis menggunakan kamus *lexicon* berisi **bobot kata** sebagai acuan dalam perhitungan. (Borg & Boldt, 2020)

VADER Lexicon

Tool analisis sentimen berbasis leksikon yang disesuaikan dengan sentimen di media sosial.



Custom Lexicon

Menambahkan 50+ Sayurbox terms.
Contoh: segar, busuk, basi, dsb.



Labeling otomatis dengan VADER Lexicon belum sepenuhnya akurat.

Diperlukan **validasi manual** untuk memastikan kesesuaian label sentimen

Validasi Manual

Dilakukan **validasi manual** pada 2000 ulasan dengan *spreadsheet*

	L	M
1	content_raw	sentimen
2	Sangat praktis dan harga nya pun masih terjangkau... sangat baik dalam packaging.... semoga semakin baik lagi dan konsisten dalam pelayanan... sukses selalu	Positif
3	Terima Kasih, paket udh diterima dgn baik.	Positif
4	trimakasih..memudahkan saya dlm membeli sayur2an yg ga ada di tukang sayur langganan..semoga selalu sukses dan harga banyak diskon nya yaaaa... 😊	Positif
5	senang belanja di sini..semua fresh.	Positif
6	terimakasih	Netral
7	sangat membantu	Positif
8	untuk pengalaman pertama pakai dan belanja di apk ini, bagus... sayurannya segar pengiriman nya cepat juga dan pesanan datang tanpa kurang 1 apapun. next bakal Belanja disini lagi y	Positif
9	jangan khawatir pesan disini amanah. kalau ada kendala, langsung ditangani tim cs yang gercep dan responsif.	Positif
10	saya beli sunglit sudah rusak dan sudah sobek samping seperti sudah d pakai...apakah layak seperti itu di jual !!!!! mau minta pengembalian barang aja pertanyaan nya banyak ...barang rusak jgn d jual	Negatif
11	Sangat membantu Dan Segar bahannya	Positif
12	Sayurbox, kenapa banyak barang yg kosong dari kemarin? Mau ada perbikan apa mau tutup, seperti toko2 online yg lain - klo hrs, sebaiknya sebalik	Negatif

HASIL

2000 ulasan yang sudah diberi label **sentimen 3 kategori** dan telah **ditinjau ulang**



Data kemudian didownload sebagai excel untuk dilakukan tahap preprocessing.

VALIDASI LABEL

Acuan proses validasi manual label

Berikut adalah asas yang dipatuhi dalam **validasi manual** untuk mengurangi bias pada validasi.

1. Proses validasi dilakukan oleh **1 orang annatator** yang **tidak terafiliasi oleh Sayurbox dan industri terkait**. Menghindari bias pada komentar yang diberikan dan membuat prosesnya konsisten terhadap satu pandangan.
2. Ulasan yang menyampaikan fakta tanpa opini yang jelas dan pertanyaan tanpa emosi tergolong dalam **sentimen netral**.
3. Apabila dalam suatu ulasan terdapat kata yang mengarah pada kata positif dan negatif, maka sentimen akhir ditentukan berdasarkan ulasan yang mendominasi. Namun, jika keduanya memiliki kadar yang sama maka masuk dalam netral seperti saran.
4. Kata penegas seperti "tetapi", "sayangnya", "namun" dan kata sejenis, dapat membalik arah sentimen.

Mohammad S.M. (2016)

"barang ok"

positif

Menunjukkan fakta tanpa emosi

netral

"Cukup menyenangkan, berbelanja di sayurbox. Hanya sedikit koreksi, kalau memberi voucher atau tebus murah yg sederhana saja caranya seperti aplikasi yg beredar diplafon medsos lain nya, agar mudah meklaim dan gampang penggunaanya."

positif

Kadar sentimen yang seimbang dan dominan menunjukkan saran

netral

"Sebenarnya harganya lebih murah dari aplikasi sebelah tapi lemotnya ga ketulungan"

positif

kata tapi merubah arah sentimen

negatif

PRE-PROCESSING DATA TEKS

Langkah-langkah *preprocessing* yang diterapkan pada data teks berbeda untuk proses modeling dan EVDA, disesuaikan dengan tujuan analisis masing-masing.

1

PRE-PROCESSING DATA TEKS UNTUK MODELING

Hasil *preprocessing* akan digunakan untuk **modeling dengan IndoBERT**.

Preprocessing dilakukan **seminimal mungkin** agar konteks dan struktur kalimat tetap utuh tanpa mengubah isi asli ulasan (orisinal).

BERT bekerja dengan **baik** pada **data yang minim preprocessing** (Alzahrani & Jololian, 2021).

2

PRE-PROCESSING DATA TEKS UNTUK EVDA

Hasil *preprocessing* akan digunakan untuk **Ekplorasi dan Visualisasi Data**.

Prapengolahan bertujuan untuk **meningkatkan keterbacaan dan kejelasan informasi**.

Beberapa tahapan tambahan diantaranya: *remove stopwords, stemming, dsb.*

Contoh

Raw Data

Terima kasih pesannya sudah datang, semua sayur buah dan daging dtng sesuai harapan  banyak diskon ny pula mantaap

Hasil Preprocessing untuk Modeling

terima kasih pesannya sudah datang, semua sayur buah dan daging datang sesuai harapan banyak diskon nya pula mantap

Hasil Preprocessing untuk EVDA

terima kasih pesan datang sayur buah daging datang sesuai harap banyak diskon mantap

1 PRE-PROCESSING DATA TEKS UNTUK MODELING

dilakukan beberapa langkah dalam menyiapkan dan menyesuaikan data teks ulasan sebelum digunakan untuk *modeling* dengan IndoBERT.

	STEP	SEBELUM	SESUDAH
01	Case Folding	Mengubah kapitalisasi menjadi huruf kecil. Terima kasih pesanannya sudah datang, semua sayur buah dan daging dtng sesuai harapan  banyak diskon ny pula mantaap	terima kasih pesanannya sudah datang, semua sayur buah dan daging dtng sesuai harapan  banyak diskon ny pula mantaap
02	Data Cleaning	Menghapus: <ul style="list-style-type: none"> • emoji, • hashtag, • whitespaces, • uninformation words, 	terima kasih pesanannya sudah datang, semua sayur buah dan daging dtng sesuai harapan  banyak diskon ny pula mantaap
03	Normalization	Normalisasi kata singkat & tidak baku ke bentuk standar KBBI terima kasih pesanannya sudah datang, semua sayur buah dan daging dtng sesuai harapan banyak diskon ny pula mantaap	Hasil Akhir terima kasih pesanannya sudah datang, semua sayur buah dan daging datang sesuai harapan banyak diskon nya pula mantap

2 PRE-PROCESSING DATA TEKS UNTUK EVDA

9

dilakukan beberapa langkah dalam menyiapkan dan menyesuaikan data teks ulasan sebelum digunakan untuk **Eksplorasi dan Visualisasi Data**

	STEP	SEBELUM	SESUDAH
01	Stopwords Removal	Hapus stopwords dalam bahasa Indonesia dan bahasa Inggris NEW	Terima kasih pesannya sudah datang, semua sayur buah dan daging dtng sesuai harapan banyak diskon ny mantaap
02	Case Folding	Mengubah kapitalisasi menjadi huruf kecil.	terima kasih pesannya datang, sayur buah daging dtng sesuai harapan banyak diskon ny mantaap
03	Data Cleaning	Menghapus: <ul style="list-style-type: none">• emoji,• hashtag,• whitespaces,• uninformation words, NEW	terima kasih pesannya datang, sayur buah daging dtng sesuai harapan banyak diskon ny mantaap
04	Normalization	Normalisasi kata singkat & tidak baku ke bentuk standar KBBI	terima kasih pesannya datang sayur buah daging dtng sesuai harapan banyak diskon mantap
05	Stemming	Mengubah kata berimbahan menjadi kata dasar NEW	terima kasih pesan datang sayur buah daging datang sesuai harap banyak diskon mantap

Hasil Akhir

SCRAPING

LABELING

PRE-PROCESSING

EDA

MODELING

3 PRE-PROCESSING STRUKTUR DATA

10

dilakukan beberapa langkah dalam menyiapkan dan menyesuaikan struktur data

ulasan sebelum digunakan untuk **Eksplorasi dan Visualisasi Data** dan **modeling dengan IndoBERT**

	STEP	SEBELUM	SESUDAH
01	Pengambilan Kolom	<ul style="list-style-type: none">Mengambil kolom yang informasinya akan berguna untuk dilakukan EVDA dan modelingMengganti kolom at menjadi date	reviewID, userName, userImage, content_modeling, content_evda, score, thumbsUpCount, reviewCreatedVersion, at, replyContent, content_raw, sentimen
02	Nilai Unik Kolom	Memeriksa nilai unik kolom sebagai informasi mengenai isi dari setiap kolom 5 score 0 s.d. 192 thumbsup appVersion 1.50.1 sampai dengan 2.28.0	3 sentimen negatif
03	Missing Value	Melakukan penanganan <i>missing value</i> yang terdapat pada <ul style="list-style-type: none">14 baris dari kolom content_modeling,33 baris dari kolom content_evda, dan282 baris pada kolom appVersion.	CONTENT Menghapus seluruh baris dengan NaN pada kolom content_modeling karena tidak mengandung informasi apapun. Missing value kolom content_evda yang tersisa setelah penghapusan baris missing value kolom content_modeling akan diimputasi dengan text pada kolom content_modeling AppVersion Karena mengandung informasi content maka dilakukan inisiasi AppVersion berdasarkan kolom date . Dilakukan dengan informasi dari sayurbox.id.uptodown.com dan apkpure.com
04	Penyesuaian Kolom Waktu	Penghapusan waktu pada bagian date Memisahkan kolom tahun Memisahkan kolom bulan	Old Date 2025-03-07 02:44:07 New Date 2025-03-07 year 2025 month 3

SCRAPING

LABELING

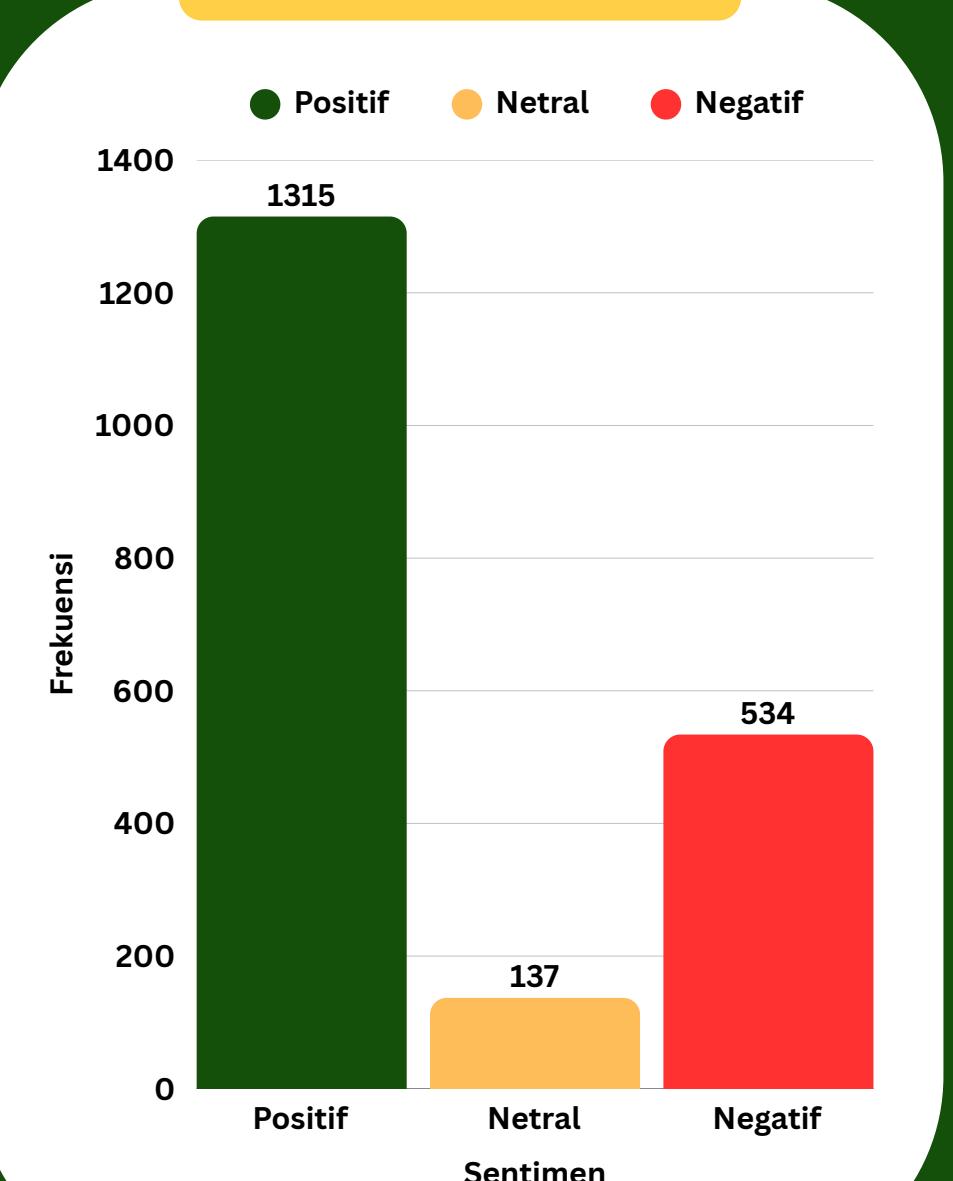
PRE-PROCESSING

EDA

MODELING

VISUALISASI DATA

Distribusi Sentimen



01

DISTRIBUSI SENTIMEN

Melihat distribusi dari kolom sentimen (label) ulasan

Didapatkan informasi bahwa:

- Grafik batang ini menggambarkan distribusi label sentimen dari sejumlah data penelitian.
- Terlihat jelas bahwa **sentimen positif** mendominasi secara signifikan dengan frekuensi mencapai **1315**.
- Jumlah **sentimen negatif** juga cukup besar, yaitu 534.
- Sementara itu, **sentimen netral** memiliki frekuensi yang jauh lebih rendah, hanya 137.

Secara keseluruhan, data ini menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan dari SayurBox cenderung memiliki sentimen positif, diikuti oleh opini negatif, dan hanya sebagian kecil yang bersifat netral.

Jumlah sentimen netral yang imbalanced dapat menyebabkan hasil akurasi pada sentimen netral yang kurang baik.

02

DISTRIBUSI SCORE KESELURUHAN

Kategori score terbagi atas

1 = sangat tidak puas 4 = puas

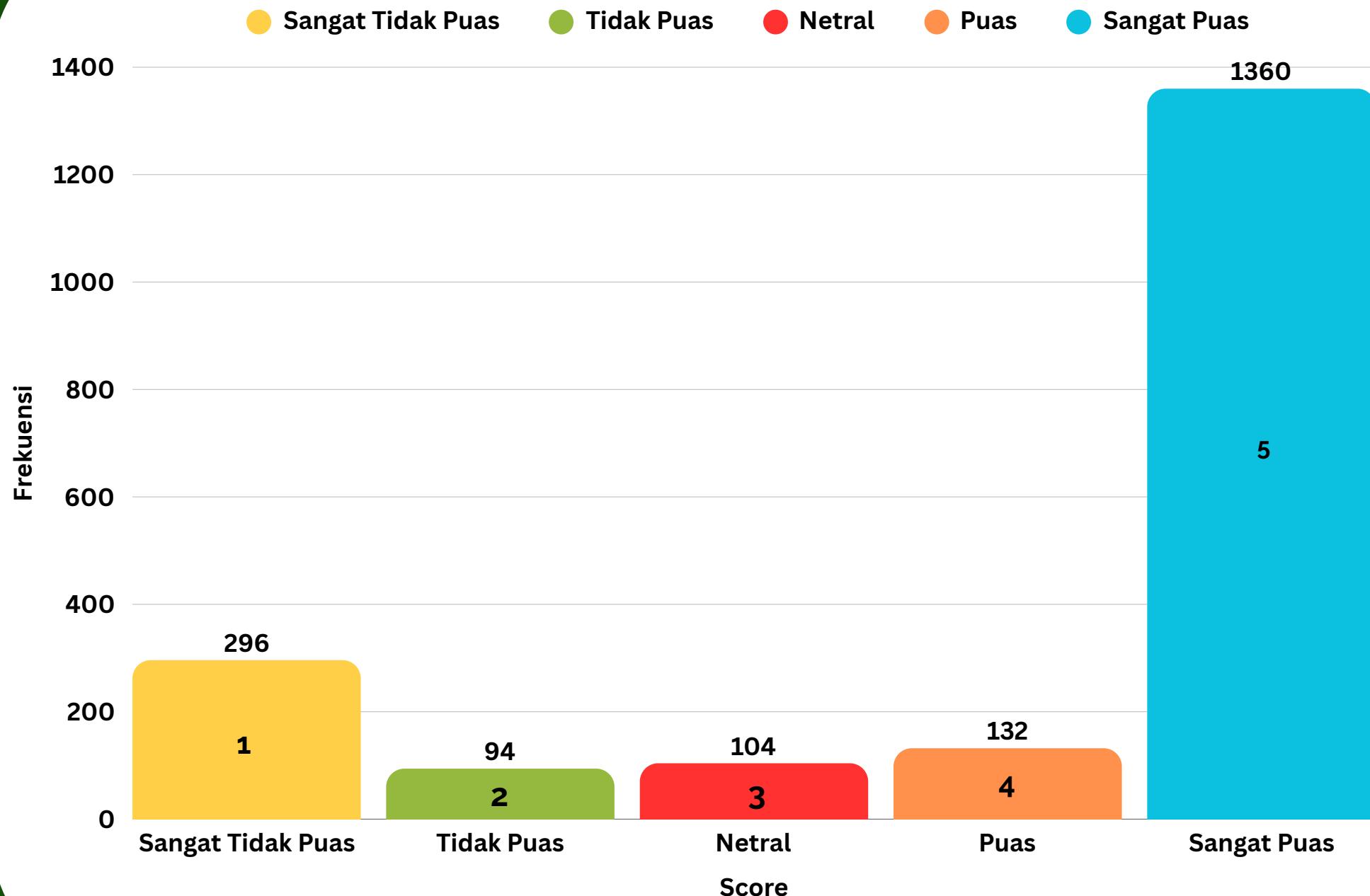
2 = tidak puas

5 = sangat puas

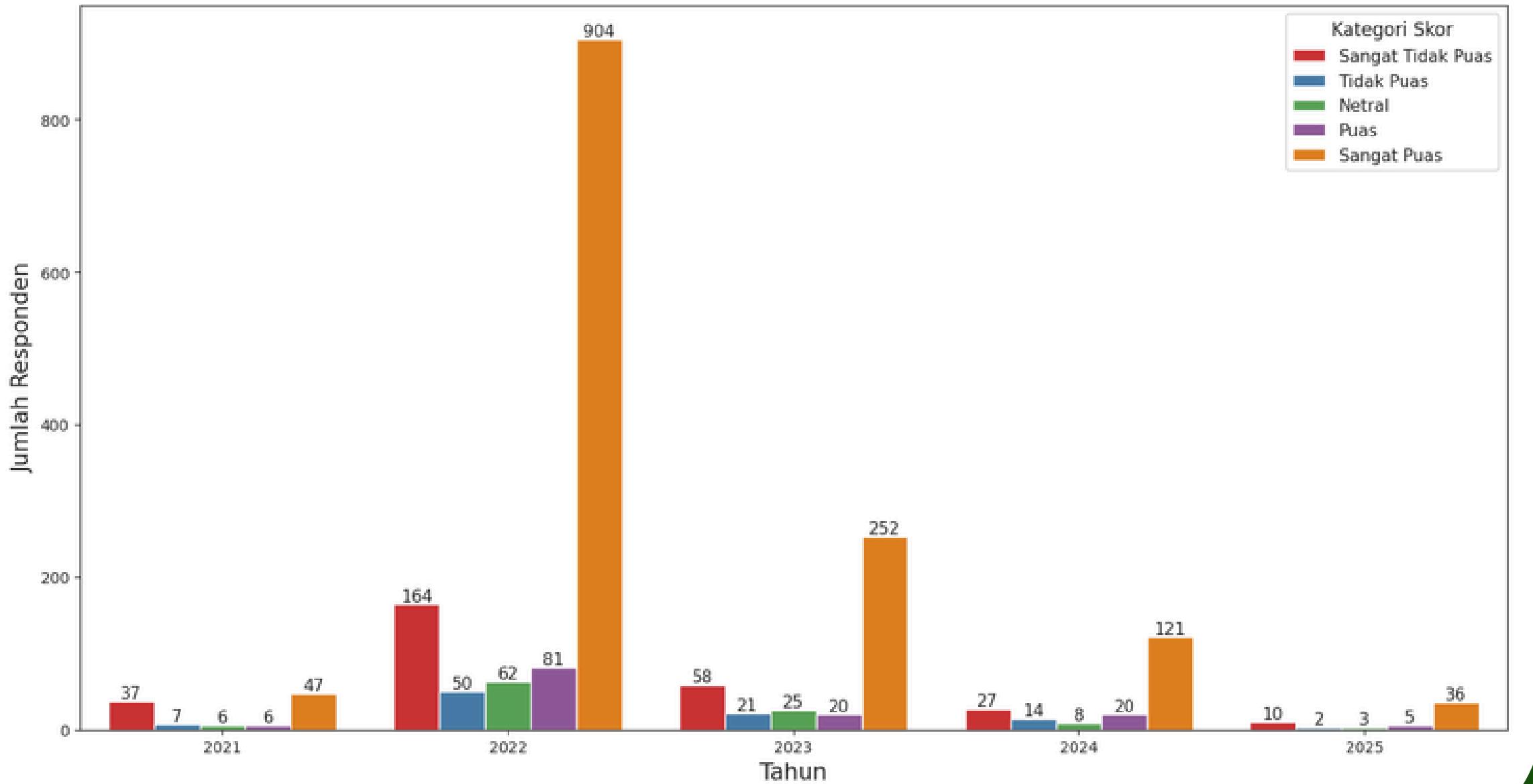
3 = netral

1360 pengguna **sangat puas** dan **132** puas, menunjukkan **pengalaman positif dan kesan baik** terhadap layanan dan produk. Pengguna yang merasa **sangat tidak puas** (**296**) serta **tidak puas** (**94**), mengindikasikan adanya **masalah yang perlu ditangani**. Sebagian kecil pengguna bersikap **netral** (**104**), mungkin karena **belum merasakan manfaat penuh atau memiliki pengalaman yang biasa saja**. Secara keseluruhan ulasan Sayurbox cenderung **membuat pengguna merasa puas**.

Bar Chart Distribusi Score Keseluruhan



Distribusi Score Pengguna per Tahun



03

DISTRIBUSI SCORE PER TAHUN

Kesimpulan

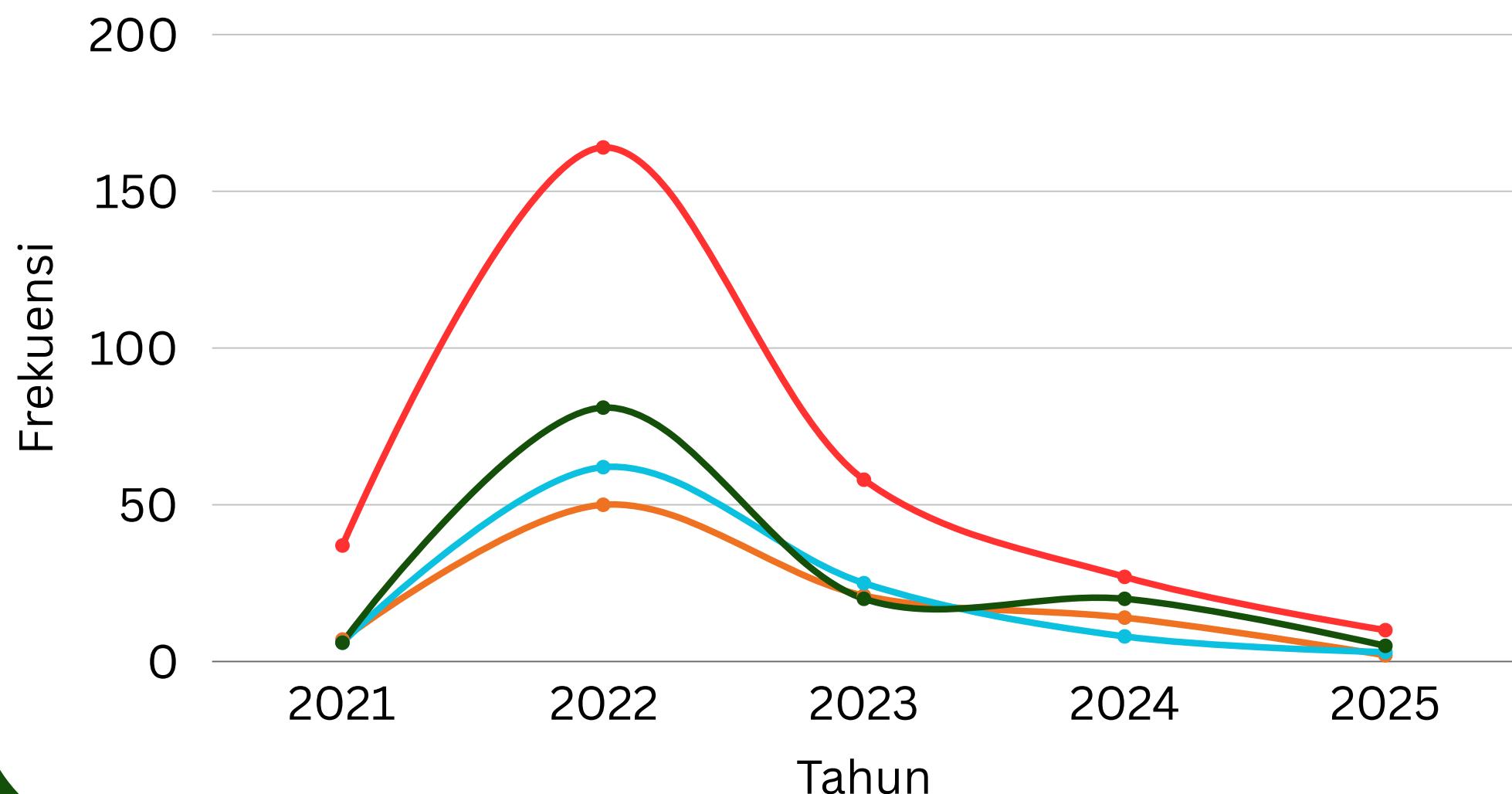
- Jumlah rating Sayurbox melonjak di tahun 2022, didominasi oleh rating "Sangat Puas", menunjukkan kepuasan pengguna yang tinggi.
- Jumlah rating menurun setelah tahun 2022, dengan kondisi tahun 2025 yang masih berjalan.
- Distribusi jumlah rating Sayurbox bervariasi setiap tahunnya. Seperti tahun 2021 yang lebih merata dan 2022 yang didominasi "Sangat Puas".



Line Chart dari Trend Score Pengguna per Tahun

● Sangat Tidak Puas ● Tidak Puas ● Netral

● Puas



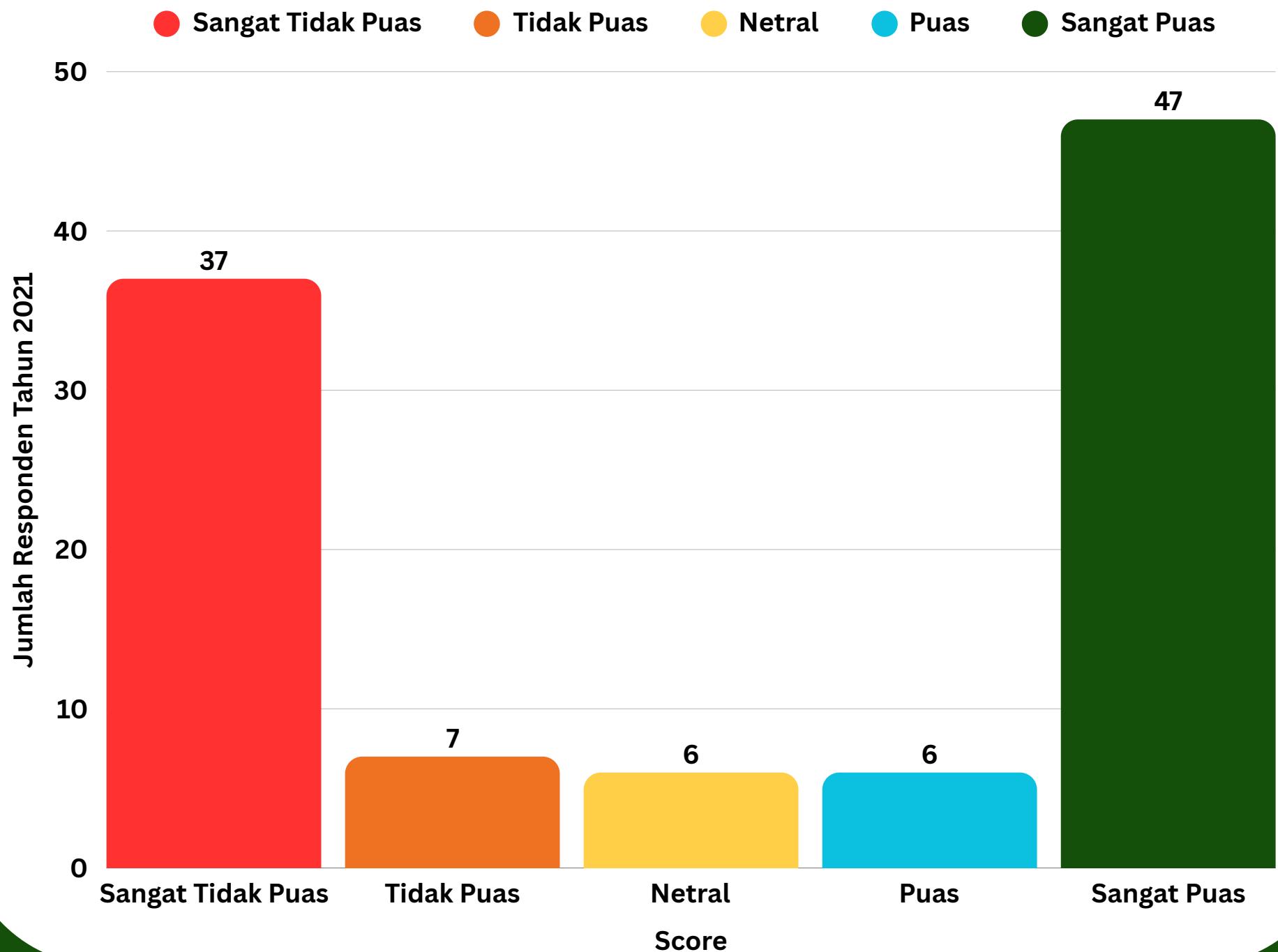
04

TREND RATING PER TAHUN

Smoothing Line Chart untuk Melihat Tren

- Dibuat representasi menggunakan grafik garis (line chart) untuk **melihat tren dari distribusi score pengguna aplikasi sayurbox** dengan lebih jelas.
- Garis yang memiliki **kenaikan** dan penurunan cukup jelas dimiliki oleh garis score **Sangat Tidak Puas**.
- Hal ini menandakan ketidak-konsistensi aplikasi di awal-awal tahun penelitian

Distribusi Score Pengguna Tahun 2021



05

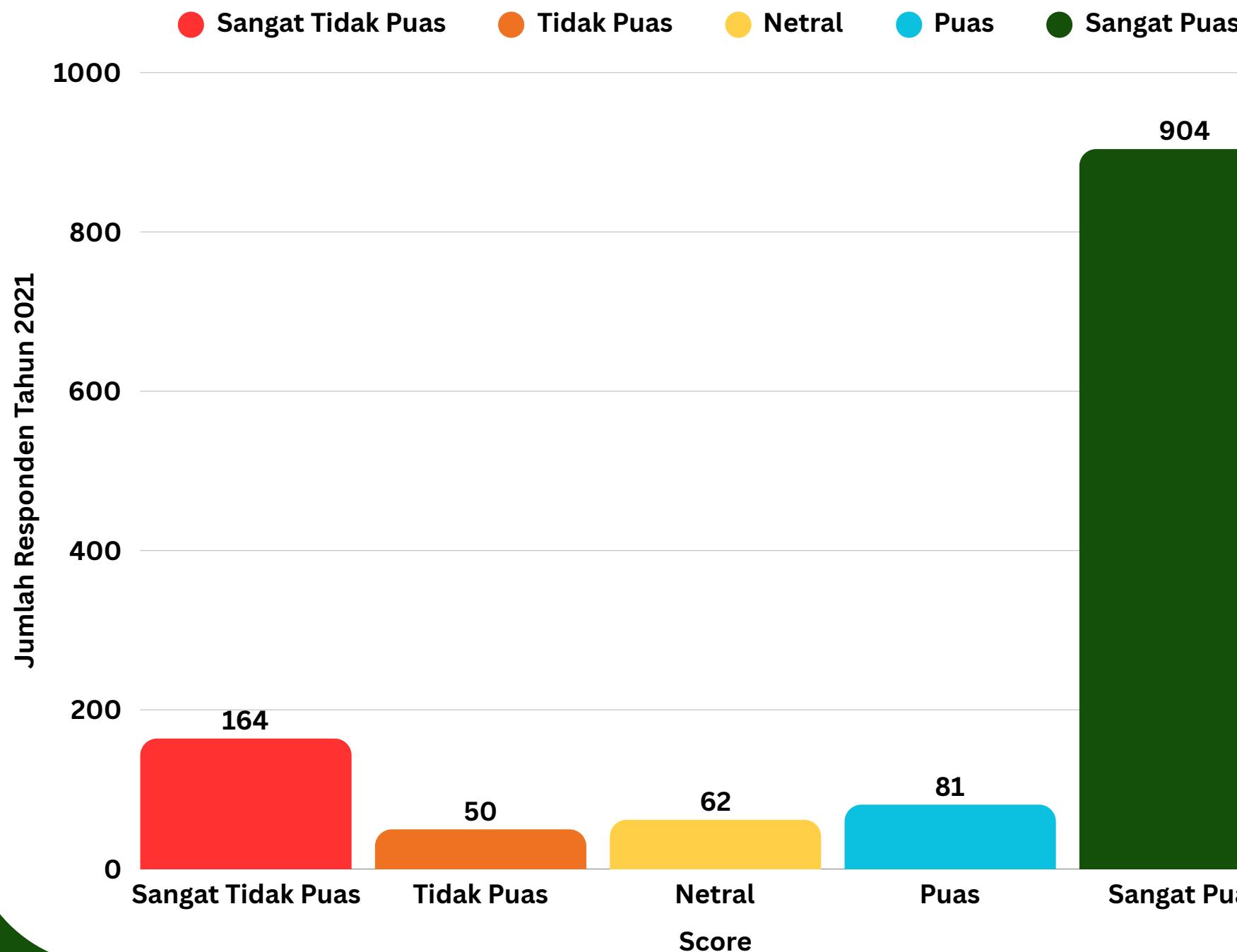
DISTRIBUSI SCORE TAHUN 2021

Bar Chart Total Skor dari Pengguna Tahun 2021

Sebagian besar responden (**47 orang**) merasa **Sangat Puas** dengan Sayurbox. Jumlah responden yang merasa **Sangat Tidak Puas** juga cukup tinggi, yaitu **37 orang**. Sementara itu, jumlah responden yang memilih kategori **Tidak Puas**, **Netral**, dan **Puas** relatif lebih sedikit, masing-masing 7, 6, dan 6 orang.

Secara keseluruhan, terlihat adanya polarisasi pendapat di antara pengguna Sayurbox pada tahun 2021, dengan sebagian besar sangat puas dan sebagian lainnya sangat tidak puas. Kelompok dengan tingkat kepuasan di tengah cenderung lebih kecil.

Distribusi Score Pengguna Tahun 2022



06

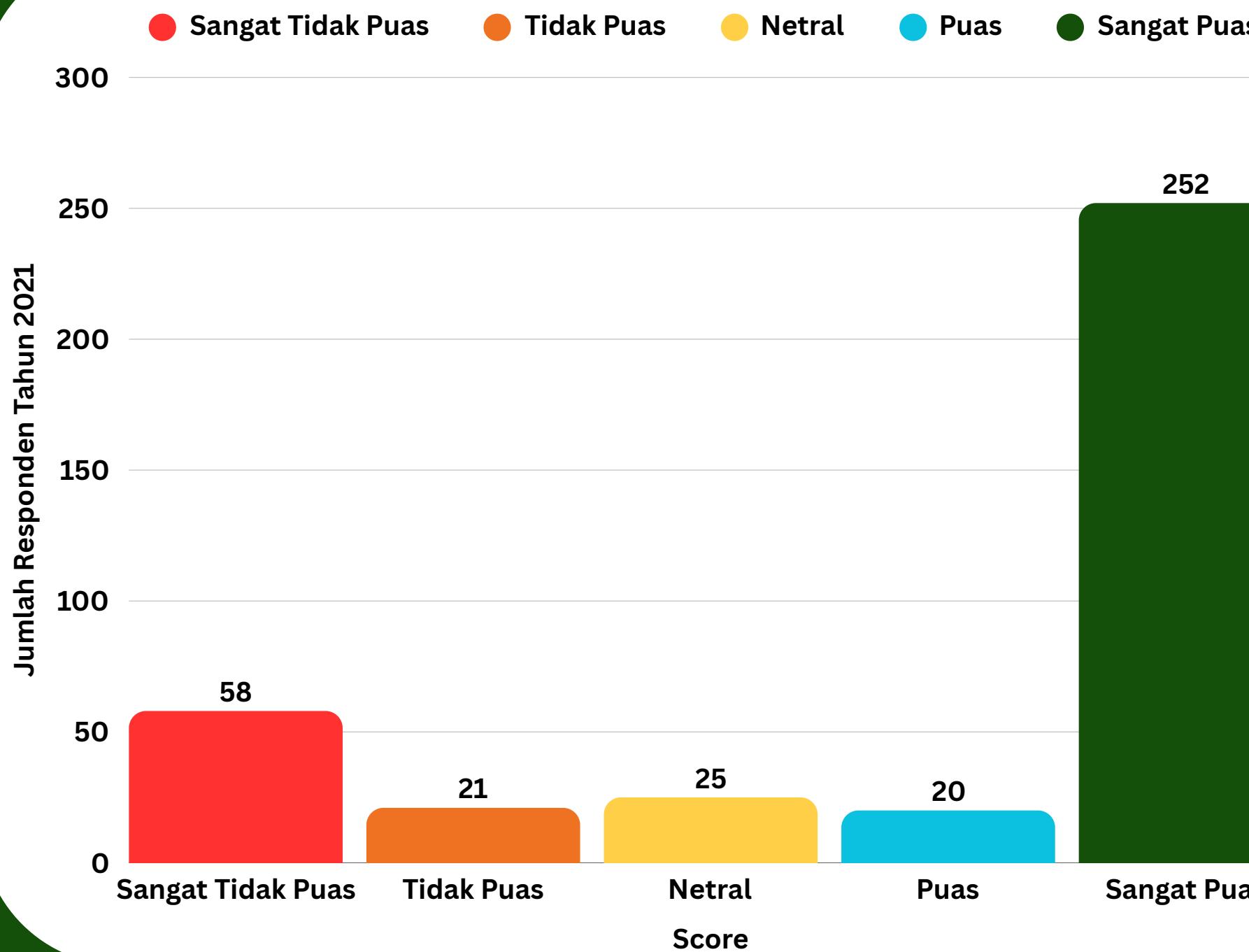
DISTRIBUSI SCORE TAHUN 2022

Bar Chart Total Skor dari Pengguna Tahun 2022

Terlihat lonjakan signifikan pada kategori **Sangat Puas**, dengan **904 responden**. Jumlah responden pada kategori lainnya jauh lebih rendah: **164 orang Sangat Tidak Puas**, **50 orang Tidak Puas**, **62 orang Netral**, dan **81 orang Puas**.

Dibandingkan tahun 2021, pada **tahun 2022** terjadi **peningkatan drastis** jumlah pengguna yang merasa **Sangat Puas**. Meskipun masih ada sejumlah responden yang **Sangat Tidak Puas**, proporsinya jauh **lebih kecil**. **Dibandingkan** dengan kelompok **Sangat Puas**. Ini menunjukkan adanya pergeseran besar ke arah kepuasan yang tinggi di antara pengguna Sayurbox pada tahun 2022.

Distribusi Score Pengguna Tahun 2023



07

DISTRIBUSI SCORE TAHUN 2023

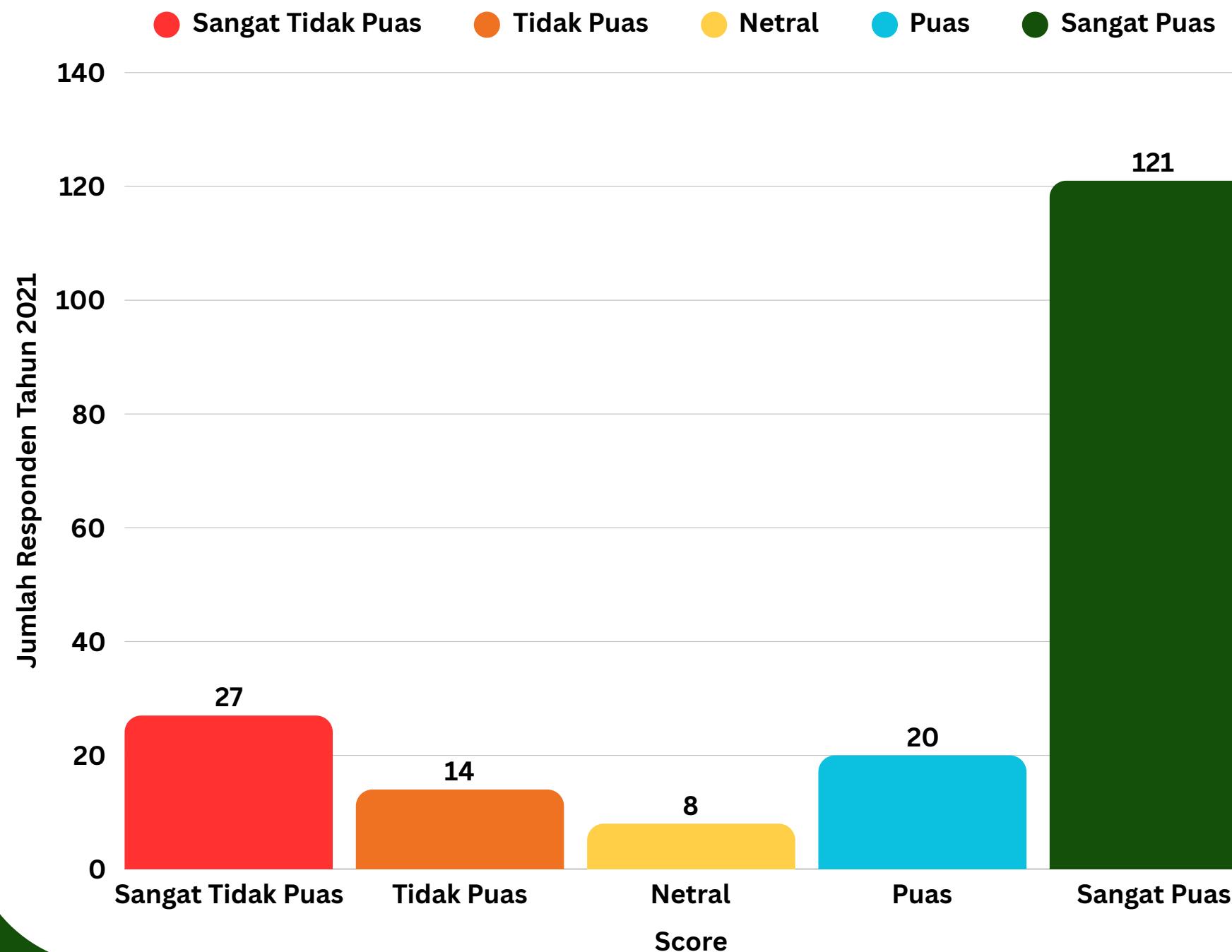
Bar Chart Total Skor dari Pengguna Tahun 2023

Mayoritas responden (**252 orang**) menyatakan **Sangat Puas**. Jumlah responden untuk kategori lainnya adalah sebagai berikut: **58 orang Sangat Tidak Puas, 21 orang Tidak Puas, 25 orang Netral, dan 20 orang Puas**.

Dibandingkan dengan tahun 2022, jumlah responden yang **Sangat Puas** mengalami **penurunan** signifikan, meskipun masih menjadi yang terbesar. Jumlah responden di kategori **Sangat Tidak Puas** juga **menurun**. Sementara itu, jumlah responden pada kategori **Tidak Puas, Netral, dan Puas** juga relatif **kecil**.

Kategori **sangat puas** masih mendominasi respons pada tahun 2023 meskipun **jumlahnya menurun**.

Distribusi Score Pengguna Tahun 2024



08

DISTRIBUSI SCORE
TAHUN 2024

Tahun 2024

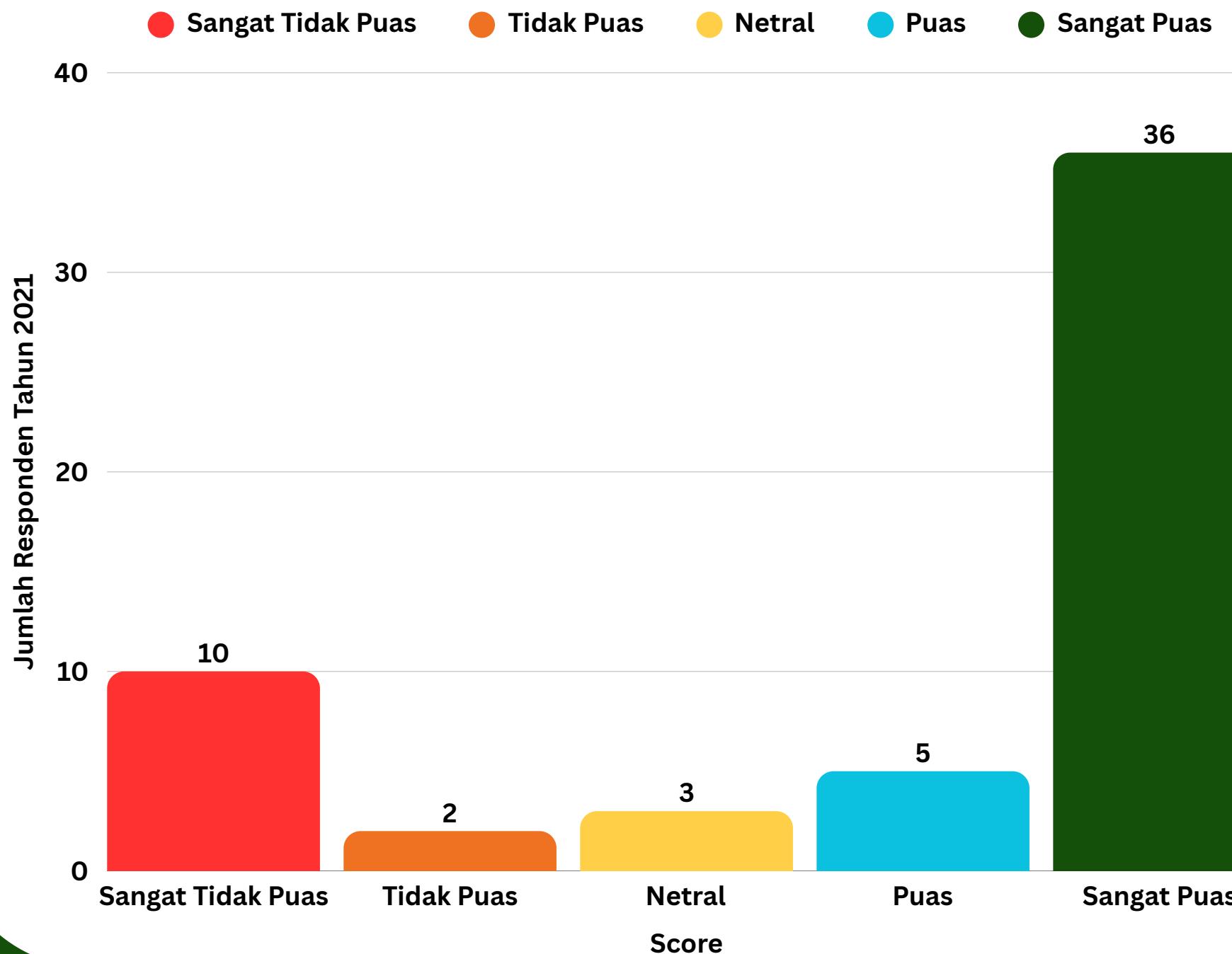
Kategori **Sangat Puas** masih mendominasi dengan **121 responden**. Jumlah responden untuk kategori lainnya adalah: **27 orang Sangat Tidak Puas, 14 orang Tidak Puas, 8 orang Netral, dan 20 orang Puas**.

Dibandingkan tahun 2023, jumlah responden yang **Sangat Puas** kembali mengalami **penurunan**. **Penurunan** juga terlihat pada kategori **Sangat Tidak Puas** dan **Tidak Puas**. Sementara itu, kategori **Netral** tetap memiliki jumlah responden yang **paling sedikit**.

Kategori **Sangat Puas** masih mendominasi score dari pengguna Sayurbox pada tahun 2024.



Distribusi Score Pengguna Tahun 2025



09

DISTRIBUSI SCORE TAHUN 2025

Tahun 2025

Kategori **Sangat Puas** masih menjadi yang **terbanyak** dengan **36 responden**. Jumlah responden untuk kategori lainnya adalah: **10 orang Sangat Tidak Puas, 2 orang Tidak Puas, 3 orang Netral, dan 5 orang Puas**.

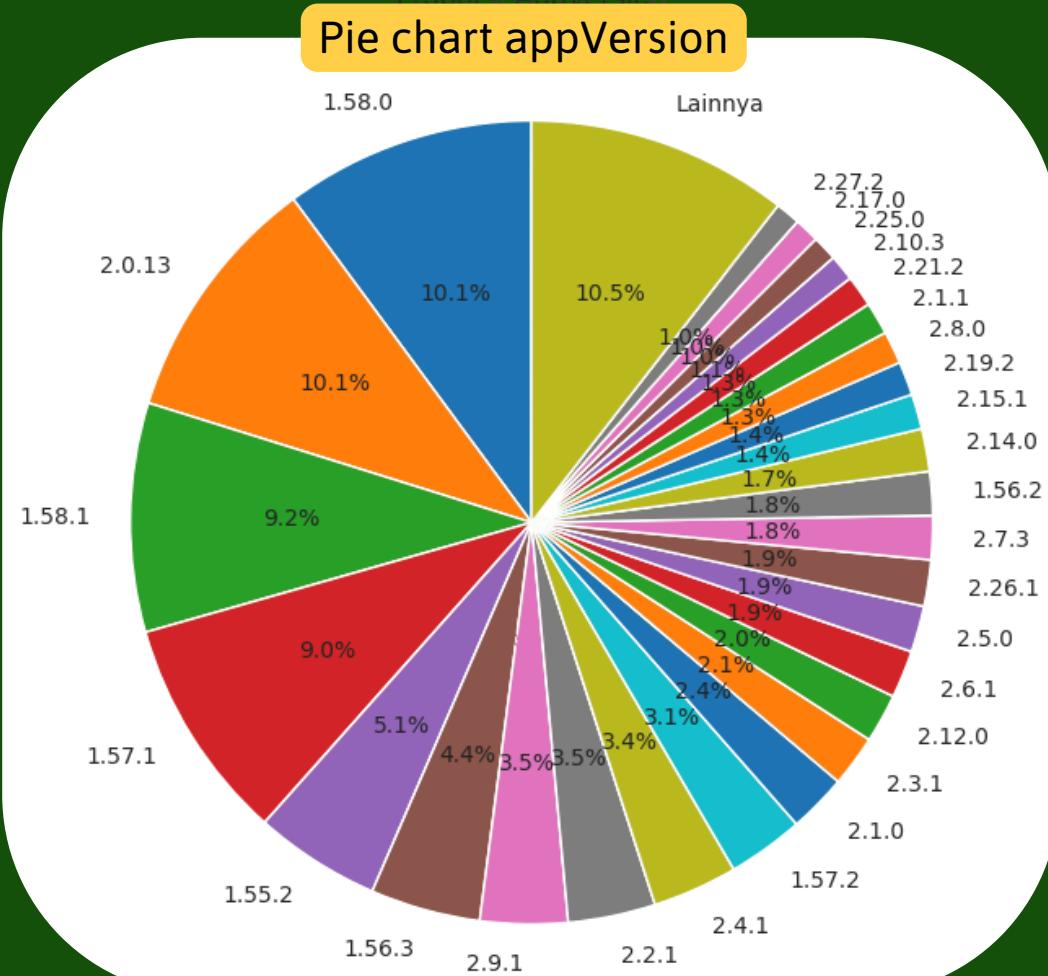
Dibandingkan tahun 2024, jumlah responden di **semua kategori mengalami penurunan**. **Penurunan paling signifikan** terjadi pada kategori **Sangat Puas**. Score dari tahun 2025 masih akan mengalami pembaharuan dikarenakan periode 2025 yang belum berakhir.

03

DISTRIBUSI APPVERSION

Dari total 57 AppVersion yang tercatat dalam data, terdapat 10.6% versi aplikasi yang nilainya di bawah 1% (2 ulasan). Mean dari sentimen yang terbentuk pada 5 appVersion cenderung menunjukkan sentimen positif dan netral.

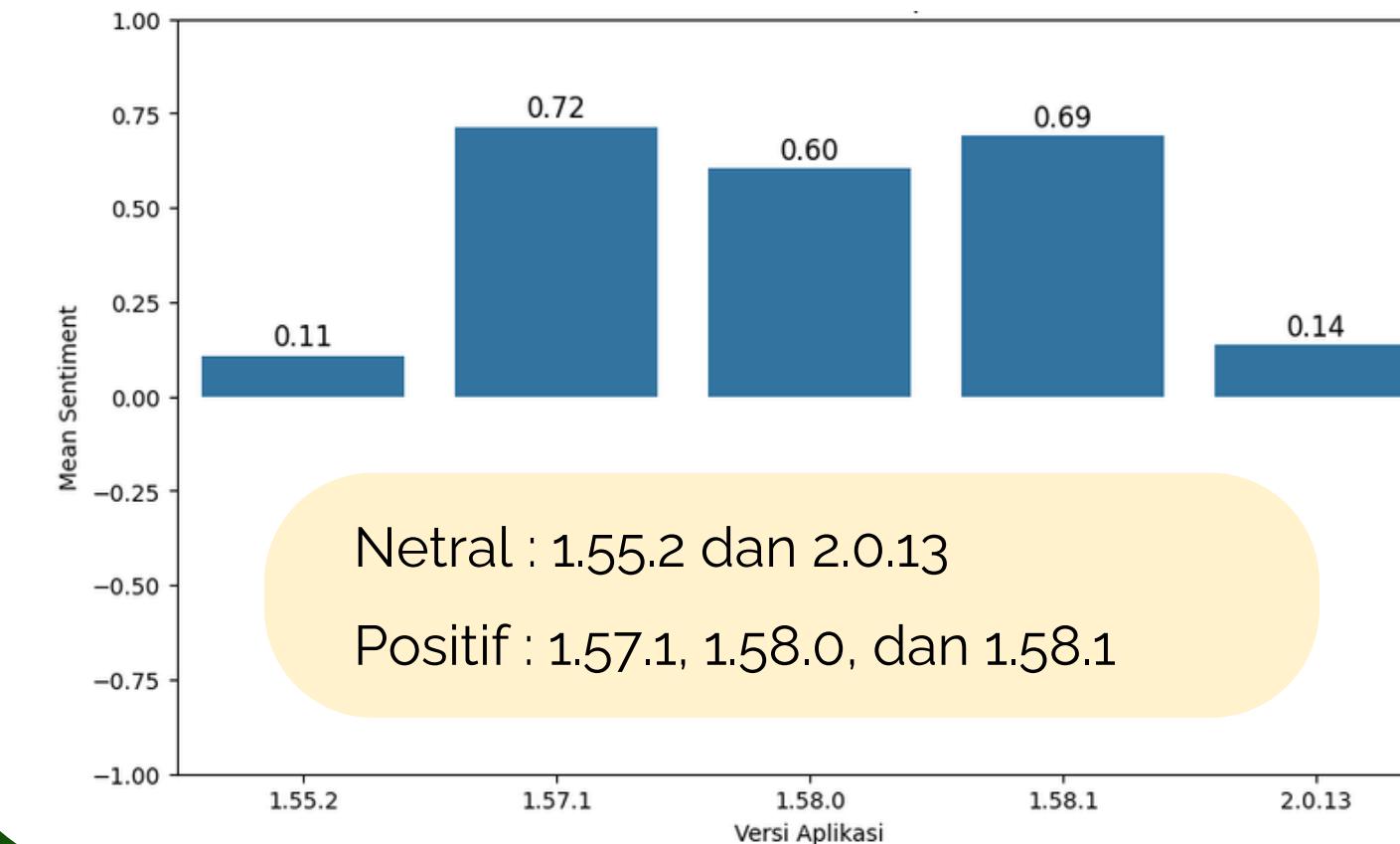
Pie chart appVersion



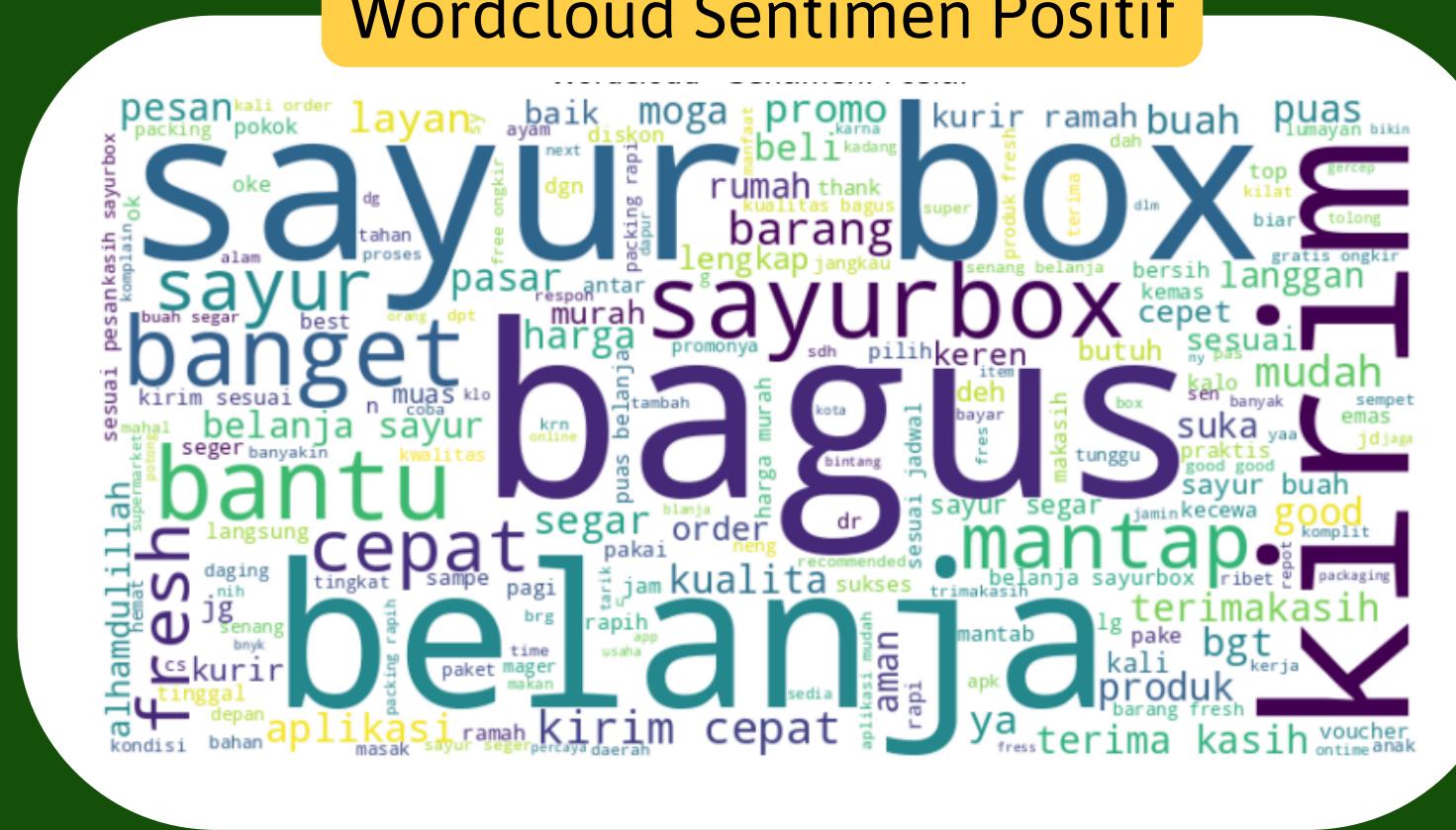
5 APPVERSION ULASAN TERBANYAK

1. **2.0.13 (10.1%) = 202 ulasan (0.14)**
2. **1.58.0 (10.0%) = 200 ulasan (0.60)**
3. **1.58.1 (9.2%) = 184 ulasan (0.69)**
4. **1.57.1 (9.1%) = 182 ulasan (0.72)**
5. **1.55.2 (5.1%) = 102 ulasan (0.11)**

Bar chart mean sentimen per appVersion



Wordcloud Sentimen Positif



Wordcloud Sentimen Netral



0

WORDCLOUD

Menunjukkan kata-kata dominan tiap kategori sentimen.

Positif: sayur, box, bagus, kirim, belanja, bantu, banget, sayurbox, mantap, puas, fresh, cepat

Netral: ok, bagus, coba, kirim, belanja, lokasi, ya, oke, sayur

Negatif: aplikasi, kirim, barang, belanja, kecewa, jam, pesan, order, beli, salah, komplain, alamat

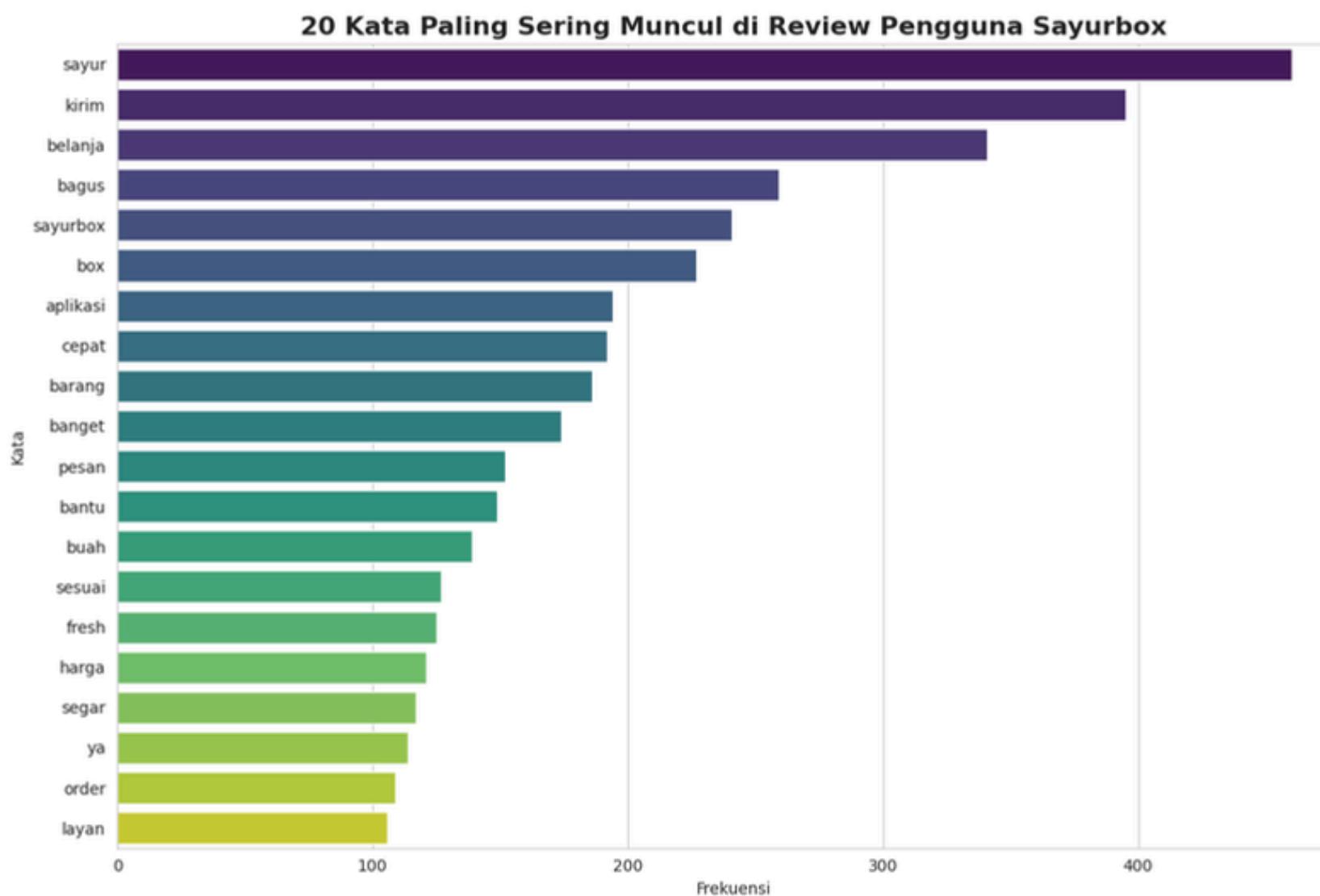
Wordcloud Sentimen Negatif



COMMON WORD

Menunjukkan kata-kata dominan dituliskan dalam ulasan pada seluruh data.

Common word



ULASAN DENGAN THUMBS UP TERBANYAK

Isi Ulasan

Sentimen

192

barang kirim kondisi bagus sayurkilat kirim kirim sesuai pilih kirim ramah komunikatif **salah kirim barang** kirim sesuai pesan **komplain susah banget** ya terima

Negatif

151

lumayan **lengkap harga jangkau mudah** banget nyaman kalo tampil **menu urut** sesuai abjad biar bolak turut kurang

Positif

107

aman belanja ko kesini harga kaya po **pesan malam kamis datang jumat malam pesan besok** laku minat ubah ubah

Negatif

74

promo tanggung minyak goreng ada **free ongkirnya** hrs minimum wktu **promo** minyak sayur box hadir tingkat visibilitas ya minyak jd pajang keranjang terima kasih

Positif

70

bagus banget csnya responsif kmrin buah busuk kemarin **komplain** cs respon komplain aplikasi jd tdk **tindak** emang sakit **company indonesia manis awal**

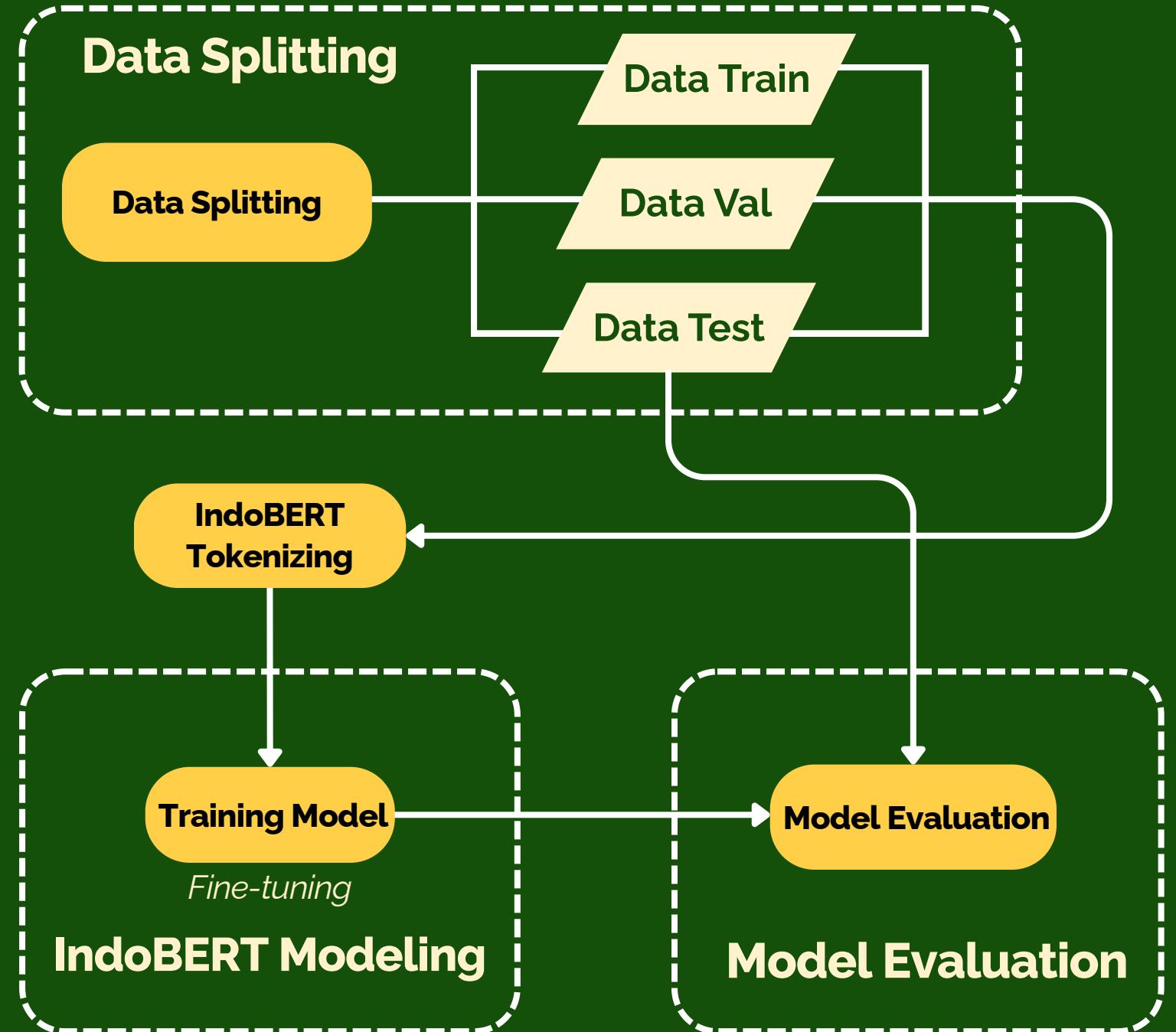
Negatif

Per April 21, 2023, analisis data ulasan dari periode November 2021 hingga April 2025 didapatkan bahwa

- Sentimen positif mendominasi ulasan pengguna, diikuti oleh sentimen negatif dan netral. Data sentimen cenderung menunjukkan imbalanced pada sentimennya.
- Secara keseluruhan, pengguna sayurbox memberikan score terbanyak pada kategori sangat puas untuk aplikasi sayurbox. Meskipun demikian, score sangat tidak puas juga masih tergolong tinggi yang menunjukkan masih ada hal yang perlu diperbaiki dan diperhatikan oleh sayurbox. Pada tahun 2022 terdapat lonjakan score yang diberikan oleh pengguna sayurbox terutama pada kategori tidak puas.
- Berdasarkan versi aplikasi (appVersion), rata-rata sentimen pengguna cenderung positif dan netral.
- Ulasan positif umumnya berisi pujian terhadap aplikasi yang membantu, cepat, dan menyediakan produk segar.
- Ulasan netral cenderung berupa saran atau pernyataan fakta, seperti lokasi belanja, tanpa ekspresi emosi.
- Ulasan negatif mencerminkan kekecewaan pengguna terkait pengiriman, aplikasi yang bermasalah, dan lambatnya penanganan komplain.

ALUR PROSES MODELING

Alur proses dilakukannya modeling dalam proyek



01

Data Splitting

Proporsi split dataset pada penelitian ini adalah **70% train set**, **20% validation set**, dan **10% test set**.

70% 1390 data

20% 399 data

10% 197 data

02

IndoBERT Tokenizing

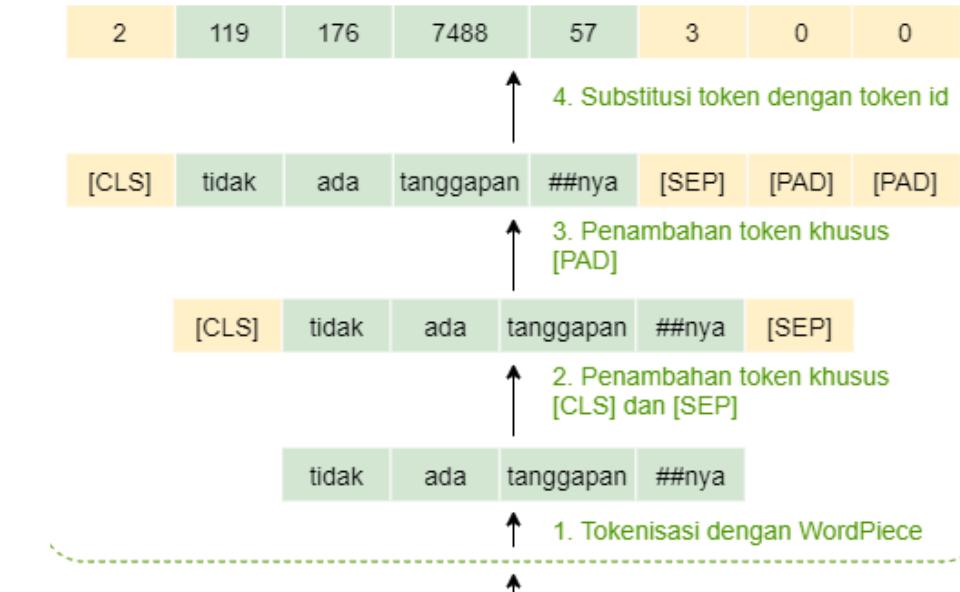
Proses tokenisasi dilakukan berdasarkan model **BertTokenizer** yang disesuaikan dengan model IndoBERT, dengan **panjang input max 512 token**

Memecah teks -> token

Menambah token spesial [CLS], [SEP], [PAD]

Konversi token -> token id

Ilustrasi Bert Tokenizer



25

SCRAPING

LABELING

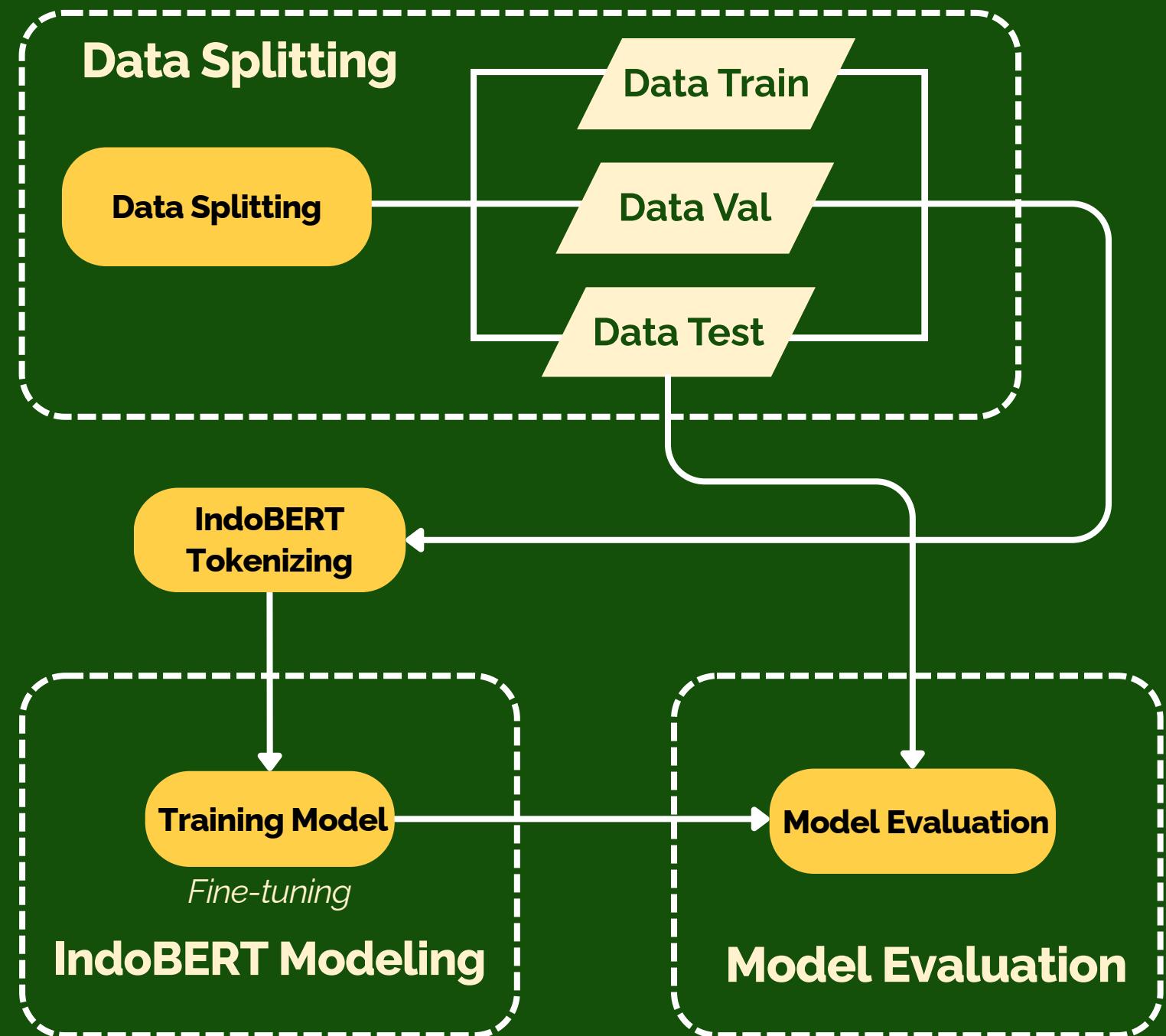
PRE-PROCESSING

EDA

MODELING

ALUR PROSES MODELING

Alur proses dilakukannya modeling dalam proyek



Code BertTokenizer

```
1 tokenizer_p1 = BertTokenizer.from_pretrained('indobenchmark/indobert-base-p1')
2 tokenizer_p2 = BertTokenizer.from_pretrained('indobenchmark/indobert-base-p2')
```

Contoh Hasil Tokenisasi

Teks asli	:	belum tersedia di balikpapan
Tokens	:	['belum', 'tersedia', 'di', 'balikpapan']
Token IDs	:	[659, 2008, 26, 8802]

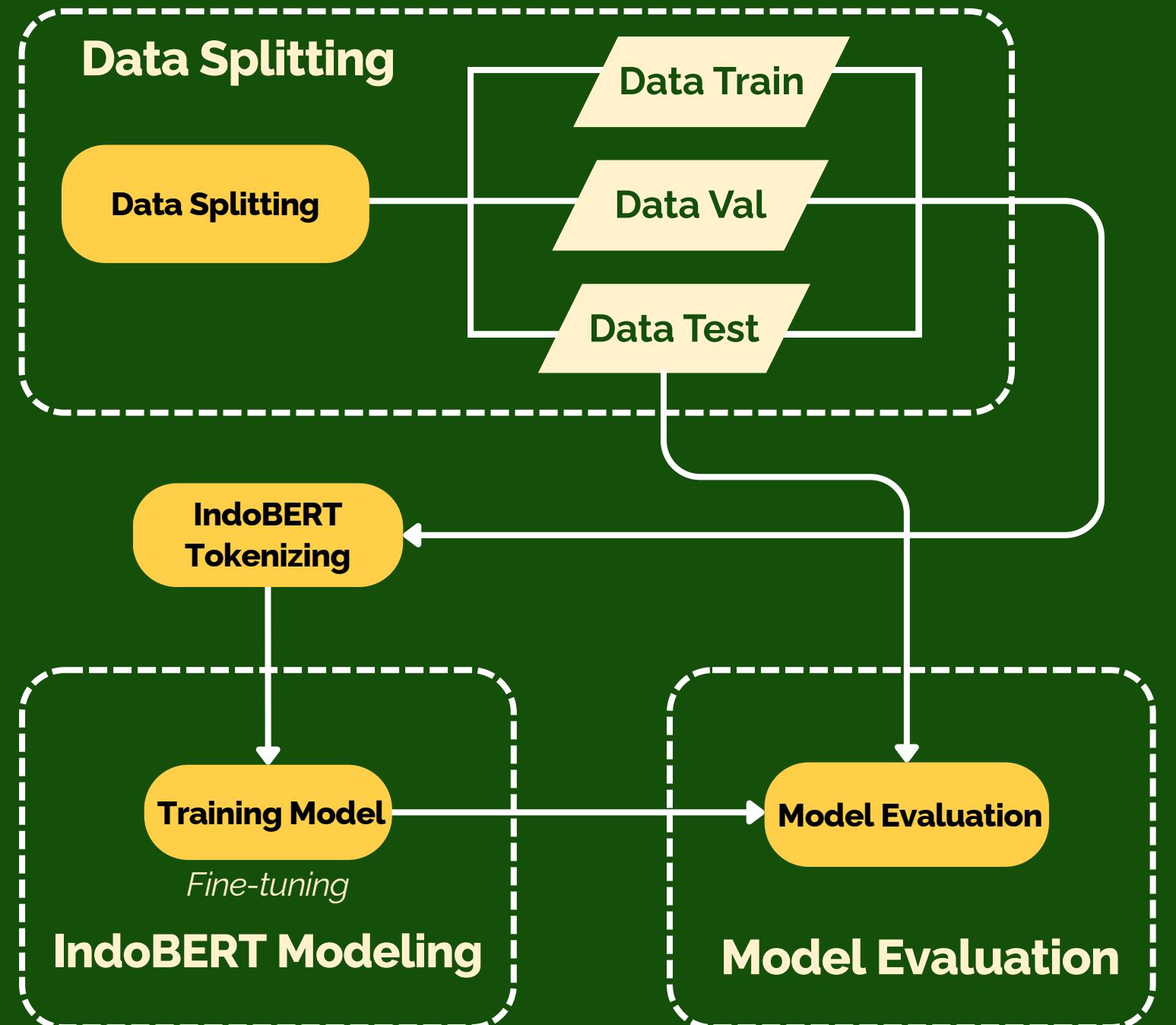
Teks asli	:	yey pesanan tepat waktu bawang nya semua bagus bagus
Tokens	:	['ye', '##y', 'pesan', 'tepat', 'waktu', 'bawang', 'nya', 'semua', 'bagus', 'bagus']
Token IDs	:	[5397, 30371, 6012, 1234, 486, 5374, 1107, 366, 1305, 1305]



Proses tokenisasi ini dilakukan pada data **training**, data **validation**, dan data **testing**

ALUR PROSES MODELING

Alur proses dilakukannya modeling dalam proyek



03

IndoBERT Modeling

Penelitian ini menggunakan teknik **fine-tuning** dengan model **IndoBERT-base-p1** dan **IndoBERT-base-p2**.

DESKRIPSI MODEL

INDOBERT-BASE

IndoBERT-base adalah **model dasar** dari IndoBERT, yang telah **dilatih** dengan **korpus 5,5 miliar kata** yang mencakup beberapa bentuk teks bahasa Indonesia. Model ini dapat digunakan untuk berbagai tugas NLP (Koto et al., 2020; Isa, Nico, & Permana, 2022).

IndoBERT-base-p1

Model ini **dilatih** dengan transfer learning pada **data teks besar bahasa Indonesia** dan **cocok untuk berbagai tugas NLP** (Anugerah et al. 2024)

IndoBERT-base-p2

Model ini **dilatih** pada **dataset kompleks** dan menghasilkan **keluaran lebih akurat, cocok untuk tugas seperti klasifikasi dokumen dan analisis sentimen** (Anugerah et al. 2024)

STRUKTUR MODEL INDOBERT-BASE

28

Komponen	Ukuran/Jumlah	Fungsi	Komponen	Ukuran/Jumlah	Fungsi
word_embeddings	50.000 vocab × 768 dimensi	Mengubah token menjadi vektor numerik	attention heads	12	Jumlah kepala self-attention per layer
position_embeddings	512 posisi × 768 dimensi	Memberi informasi urutan posisi token	pooler	Linear (768 → 768) + Tanh	Mengambil representasi dari token [CLS]
token_type_embeddings	2 segmen × 768 dimensi	Menandai token dari segmen berbeda	dropout	0.1	Regularisasi agar model tidak overfitting
encoder	12 lapisan Transformer (BertLayer)	Memproses konteks kata dengan self-attention dan feed-forward	classifier	Linear (768 → 3)	Layer akhir untuk klasifikasi 3 kelas
hidden size	768	Dimensi representasi internal token	 TOTAL PARAMETER: ±124 JUTA		
intermediate size	3072	Ukuran layer feed-forward			

SCRAPING

LABELING

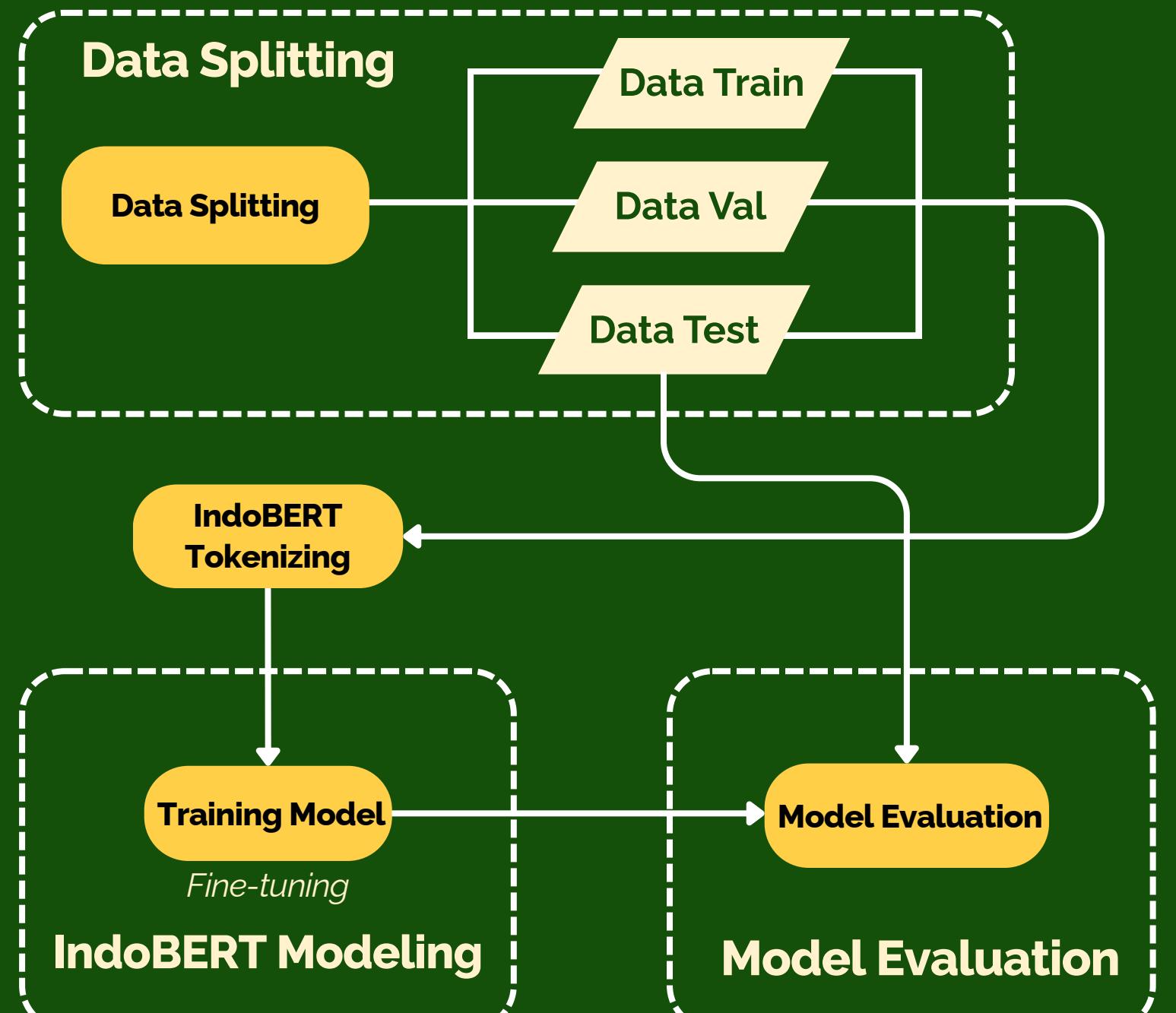
PRE-PROCESSING

EDA

MODELING

ALUR PROSES MODELING

Alur proses dilakukannya modeling dalam proyek

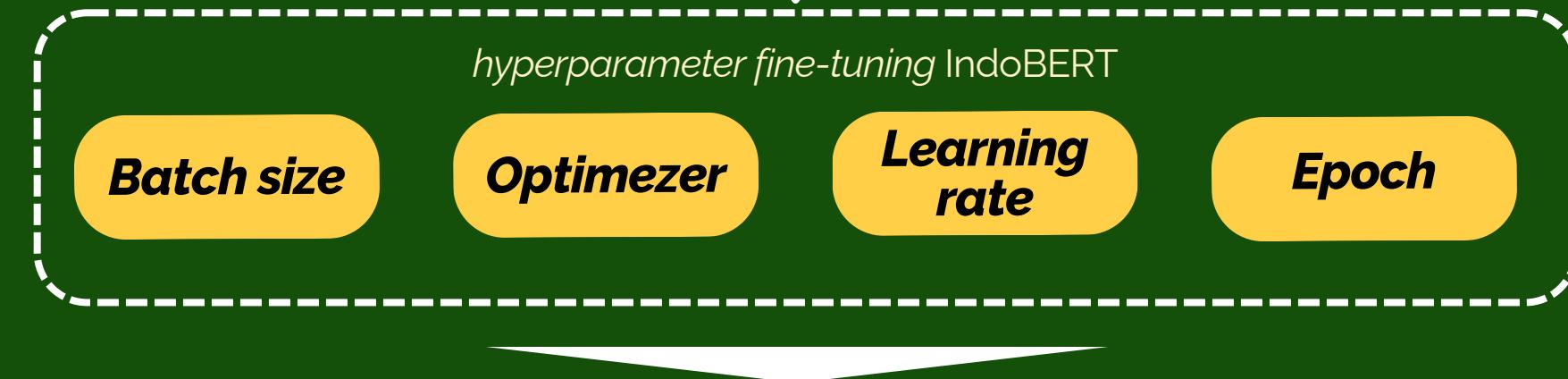


29

04

Training Model (*Fine-tuning*)

Pada proses ini dilakukan ***fine-tuning*** dengan **menyesuaikan beberapa *hyperparameter*** pada model *pre-trained* IndoBERT dari Hugging Face Transformers, agar performanya optimal untuk tugas klasifikasi sentimen



Parameter	IndoBERT-base-p1	IndoBERT-base-p2
Batch size	32	32
Optimizer	Adam	Adam
Learning rate	3e-6 (0.000003)	3e-6 (0.000003)
Epoch	5	5

SCRAPING

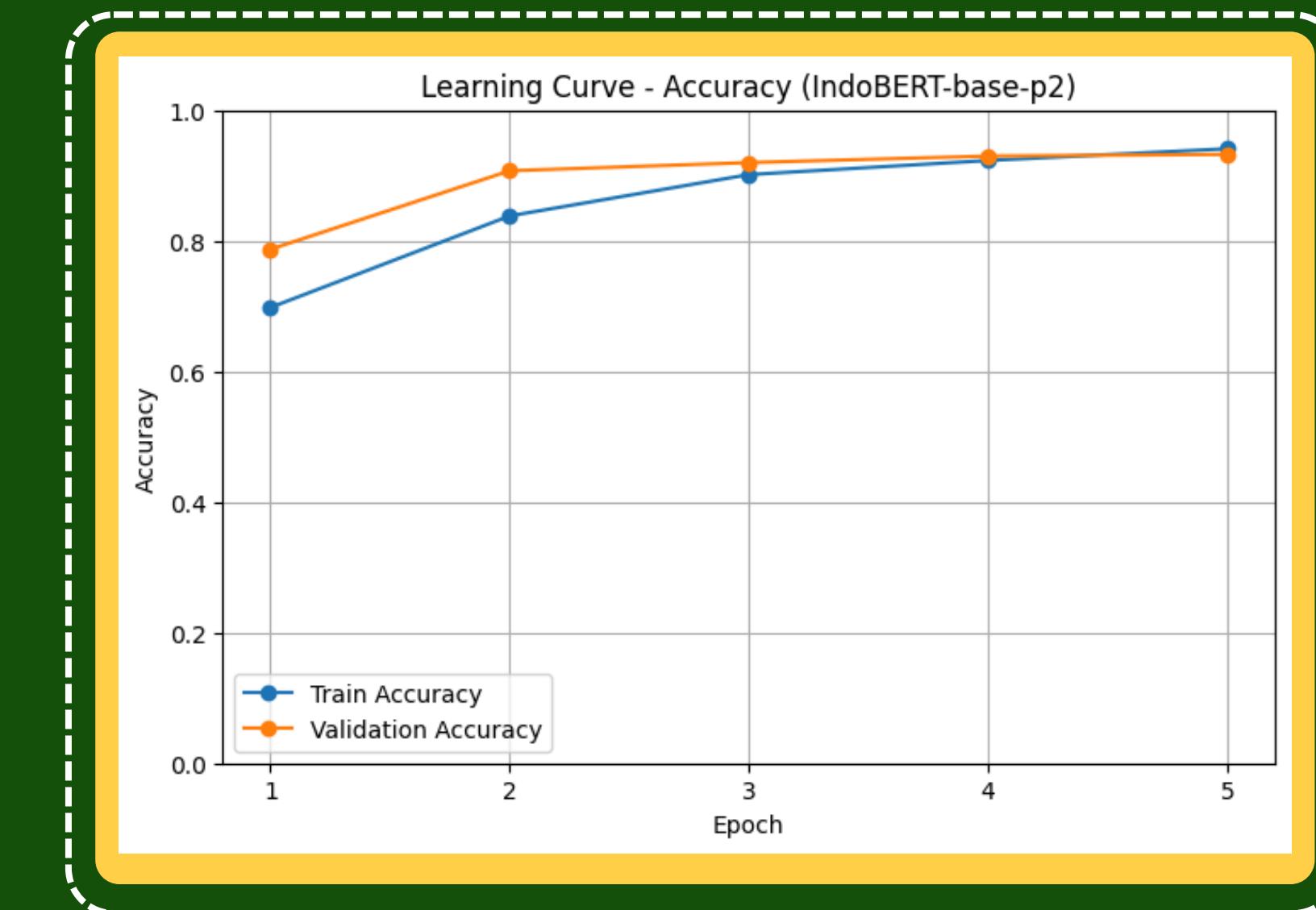
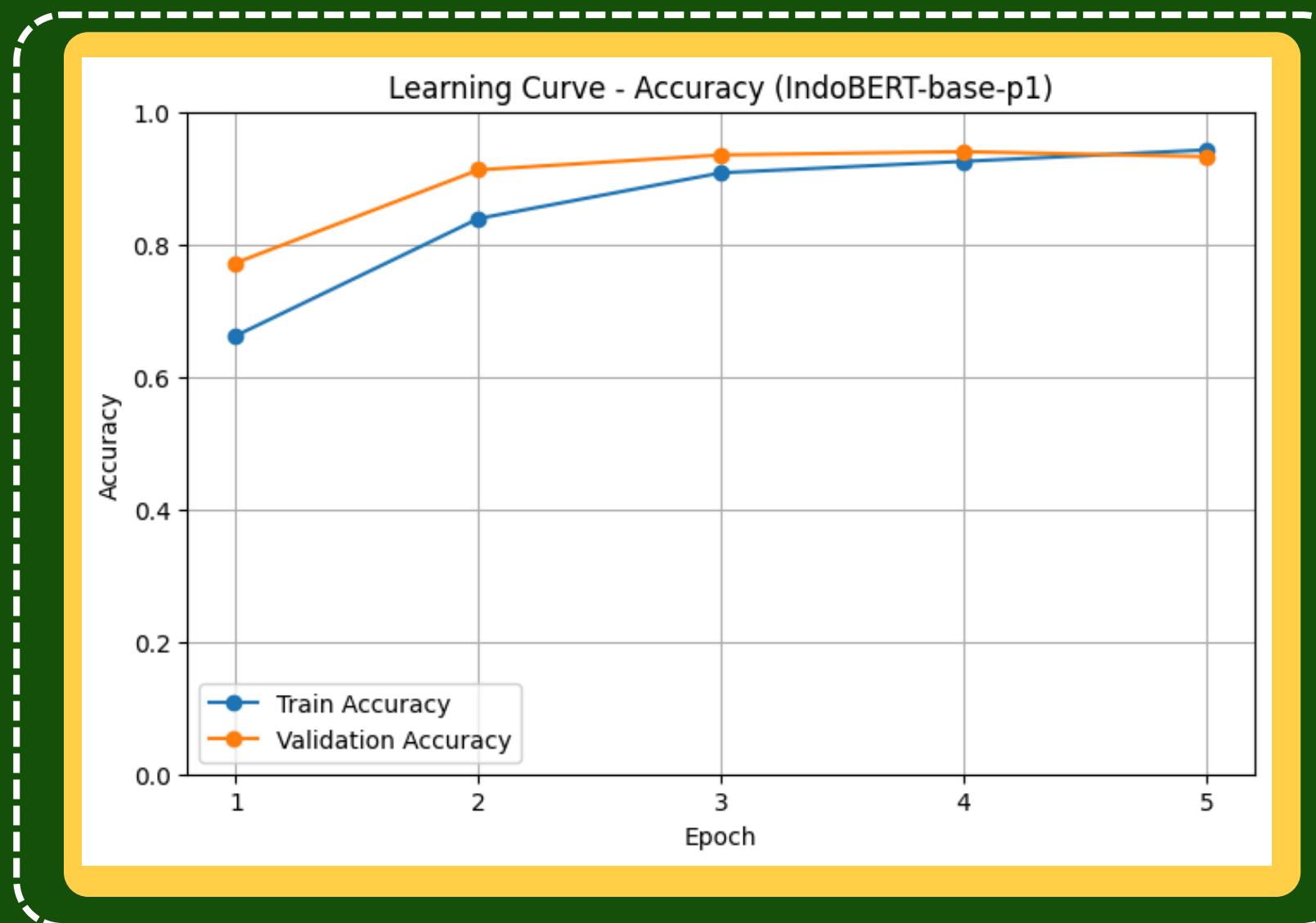
LABELING

PRE-PROCESSING

EDA

MODELING

LEARNING CURVE ACCURACY INDOBERT BASE P1 DAN BASE P2

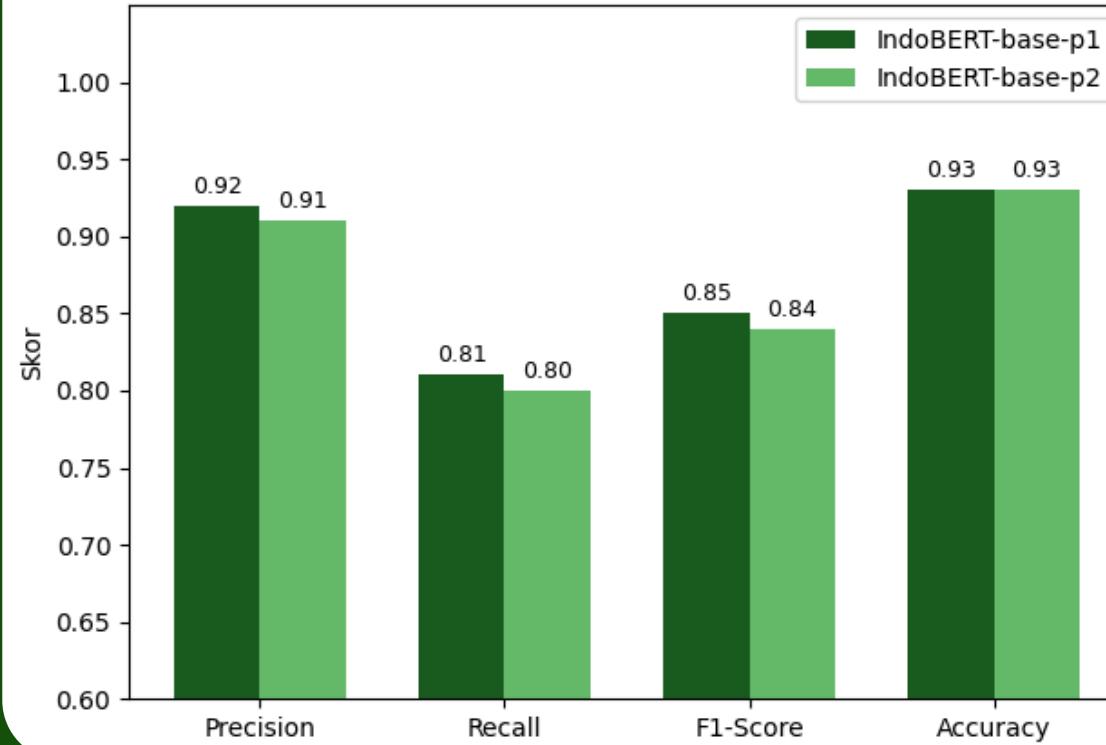


KESIMPULAN LEARNING CURVE

Kedua model menunjukkan tren peningkatan akurasi seiring bertambahnya epoch. IndoBERT-base-p2 sedikit lebih unggul daripada IndoBERT-base-p1 sejak epoch awal. Tidak terlihat adanya overfitting karena gap antara akurasi training dan validasi kecil.

30

Perbandingan Macro Avg & Akurasi (Data Validation)
IndoBERT-base-p1 vs IndoBERT-base-p2



Data Validation

IndoBERT-base-p1

sedikit lebih unggul

dibanding IndoBERT-base-p2 pada metrik **macro average** (*precision, recall, dan f1-score*) dan akurasi

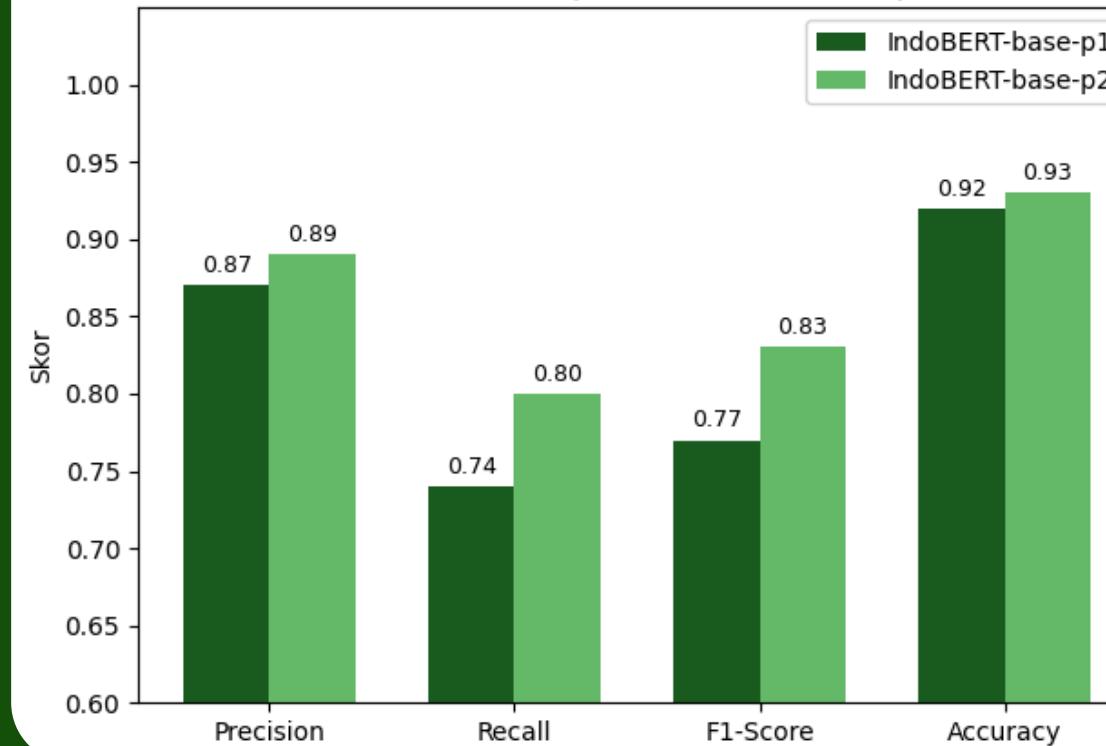
05

Model Evaluation

Akan dievaluasi model IndoBERT-base-p1 dan IndoBERT-base-p2 pada data **validation** dan **testing**.

Berdasarkan hasil disamping, IndoBERT-base-p2 menunjukkan performa yang lebih konsisten baik pada data validasi maupun data testing. Temuan ini sejalan dengan penelitian Anugerah et al. (2024) yang menyatakan IndoBERT-base-p2 lebih akurat dan lebih cocok untuk tugas analisis sentimen

Perbandingan Macro Avg & Akurasi (Data Testing)
IndoBERT-base-p1 vs IndoBERT-base-p2



Data Testing

IndoBERT-base-p2

jauh lebih unggul

dibanding IndoBERT-base-p1 pada metrik **macro average** (*precision, recall, dan f1-score*) dan akurasi

HASIL
UPDATE

Confusion Matrix - Test (IndoBERT-base-p2)

		Predicted Sentiment		
		positive	neutral	negative
True Sentiment	positive	127	0	4
	neutral	2	6	5
negative	1	1	51	

	precision	recall	f1-score	support
positive	0.98	0.97	0.97	131
negative	0.85	0.96	0.90	53
neutral	0.86	0.46	0.60	13
accuracy			0.93	197
macro avg	0.89	0.80	0.83	197
weighted avg	0.93	0.93	0.93	197

IndoBERT-base-p2 menunjukkan performa yang baik dalam memprediksi sentimen positif (127/131) dan negatif (51/53).

Namun, memprediksi SENTIMEN NETRAL masih menjadi tantangan utama (6 prediksi benar dari 13)



AKURASI
93%

31

SCRAPING

LABELING

PRE-PROCESSING

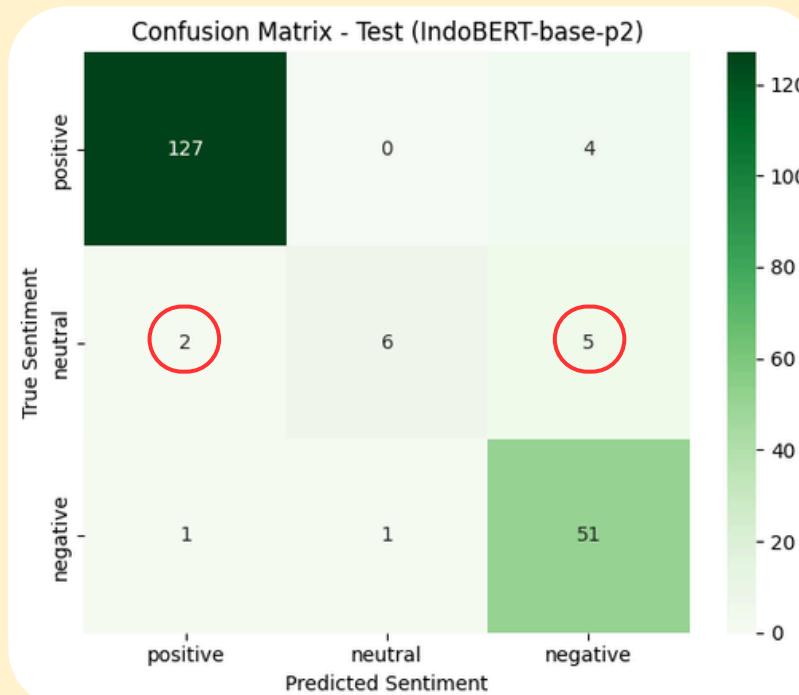
EDA

MODELING

PREDIKSI SENTIMEN NETRAL

	precision	recall	f1-score	support
positive	0.98	0.97	0.97	131
negative	0.85	0.96	0.90	53
neutral	0.86	0.46	0.60	13
accuracy			0.93	197
macro avg	0.89	0.80	0.83	197
weighted avg	0.93	0.93	0.93	197

Hasil dari prediksi sentimen oleh model IndoBERT yang menunjukkan hanya 6/13 prediksi sentimen yang benar terjadi akibat **distribusi sentimen yang imbalance (slide 11)**. Dengan jumlah sentimen netral yang sangat kecil yaitu 6,8% dari data, membuat model belum memiliki cukup pengetahuan untuk dapat mengklasifikasikan review sebagai sentimen netral.



Menurut Geni *et al.* (2023) dengan penelitiannya yang menggunakan langkah serta metode yang sama, didapati bahwa metode oversampling dan SMOTE tidak berhasil meningkatkan performa model. Sebaliknya, SMOTE justru menurunkan akurasi dan F1-score hampir di semua model. Beberapa penelitian juga mengatakan bahwa SMOTE menghasilkan sampel sintetis yang tidak representatif, terutama ketika diterapkan pada data dengan dimensi tinggi seperti teks, yang dapat mengarah pada penurunan performa model.

Oleh karenanya, **kami menyarankan** untuk melakukan analisis sentimen pada kategori sentimen positif dan negatif. **Saran ini didasari oleh hasil eksplorasi** dari sentimen netral yang berisikan teks pendek yang dapat saja dikategorikan sebagai sentimen positif maupun negatif.



KESIMPULAN

Berdasarkan analisis sentimen data ulasan aplikasi sayurbox yang diambil per 21 April 2021 dengan jumlah 2000 ulasan yang terdiri atas ulasan periode 11 November 2021 hingga 16 April 2025. Analisis sentimen dilakukan pada 3 kategori sentimen yaitu positif, netral, dan negatif. Sentimen positif mendominasi ulasan pengguna dan didukung oleh tingginya skor pada kategori "sangat puas" terhadap performa aplikasi Sayurbox. Meskipun demikian, sentimen negatif tetap perlu mendapat perhatian karena mencakup keluhan terkait pengiriman, permasalahan aplikasi, dan penanganan komplain yang dinilai lama. Temuan tersebut menjadi evaluasi penting bagi pihak Sayurbox dalam meningkatkan kualitas layanan agar dapat mengurangi ketidakpuasan pengguna.

Penerapan model IndoBERT base-p2 pada data menunjukkan hasil performa yang lebih konsisten unggul dibandingkan model IndoBERT base-p1 dari segi data validasi maupun data testing. Performa model indoBERT base-p2 yang baik ini ditunjukkan dari akurasi model yang mencapai nilai 93%. Namun, model masih mengalami kesulitan dalam memprediksi sentimen netral yang diakibatkan oleh ketidakseimbangan data (data imbalanced) terhadap distribusi sentimen. Oleh karenanya, kami menyarankan untuk melakukan analisis sentimen terhadap 2 kategori yaitu positif dan negatif melihat ulasan sentimen netral yang dapat disesuaikan sebagai kategori positif dan negatif.

Dengan penelitian ini, diharapkan Sayurbox dapat melakukan perbaikan berkelanjutan untuk meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan di mana untuk prediksi sentimen ulasan dapat dilakukan dengan model indoBERT yang telah teruji performa dari akurasinya.



REFERENSI



- [1] Alzahrani, E., & Jololian, L. (2021). How different text-preprocessing techniques using the bert model affect the gender profiling of authors. arXiv preprint arXiv:2109.13890.
- [2] Anugerah Simanjuntak, Rosni Lumbantoruan, Kartika Sianipar, Rut Gultom, Mario Simaremare, Samuel Situmeang, and Erwin Panggabean. 2024. "Research and Analysis of IndoBERT Hyperparameter Tuning in Fake News Detection." *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi* 13(1):60–67. doi: 10.22146/jnteti.v13i1.8532.
- [3] Borg, A., & Boldt, M. (2020). Using VADER sentiment and SVM for predicting customer response sentiment. *Expert Syst. Appl.*, 162, 113746. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113746>.
- [4] F. Koto, A. Rahimi, J.H. Lau, dan T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A benchmark dataset and pre-trained language model for Indonesian NLP," Proc. 28th Int. Conf. Comput. Linguist., 2020, hal.757--770, doi: 10.18653/v1/2020.coling-main.66.
- [5] Geni, L., Yulianti, E., & Sensuse, D. I. (2023). Sentiment analysis of tweets before the 2024 elections in indonesia using indobert language models. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika (JITEKI)*, 9(3), 746-757.
- [6] Mohammad S.M. (2016). A Practical Guide to Sentiment Annotation: Challenges and Solutions. National Research Council Canada.
- [7] S.M. Isa, G. Nico, dan M. Permana, "IndoBERT for Indonesian fake news detection," *ICIC Express Lett.*, vol. 16, no. 3, hal. 289-297, Mar. 2022, doi: 10.24507/icicel.16.03.289.
- [8] Wijaya, D. R. G. (2023). *Penerapan analisis sentimen dan pendekripsi topik pada ulasan pengguna aplikasi MyPertamina di Play Store* [Skripsi, Universitas Indonesia]. Universitas Indonesia Library. <https://lib.ui.ac.id/detail.jsp?id=9999920532833#>



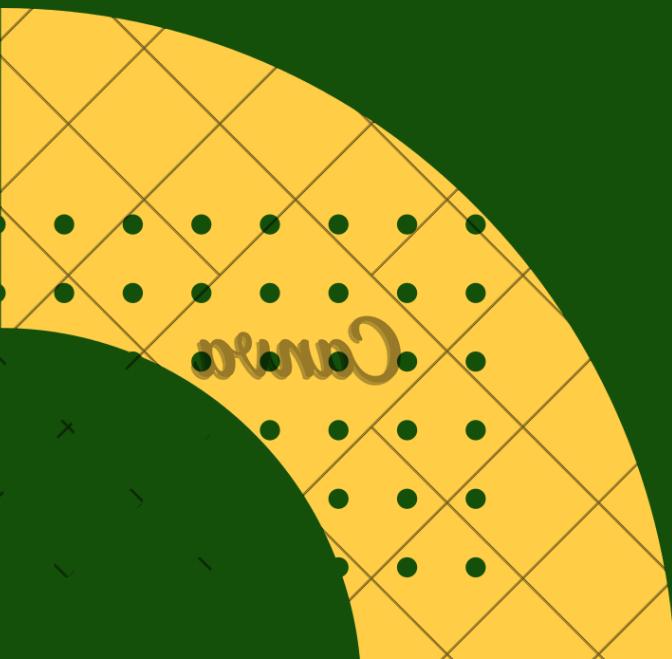


Topik Khusus 2: Web Mining



THANK YOU

Presented by Group 3



MARYESTA | SHINTA | SITI | VANNY