

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Shopee Mengenai Fitur COD Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Latifatus Sariroh^{*1}, Fahrur Rozi², Yayak Kartika Sari³

^{1,2,3}Universitas Bhinneka PGRI

¹latifasari979@gmail.com, ²fahrur.ubhi@gmail.com, ³yayakkartikasari93132042@gmail.com

Abstrak: Perkembangan *e-commerce* di Indonesia mendorong penggunaan metode pembayaran *Cash On Delivery* (COD), terutama pada platform Shopee. Meskipun memberikan kemudahan, fitur ini juga menimbulkan berbagai permasalahan yang memicu beragam tanggapan pengguna. Ulasan di Google Play Store menjadi sumber data penting untuk mengetahui persepsi dan tingkat kepuasan pengguna terhadap fitur tersebut. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna Shopee mengenai COD serta mengevaluasi performa model klasifikasi. Data yang digunakan sebanyak 1.568 ulasan yang diperoleh melalui web scraping. Tahapan penelitian meliputi pelabelan sentimen berdasarkan rating, preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, dan klasifikasi dengan *Naïve Bayes*. Evaluasi model menggunakan metode K-Fold Cross Validation. Hasil terbaik diperoleh pada k=5 Linear Sampling dengan akurasi 70.22%. Pada confusion matrix gabungan, terdapat 586 ulasan positif yang diprediksi benar dan 515 ulasan negative yang diprediksi benar. Dataset terdiri atas 729 ulasan berlabel positif dan 839 ulasan berlabel negative. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang berbeda dalam mengenali kedua kelas dan masih memiliki keterbatasan dalam mengidentifikasi sentimen negatif.

Kata Kunci : Analisis Sentimen, COD, *Naïve bayes*, Google Play Store, Shopee

Abstract: The growth of *e-commerce* in Indonesia has driven the adoption of the *Cash On Delivery* (COD) payment method, particularly on the Shopee platform. While offering convenience, this feature has also given rise to various issues that have elicited diverse user reactions. Google Play Store reviews serve as a valuable data source for understanding user perceptions and satisfaction levels regarding this feature. This study aims to apply the *Naïve Bayes* algorithm to analyze the sentiment of Shopee user reviews concerning COD and to evaluate the classification model's performance. The dataset comprises 1,568 reviews obtained through web scraping. The research process involved sentiment labeling based on ratings, data preprocessing, feature extraction using TF-IDF, and classification using *Naïve Bayes*. Model evaluation was conducted using the K-Fold Cross-Validation method. The best results were achieved with k=5 Linear Sampling, yielding an accuracy of 70.22%. The aggregated confusion matrix showed 586 correctly predicted positive reviews and 515 correctly predicted negative reviews. The dataset consisted of 729 positively labeled reviews and 839 negatively labeled reviews. The findings indicate that the model exhibits varying capabilities in recognizing the two classes and still faces limitations in identifying negative sentiment.

Keywords : Sentiment Analysis, COD, *Naïve Bayes*, Google Play Store, Shopee

1. Pendahuluan

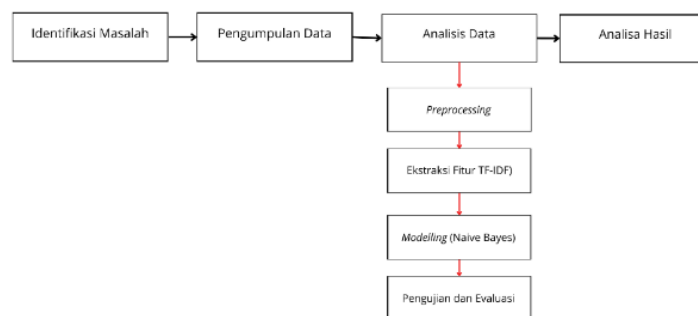
Era globalisasi mendorong perkembangan *e-commerce* dalam bidang ekonomi digital (Melina & Sudrartono, 2023). *E-commerce* memungkinkan penjual dan pembeli bertransaksi tanpa batas waktu dan tempat melalui platform digital (Firdaus et al., 2025). Selain itu, *e-commerce* juga mencakup aktivitas pendukung seperti sistem pembayaran digital, layanan pelanggan serta pengelolaan data transaksi yang terintegrasi (Zhafirah & Nuryadin, 2024). Perkembangan *e-commerce* di Indonesia memunculkan berbagai platform belanja *online*, salah satunya Shopee (Asih, 2024). Menurut data statistic BPS 2023, COD menjadi metode pembayaran paling sering digunakan (75,19%), dan shopee merupakan platform dengan layanan COD terbaik (60%) (Simatupang et al., 2023). Fitur COD membuat belanja lebih aman dan nyaman (Junior & Sriminarti, 2025), namun juga menimbulkan masalah seperti pembatalan pesanan, penolakan barang saat pengiriman, dan keterlambatan pengantaran (Janati et al., 2025).

Banyak ulasan pengguna mengenai fitur COD di Google Play Store sehingga diperlukan analisis sentiment berbasis machine learning untuk mengolah data dan mengelompokkan ulasan menjadi sentiment positif atau negative secara cepat (Lukmana, 2025). Machine Learning adalah bagian dari bidang kecerdasan buatan yang banyak diteliti dan digunakan untuk menyelesaikan berbagai masalah (Roihan et al., 2020). Algoritma *naïve bayes* adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan teorema Bayes dari statistika (Putra & Putra, 2025). *Naïve bayes* memiliki akurasi dan kecepatan baik pada data besar karena modelnya sederhana dan efisien (Pramita, 2024).

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* banyak digunakan dalam analisis sentimen dan menghasilkan akurasi yang cukup tinggi. Pada penelitian (Lukmana, 2025) yang membahas analisis sentimen ulasan pengguna threads menggunakan *naïve bayes* menunjukkan hasil uji akurasi sebanyak 82 %, presisi 70%, recall 60% dan F1 Score 65%. Pada penelitian (Sitompul et al., 2023). yang membandingkan tiga algoritma yaitu *naïve bayes*, *support vector machine*, dan *logistic regression*, dimana *naïve bayes* memberikan akurasi tertinggi yaitu 88,5%. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap fitur COD Shopee dari ulasan Google Play Store serta menjadi evaluasi layanan dan kontribusi pada penerapan *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen.

2. Metode Penelitian

Tahapan penelitian yang akan dilakukan disajikan pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan penelitian

2.1. Identifikasi Masalah

Pada penelitian ini dimulai dengan identifikasi masalah mengenai beragamnya sentimen pengguna terhadap fitur *Cash On Delivery* (COD) pada aplikasi Shopee berdasarkan ulasan di Google Play Store.

2.2. Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi Shopee terkait fitur COD di Google Play Store melalui proses *web scrapping* sebagai bahan analisis sentimen.

2.3. Analisis Data

2.3.1. Pelabelan Sentimen

Pelabelan data dilakukan berdasarkan sentimen atau kepuasan pengguna yang terkandung dalam setiap ulasan (Kamil et al., 2025). Pelabelan data digunakan untuk melatih model analisis sentimen berdasarkan skor/*rating* ulasan menjadi sentimen positif dan negatif (Hartmann et al., 2023) dan penambahan kelas netral dapat menurunkan akurasi karena pola data tidak homogen. Ulasan dengan rating 1-3 menunjukkan negatif, 4-5 menunjukkan positif (Firda et al., 2025).

2.3.2. Pre-Processing

Pada penelitian ini data ulasan akan dilakukan *pre-processing* sebelum dianalisis. Tahapan *pre-processing* yang akan dilewati adalah *Remove Duplicates, Cleaning, Tokenizing, Normalisasi, Stopword, dan Stemming*.

2.3.3. Ekstraksi Fitur

Setelah melalui *pre-processing* data kemudian di ekstraksi fitur/kata menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency – Inverse Document Frequency*). Pada K-Fold Cross Validation, *vocabulary* dan bobot TF-IDF dibentuk berdasarkan data latih setiap fold, kemudian diterapkan pada data uji untuk mencegah penggunaan informasi dari data uji dalam proses pelatihan.

2.3.4. Modelling

Data yang sudah diekstraksi selanjutnya dilakukan *modelling*, dimana algoritma *naïve bayes* digunakan untuk membangun model klasifikasi sentimen.

2.3.5. Pengujian dan Evaluasi

Pengujian model menggunakan metode K-Fold Cross Validation, di mana data dibagi ke dalam beberapa fold agar setiap data bergantian menjadi data latih dan data uji sehingga hasil pengujian lebih objektif [16]. Pengujian dilakukan menggunakan K-Fold Cross Validation (k=5 dan k=10) untuk menilai kinerja Naïve Bayes, dengan evaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

2.3.6. Analisa Hasil

Tahap akhir penelitian ini adalah penarikan kesimpulan dengan merangkum hasil analisis dan kinerja model dalam menjawab rumusan masalah. Selain itu, diberikan saran pengembangan penelitian selanjutnya untuk meningkatkan performa analisis sentimen

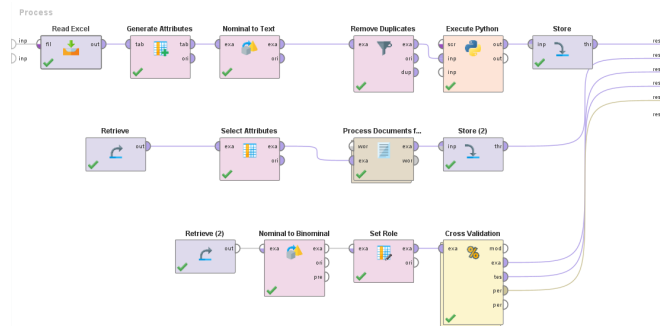
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data menggunakan teknik *web scrapping* dengan hasil diperoleh 2.977 data yang disimpan dalam bentuk *Excel*, kemudian diseleksi menjadi 1.586 data relevan untuk dianalisis.

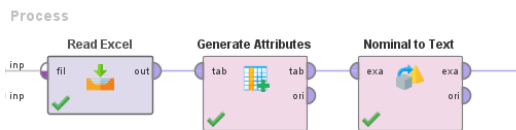
3.2 Analisis Data

Tahap analisis data pada penelitian ini dilakukan menggunakan *tools RapidMiner* dengan memanfaatkan serangkaian operator yang disusun secara sistematis untuk mengolah data, mulai dari tahap *preprocessing* hingga proses pengujian model klasifikasi. Alur proses analisis data yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada gambar 2 berikut



Gambar 2. Analisis Data

3.2.1 Pelabelan Sentimen



Gambar 3. Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen adalah mengelompokkan ulasan menjadi positif dan negatif berdasarkan rating/score pengguna menggunakan operator *Generate Attributes* di *Rapid Miner*

3.2.2 Pre-processing

1) Remove Duplicates

Pelabelan sentimen adalah mengelompokkan ulasan menjadi positif dan negatif berdasarkan rating/score pengguna menggunakan operator *Generate Attributes* di *Rapid Miner*

2) Cleaning, Tokenizing, Normalisasi, Stopword, dan Stemming

Proses ini dilakukan menggunakan operator *Execute Python* pada *RapidMiner* dengan kode program pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Kode Program Pre-Processing

```
import re
import pandas as pd
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
def rm_main(input_df):
    factory = StemmerFactory()
    stemmer = factory.create_stemmer()
    kamus_slang = {}
```

```

        "gk": "tidak", "ga": "tidak", "gak": "tidak", "tdk": "tidak", "nggak":
        "tidak", "ngga": "tidak", "tdk": "tidak", "tdak": "tidak", "bgt":
        "banget", "aja": "saja", "dg": "dengan", "dgn": "dengan", "yg":
"yang",
        "udh": "udah", "udah": "sudah", "blm": "belum", "bs": "bisa",
        "bgt": "banget", "sgt": "sangat", "slalu": "selalu", "krn": "karena",
        "dr": "dari", "shope": "shopee", "sopi": "shopee", "shopy":
        "shopee", "shopiy": "shopee"}
stopwords = set([
    "yang", "dan", "di", "ke", "dari", "ini", "itu", "untuk", "dengan",
    "pada", "adalah", "saya", "kamu", "dia", "mereka", "kami", "kita", "ya", "kok", "sih",
    "deh", "lah", "nya",
    "aku", "kalian", "anda", "ku", "mu", "atau", "tetapi", "tapi",
    "karena", "sehingga",
    "maka", "jadi", "kalau", "ketika", "bahwa", "tersebut", "begitu",
    "begini", "sini", "situ",
    "sana", "pun", "para", "suatu", "setiap", "bagi", "tanpa", "dalam",
    "merupakan", "bisa", "dapat",
    "boleh", "sudah", "masih", "akan", "telah", "banget", "sekali",
    "lebih", "sangat", "pokoknya", "terutama",
    "kan", "dong", "tuh", "iya", "shopee", "aplikasi", "belanja",
    "barang", "pesanan", "paket", "toko", "penjual", "cod"
])

def cleaningulasan(text):
    if pd.isna(text):
        return ""
    text = re.sub(r'@[A-Za-z0-9]+', '', text)
    text = re.sub(r'#[A-Za-z0-9]+', '', text)
    text = re.sub(r'http\S+', '', text)
    text = re.sub(r'[0-9]+', '', text)
    text = re.sub(r"^[a-zA-Z\s]", "", text)
    return text.strip()

def replaceTOM(text):
    pola = re.compile(r'(\.){1,2}')
    return pola.sub(r'\1', text)

def tokenizing(text):
    return text.split()

def normalisasi(tokens):
    return [kamus_slang.get(kata, kata) for kata in tokens]

def lowercase_tokens(tokens):
    return [kata.lower() for kata in tokens]

def stopword_removal(tokens):
    return [kata for kata in tokens if kata not in stopwords]

def stemming(tokens):
    return [stemmer.stem(kata) for kata in tokens]

df = input_df.copy()
if 'content' not in df.columns:
    raise Exception("Kolom 'content' tidak ditemukan")
df['content'] = df['content'].astype(str)

df['Cleaning'] = df['content'].apply(cleaningulasan)
df['Tokenizing'] = df['Cleaning'].apply(tokenizing)
df['Normalisasi'] = df['Tokenizing'].apply(normalisasi)
df['Transform_Cases'] = df['Normalisasi'].apply(lowercase_tokens)
df['Stopword'] = df['Transform_Cases'].apply(stopword_removal)
df['Stemming'] = df['Stopword'].apply(stemming)
df['Stemming_Text'] = df['Stemming'].apply(lambda x: " ".join(x))

return df

```

3.2.3 Ekstraksi Fitur

Pembobotan fitur dilakukan dengan metode TF-IDF melalui operator Process Document From Data di RapidMiner. Teks dipecah menjadi kata-kata lalu diberi nilai agar dapat diubah menjadi angka untuk menentukan sentimen.

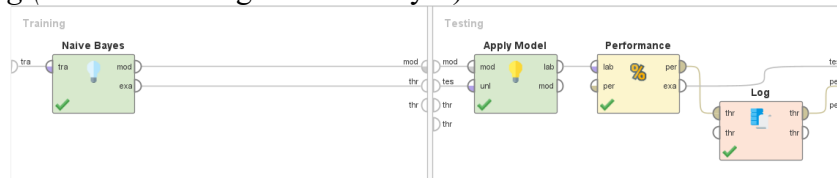
Tabel 1. List Document (ulasan)

No	text
D1	bagus
D4	semua oke rekomended
D5	mudah pakek

Tabel 2. Hasil TF-IDF

Fitur/Kata	D1	D4	D5
bagus	1	0	0
mudah	0	0	0.409
semua	0	0.334	0
oke	0	0.509	0
rekomended	0	0.793	0
pakek	0	0	0.913

3.2.4 Modelling (Klasifikasi dengan Naïve Bayes)



Gambar 5. Modelling (Klasifikasi dengan Naïve Bayes)

3.2.5 Pengujian dan Evaluasi

Hasil pengujian odell dengan berbagai jenis sampling dan nilai k diringkas pada Tabel untuk memudahkan perbandingan performa antar konfigurasi.

Tabel 4. Hasil Pengujian

Sampling	k	Akurasi	Precision (Pos/Neg)	Recall (Pos/Neg)	F1-Score (Pos/Neg)
Linear	5	70,22%	63,81% / 78,14%	79,79% / 61,51%	70,70% / 68,75%
Linear	10	70,08%	63,50% / 77,78%	79,26% / 61,37%	70,31% / 68,49%
Shuffled	5	68,82%	63,52% / 76,23%	78,07% / 60,89%	69,86% / 67,56%
Shuffled	10	69,01%	63,48% / 77,49%	79,63% / 60,12%	70,39% / 67,36%
Stratified	5	69,64%	64,11% / 77,07%	78,74% / 61,74%	70,66% / 68,54%
Stratified	10	69,20%	63,52% / 77,11%	79,30% / 60,42%	70,52% / 67,73%

3.2.6 Analisa Hasil

Hasil pengujian menunjukkan bahwa $k=5$ dengan Linear Sampling menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 70.22%. Linear Sampling diduga memberikan hasil lebih baik karena pembagian data pada penelitian ini relative mampu mempresentasikan karakteristik keseluruhan data. Sementara itu, $k=5$ lebih baik daripada $k=10$ karena pembagian lima fold menghasilkan variasi data uji yang lebih stabil sehingga performa model tidak terlalu sensitive terhadap perubahan subset data.

Stratified Sampling tidak menghasilkan akurasi tertinggi meskipun mempertahankan proporsi kelas pada setiap fold. Hal ini menunjukkan bahwa keseimbangan proporsi kelas bukan satu-satunya faktor yang menentukan performa, karena karakteristik kata dan distribusi fitur TF-IDF pada setiap fold juga memengaruhi hasil klasifikasi.

Recall sentiment positif (80.38%) lebih tinggi dibandingkan negative (61,38%), yang menunjukkan bahwa model lebih mudah mengenali pola kata pada ulasan positif. Sebagian ulasan negative kemungkinan memiliki kata-kata positif atau bentuk negasi yang sulit ditangkap oleh TF-IDF dan Naive Bayes, sehingga beberapa sentiment negative diprediksi sebagai positif.

4. Kesimpulan dan Saran

Metode *Naive Bayes* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna terhadap fitur COD Shopee. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Cross Validation $k = 5$ dengan Linear Sampling memperoleh akurasi tertinggi sebesar 70,22%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi pola sentimen positif dan negatif, meskipun masih mengalami keterbatasan dalam mengenali sentimen negatif, terutama pada ulasan yang mengandung kata positif atau bentuk negasi. Penelitian ini memberikan gambaran mengenai sentimen pengguna terhadap fitur COD, tetapi hasilnya belum dapat digeneralisasikan pada seluruh pengguna Shopee karena keterbatasan jumlah, sumber, dan karakteristik dataset serta fitur yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas dan memperkaya dataset, menggunakan fitur *n-gram* dan metode *preprocessing* yang lebih optimal, serta membandingkan *Naive Bayes* dengan algoritma lain. Uji signifikansi statistik juga dapat diterapkan pada penelitian selanjutnya untuk mengetahui apakah perbedaan performa antar konfigurasi pengujian benar-benar signifikan secara statistik.

Daftar Pustaka

- Asih, E. M. (2024). Analisis pada Shopee sebagai E-Commerce Terpopuler di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Bisnis Antartika*, 2(1), 73–79. <https://doi.org/10.70052/jeba.v2i1.299>
- Firda, H., Putra, P., Oktadini, N. R., Sevtiyuni, P. E., & Meiriza, A. (2025). Comparison of Rating-based and Inset Lexicon-based Labeling in Sentiment Analysis using SVM (Case Study: GoBiz Application Reviews on Google Play Store). *SISTEMASI*, 14(2), 516. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i2.4795>
- Firdaus, R., Siregar, S. D., & Angginta, I. (2025). *DAMPAK E-COMMERCE DALAM DUNIA BISNIS MODERN*. 8.
- Hartmann, J., Heitmann, M., Siebert, C., & Schamp, C. (2023). More than a Feeling: Accuracy and Application of Sentiment Analysis. *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), 75–87. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2022.05.005>

- Janati, B. A., Yolanda, M. R., & Putra, A. S. (2025). *ANALISIS MANAJEMEN RISIKO PADA SISTEM CASH ON DELIVERY (COD) DALAM MENGGUNAKAN KURIR J&T EXPRESS*. 6.
- Junior, N. D., & Sriminarti, N. (2025). *PENGARUH SISTEM PEMBAYARAN CASH ON DELIVERY PADA TRANSAKSI SHOPEE INDONESIA*. 8(1).
- Kamil, A. I., Pratiwi, O. N., & Witarsyah, D. (2025). Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik terhadap Aplikasi Pembelajaran Online pada Platform Google Play. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 836–849. <https://doi.org/10.29100/jipi.v10i2.6023>
- Lukmana, L. O. (2025). ANALISIS SENTIMEN TERHADAP ULASAN PENGGUNA APLIKASI THREADS INSTAGRAM DI PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6250>
- Melina, S., & Sudrartono, T. (2023). E-COMMERCE SEBAGAI STRATEGI PEMASARAN DALAM UPAYA MENINGKATKAN PENJUALAN DI DISTRO SPRK.Apparel BANDUNG. *Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi (MEA)*, 7(1), 813–829. <https://doi.org/10.31955/mea.v7i1.2925>
- Pramita, C. (2024). *ANALISIS SENTIMEN MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES*. 1.
- Putra, I. G. S. D., & Putra, I. N. T. A. (2025). IMPLEMENTASI METODE NAÏVE BAYES PADA ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI MOBILE KITA BISA. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6423>
- Roihan, A., Sunarya, P. A., & Rafika, A. S. (2020). Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 5(1). <https://doi.org/10.31294/ijcit.v5i1.7951>
- Simatupang, S., Susanti, D., Butarbutar, M., Indajang, K., & Girsang, R. M. (2023). *SISTEM PEMBAYARAN CASH ON DELIVERY TERHADAP KEPUTUSAN PEMBELIAN DI SHOPEE*. 08(01).
- Sitompul, K. P. J., Pratama, A. R., & Baihaqi, K. A. (2023). *KOMPARASI ALGORITMA NAÏVE BAYES, SUPPORT VECTOR MACHINE, DAN LOGISTIC REGRESSION PADA ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI TRANSPORTASI ONLINE*. 10(01).
- Zhafirah, A., & Nuryadin, M. B. (2024). *PERAN DIGITALISASI PEMBAYARAN TERHADAP PENINGKATAN TRANSAKSI PADA UMKM DI INDONESIA*. 8.