Analysis of Public Sentiment Towards the Use of AI in Monitoring Waste via the SEMAR Monitoring Web and Its Impact on Flood Management in Semarang City

Priskila Dwi Nilam Sari[1)*], Yohana Tri Widayati[2)], Satrio Agung Prakoso[3)]

[1)2)3)]Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas AKI Semarang
Correspodence author: priskilasari1317@gmail.com, Semarang, Indonesia
DOI : https://doi.org/10.37012/jtik.v11i2.2819

Abstract

Waste management is a major challenge in Semarang City. The Semarang City Government, through the Semarang City Communication and Informatics Agency (Diskominfo), has adopted Artificial Intelligence (AI)-based technology to improve the efficiency and effectiveness of waste management. One innovative initiative is the development and implementation of the Pantau Semar Web system, a web-based monitoring platform that utilizes integrated CCTV technology located at various Temporary Disposal Sites (TPS) and strategic points throughout the city. Waste management and flood mitigation are major challenges in Semarang City. The Semarang City Government, through the Semarang City Communication and Informatics Agency (Diskominfo), implemented the Pantau Semar web system based on Artificial Intelligence (AI) to automatically detect piles of garbage and standing water through the CCTV network. This study analyzed public sentiment towards the system, particularly through social media comments, and developed a sentiment classification model using IndoBERT. A quantitative approach with Natural Language Processing (NLP)-based sentiment analysis was used. A total of 430 public comments from social media were categorized into positive, negative, and neutral sentiments, then analyzed using a fine-tuned IndoBERT model. The results show that negative sentiment dominates (54%), followed by positive (30%) and neutral (16%). The IndoBERT model achieved 81% accuracy with the highest F1-score in the negative class (0.89). These findings indicate that the public remains critical of the system's performance, particularly regarding waste accumulation and flooding, but also highlight the potential of AI in environmental management and public opinion detection. The research findings provide the basis for developing adaptive monitoring systems and more responsive government communication strategies.

Keywords: *Artificial Intelligence, Pantau Semar, Sentiment Analysis, IndoBERT, Social Media*

Abstrak

Pengelolaan sampah merupakan salah satu tantangan utama di Kota Semarang. Pemerintah melalui Dinas Komunikasi dan Informatika (Diskominfo) Kota Semarang telah mengadopsi teknologi berbasis *Artificial Intelligence* (AI) dalam upaya meningkatkan efisiensi dan efektivitas pengelolaan sampah. Salah satu inisiatif inovatifnya adalah pengembangan dan implementasi sistem Web Pantau Semar, sebuah platform pemantauan berbasis web yang memanfaatkan teknologi CCTV terintegrasi yang tersebar di berbagai Tempat Pembuangan Sementara (TPS) serta titik-titik strategis di kota. Pengelolaan sampah dan mitigasi banjir merupakan tantangan utama di Kota Semarang. Pemerintah Kota Semarang melalui Dinas Komunikasi dan Informatika (Diskominfo) mengimplementasikan sistem web Pantau Semar berbasis Artificial Intelligence (AI) untuk mendeteksi tumpukan sampah dan genangan air secara otomatis melalui jaringan CCTV. Penelitian ini menganalisis sentimen masyarakat terhadap sistem tersebut, khususnya melalui komentar di media sosial, serta mengembangkan model klasifikasi sentimen menggunakan IndoBERT. Pendekatan kuantitatif dengan analisis sentimen berbasis Natural Language Processing (NLP) digunakan. Sebanyak 430 komentar publik dari media

sosial dikategorikan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral, kemudian dianalisis dengan model IndoBERT yang telah di-fine-tune. Hasil menunjukkan sentimen negatif mendominasi (54%), diikuti positif (30%) dan netral (16%). Model IndoBERT mencapai akurasi 81% dengan F1-score tertinggi pada kelas negatif (0,89). Temuan ini mengindikasikan bahwa masyarakat masih kritis terhadap kinerja sistem, terutama terkait penumpukan sampah dan banjir, namun juga menyoroti potensi AI dalam pengelolaan lingkungan dan deteksi opini publik. Hasil penelitian ini menjadi dasar pengembangan sistem pemantauan yang adaptif dan strategi komunikasi pemerintah yang lebih responsif.

Kata Kunci: Artificial Intelligence, Pantau Semar, Analisis Sentimen, IndoBERT, Media Sosial

PENDAHULUAN

Dalam zaman digital sekarang, efektivitas dan ketepatan dalam pengelolaan inventaris menjadi faktor yang sangat signifikan dalam aktivitas perusahaan. Proses pencatatan stok yang dilakukan secara manual sering kali cukup memakan waktu, mudah mengalami kesalahan, dan tidak efisien dalam menyajikan data secara langsung. Situasi ini bisa berdampak pada kemampuan untuk membuat keputusan yang cepat dan akurat dalam aktivitas perusahaan.

Sebagai alternatif, pembuatan aplikasi untuk mendukung proses inventarisasi, yang terhubung dengan dasbor situs web perusahaan, sangat penting. Aplikasi memungkinkan petugas di lapangan untuk mencatat persediaan secara langsung, sedangkan dasbor berbasis web menampilkan data stok secara langsung kepada pihak manajemen. Di samping itu, untuk memberikan informasi perusahaan yang jelas, bagian admin pada dasbor juga dirancang untuk mengatur galeri foto dan daftar anggota tim perusahaan.

Melalui pembuatan sistem ini, diharapkan perusahaan bisa meningkatkan efisiensi dalam operasional, keakuratan informasi, serta memberikan pengalaman yang lebih baik bagi pengguna. Studi ini bertujuan untuk merancang dan menyusun sistem tersebut agar dapat memenuhi kebutuhan perusahaan dalam memantau persediaan secara langsung serta mendukung pengelolaan informasi visual pada dasbor situs web.

METODE PENELITIAN

1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen berbasis Natural Language Processing (NLP). Data yang dianalisis berupa komentar masyarakat dari media sosial terkait dengan sistem Pantau Semar dengan programnya yaitu Pantau Sampah/AISSA khususnya fitur pemantauan sampah dan banjir. Model NLP yang digunakan adalah IndoBERT, yang telah disesuaikan untuk bahasa Indonesia (Y. Wu, 2024).

2. Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan dengan studi kasus di Kota Semarang, khususnya pada penggunaan sistem Pantau Semar milik Dinas Komunikasi dan Informatika (Diskominfo) Kota Semarang. Waktu penelitian berlangsung dari bulan Maret hingga Juli 2025, mencakup tahap pengumpulan data, pelabelan, pelatihan model, dan analisis hasil.

3. Sumber dan Jenis Data

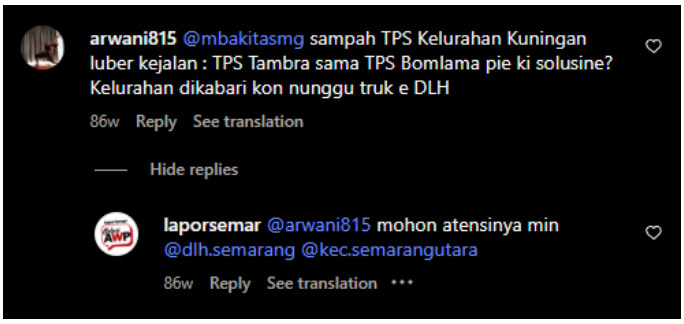
a. **Data Primer:** Komentar masyarakat dari media sosial (Instagram, Twitter) yang dikumpulkan secara manual berdasarkan kata kunci seperti *Pantau Semar, CCTV, banjir, sampah, AI, teknologi* dan sebagainya (A. Putri dan L. Hidayat, 2021).

b. **Data Sekunder:** Informasi teknis tentang sistem Pantau Semar, dokumentasi fitur AI yang digunakan dan pemantauan banjir, serta literatur dari jurnal atau artikel ilmiah terkait AI, NLP, dan analisis sentimen.

4. Teknik Pengumpulan Data

Data dikumpulkan secara manual dengan menelusuri akun resmi pemerintah, berita terkait, dan forum diskusi di media social (S. Gupta, 2024). Komentar relevan disalin, disimpan, dan dipilah sesuai konteks. Berdasarkan konfirmasi Diskominfo Kota Semarang, Pantau Semar diluncurkan Agustus 2023, dengan pilot project CCTV di TPS sejak Juni 2024. Oleh karena itu, data komentar yang dianalisis dikumpulkan dari April 2024 hingga Juli 2025 agar relevan dengan implementasi sistem AI tersebut. (B. Johnson and C. Lee, 2024), direncanakan akan digunakan sebanyak ±400 komentar, yang masing-masing akan dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral.

Data komentar disusun dalam file Excel dan sudah dilabeli manual. Data yang terkumpul akan dibersihkan *(preprocessing)* sebelum dianalisis lebih lanjut.



Gambar 1. Tampilan Komentar Masyarakat di Instagram

5. Model yang Digunakan

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah IndoBERT (M. Arifin dan I. S. Nugroho, 2021), yaitu pre trained model berbasis transformer yang telah dilatih pada korpus Bahasa Indonesia. Model yang digunakan memiliki nama indobenchmark/indobert-base-p1 dan diambil dari HuggingFace Model Hub. Model ini dilatih ulang (fine-tuned) menggunakan data komentar masyarakat yang telah diberi label sentimen secara manual. Proses pelatihan dilakukan menggunakan framework transformers dari HuggingFace dan bahasa pemrograman Python.

6. Tahap Penelitian

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan utama berikut:

a. Pengumpulan Data Komentar

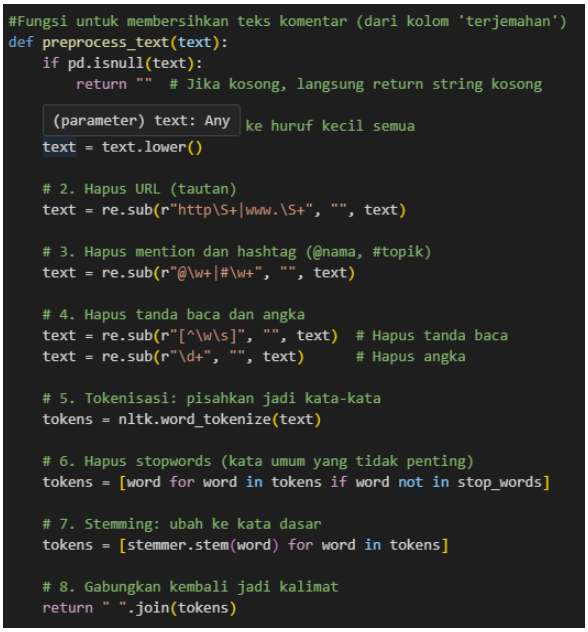
- Data dikumpulkan secara manual dari media sosial, khususnya Instagram dan Twitter, yang berkaitan dengan program Pantau Semar, terutama fitur Pantau Sampah dan CCTV Banjir (A. Garcia, 2022).
- Data komentar yang digunakan sebanyak ±400 komentar.
- Kata kunci pencarian yang digunakan antara lain: *Pantau Semar, Pantau Sampah, banjir Semarang, AI sampah,* dan *CCTV Kota Semarang, CCTV Banjir.*

b. Pra-pemrosesan Teks (Preprocessing)

- Komentar dibersihkan dari unsur yang tidak diperlukan seperti:
  1.) Simbol atau emoji (dikonversi atau dihapus jika perlu)

2.) URL, mention (@), atau hashtag

- Proses dilakukan menggunakan Python dengan bantuan library re (regex), Sastrawi, dan nltk.
- Langkah preprocessing meliputi:
  - Lowercasing: mengubah teks menjadi huruf kecil semua.
  - Tokenisasi: memisahkan kata dalam komentar.
  - Stopword removal: menghapus kata-kata umum seperti dan, di, dll.
  - Stemming: mengubah kata ke bentuk dasar (contoh: "mengalirkan" → "alir").



```
#Fungsi untuk membersihkan teks komentar (dari kolom 'terjemahan')
def preprocess_text(text):
    if pd.isnull(text):
        return ""  # Jika kosong, langsung return string kosong

    (parameter) text: Any  ke huruf kecil semua
    text = text.lower()

    # 2. Hapus URL (tautan)
    text = re.sub(r"http\S+|www.\S+", "", text)

    # 3. Hapus mention dan hashtag (@nama, #topik)
    text = re.sub(r"@\w+|#\w+", "", text)

    # 4. Hapus tanda baca dan angka
    text = re.sub(r"[^\w\s]", "", text)  # Hapus tanda baca
    text = re.sub(r"\d+", "", text)      # Hapus angka

    # 5. Tokenisasi: pisahkan jadi kata-kata
    tokens = nltk.word_tokenize(text)

    # 6. Hapus stopwords (kata umum yang tidak penting)
    tokens = [word for word in tokens if word not in stop_words]

    # 7. Stemming: ubah ke kata dasar
    tokens = [stemmer.stem(word) for word in tokens]

    # 8. Gabungkan kembali jadi kalimat
    return " ".join(tokens)
```

Gambar 2. Tahap *Preprocessing* Komentar

c. Pelabelan Data Komentar

1. Proses pelabelan komentar dilakukan secara manual oleh peneliti sendiri untuk menjaga konsistensi interpretasi terhadap isi komentar dan menghindari perbedaan persepsi antar-pelabel.
2. Setiap komentar diberi label sentimen secara manual di Excel, yaitu:
   - Positif → komentar yang menunjukkan dukungan, optimism
   - Negatif → komentar yang menyatakan keluhan, kritik,
   - Netral → komentar berupa pertanyaan, informasi

3. Mapping label lalu encode label ke angka. Label ini digunakan sebagai data latih (training data) untuk model IndoBERT,

```
df['Sentimen'] = df['Sentimen'].str.capitalize().str.strip()
label_mapping = {
    'Netral': 0,
    'Negatif': 1,
    'Positif': 2
}
df['label'] = df['Sentimen'].map(label_mapping)
df['label'] = df['label'].astype('Int64')
```

Gambar 3. Proses Encode Label

Potongan kode di atas digunakan untuk mengonversi label teks menjadi label numerik digunakan metode .map() pada DataFrame.dan menghilangkan nilai-nilai yang tidak valid.

d. Parameter dan Pelatihan Model IndoBERT

1. Model Pretrained yang digunakan dalam penelitian ini adalah model IndoBERT, yaitu indobenchmark/indobert-base-p1, yang merupakan model berbasis transformer berbahasa Indonesia dari IndoNLU.

```
# Load IndoBERT tokenizer
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("indobenchmark/indobert-base-p1")
```

Gambar 4. Model Pretrained

2. Dataset preprocessing diimpor ke Collab. Dataset dibagi menjadi data latih (train) dan data uji (test) menggunakan fungsi train_test_split dari library scikit-learn, dengan rasio pembagian 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian (80:20).

```
train_texts, test_texts, train_labels, test_labels = train_test_split(
    filtered_df['cleaned_text'].tolist(),
    filtered_df['label'].tolist(),
    test_size=0.2,
    random_state=42
)
```

Gambar 5. Perbandingan Data Train dan Test

3. Parameter Pelatihan Model dilakukan dengan menggunakan Trainer dari pustaka HuggingFace transformers. Parameter pelatihan yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 1. Parameter Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Jumlah epoch (num_train_epochs)	3
Ukuran batch latih (per_device_train_batch_size)	8
Ukuran batch uji (per_device_eval_batch_size)	8
Learning rate	5e-5 (default)
Optimizer	AdamW (default dari Huggingface Trainer)
Loss function	CrossEntropyLoss (default di Huggingface untuk klasifikasi)
Weight decay	0.01
Metode evaluasi dan penyimpanan model	per epoch
Logging	Setiap 10 langkah
Output directory	./results
Tokenizer dan collator	IndoBERT tokenizer dengan DataCollatorWithPadding
Split Dataset	80% Train / 20% Test
Framework	HuggingFace Transformers + PyTorch

4. Fine-tuning dilakukan terhadap IndoBERT menggunakan data tersebut dengan library transformers dari HuggingFace.

e. Evaluasi Model

1. Model diuji menggunakan metrik:

   Akurasi, Presisi, Recall dan F1-Score

```
# Evaluasi model
predictions = trainer.predict(test_dataset)
preds = predictions.predictions.argmax(-1)

# Tampilkan classification report
print(classification_report(test_labels, preds, target_names=['Netral', 'Negatif', 'Positif']))
```

Gambar 6. Evaluasi Model

2. Hasil evaluasi digunakan untuk mengukur keandalan klasifikasi sentimen terhadap komentar masyarakat.

f. Analisis Sentimen dan Interpretasi Hasil

1. Distribusi sentimen ditampilkan dalam bentuk visual (bar chart atau pie chart).
2. Analisis dilakukan terhadap:

   Dominasi sentimen terhadap AI dan sistem pemantauan Pantau Semar. Dan keterkaitan sentimen masyarakat dengan isu banjir, kebersihan kota, dan pelayanan.
3. Ditarik simpulan mengenai seberapa besar sentimen publik terhadap penggunaan AI atau teknologi Pantau Semar memengaruhi persepsi efektivitas penanganan banjir.

7. Teknik analisis Data

Teknik analisis data dilakukan dengan pendekatan sebagai berikut:

a. Analisis Statistik Deskriptif

1. Menghitung jumlah komentar berdasarkan kategori sentimen: positif, negatif, dan netral.
2. Menyajikan data dalam bentuk tabel dan diagram *(bar chart* atau *pie chart).*
3. Menganalisis frekuensi kata yang sering muncul (*word frequency*).

b. Analisis Kinerja Model

Menilai performa klasifikasi komentar oleh model IndoBERT menggunakan:

1. Akurasi: seberapa sering model model memberikan prediksi yang benar secara keseluruhan.
2. Presisi: seberapa akurat model dalam memprediksi suatu kelas, yaitu dari semua prediksi terhadap kelas tertentu, berapa yang benar.
3. Recall: seberapa baik model menangkap semua data yang benar-benar termasuk ke dalam suatu kelas.
4. F1-Score: rata-rata harmoni dari presisi dan recall.

c. Analisis Tematik

1. Setelah distribusi sentimen diperoleh, komentar dianalisis lebih dalam untuk melihat tema dominan.

2. Dicari keterkaitan antara sentimen dan topik-topik seperti *AI, Pantau Semar, penanganan banjir, dan kebersihan kota.*

8. Alat dan Teknologi yang Digunakan

Tabel 2. Alat yang Digunakan

Alat/Platform	Fungsi dalam Penelitian
Microsoft Excel	Menyimpan dan mengorganisasi data komentar yang dikumpulkan secara manual, termasuk pelabelan sentimen.
Google Colab	Digunakan untuk preprocessing, pelatihan model IndoBERT, evaluasi performa model, dan visualisasi data.

Library Python:

a. Transformers : untuk menjalankan IndoBERT.
b. pandas, numpy : untuk manipulasi data.
c. Sastrawi, nltk, re : untuk preprocessing bahasa Indonesia
d. Sklearn : untuk evaluasi model
e. matplotlib, seaborn : untuk membuat grafik visualisasi sentiment
f. PyTorch (torch) : sebagai kerangka kerja *(framework)* untuk membangun dan melatih model deep learning
g. IndoBERT Pretrained Model : Model NLP berbasis BERT yang telah dilatih khusus untuk bahasa Indonesia. Digunakan untuk klasifikasi sentimen berdasarkan komentar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Preprocessing Komentar

Tahap awal analisis sentimen adalah preprocessing data komentar yang dikumpulkan dari Instagram. File awal berisi 1.048.570 baris, yang merupakan kapasitas maksimum dari file template Microsoft Excel (2^20 = 1.048.570). Namun (D. Martinez et al., 2022), jumlah ini bukan menunjukkan banyaknya komentar yang valid, melainkan jumlah maksimum baris dari template kosong yang digunakan saat penyusunan awal.

Komentar yang dihimpun berupa teks, emoji, URL, mention, hashtag, dan bahasa daerah seperti Jawa. Setelah preprocessing dan filtering untuk menghapus komentar kosong, tidak relevan, atau tidak dapat diproses, jumlah komentar layak pakai berkurang menjadi 430. Berikut contoh komentar sebelum dan sesudah *preprocessing:*

index	Komentar Terjemahan	cleaned_text
0	Min, semalam saya lewat situ, sudah mulai ada tumpukan sampah lagi. Sepertinya memang harus ada solusi	min malam saya situ sudah ada tumpu sampah harus ada solusi
1	Orang itu tidak bertanggung jawab, menyebabkan banjir, oknum tidak punya otak 😡	orang tidak tanggung jawab sebab banjir oknum tidak punya otak
2	CCtv and Me 🤩 Oiya kamu bisa akses cctv ini di https://pantausemar.semarangkota.go.id	cctv and me oiya bisa akses cctv di
3	AISSA bukan Cuma untuk mantau tapi juga untuk menganalisis penumpukan sampah di TPS-TPS kota semarang	aissa bukan mantau tapi analis tumpu sampah di tpstps kota semarang
4	Wah bisa diakses publik ya? Mantap buat mantau 😇	bisa akses publik ya mantap buat mantau
5	baru tau pantausemar bisa diakses lewat aplikasi dan website	tau pantausemar bisa akses aplikasi website

Gambar 7. Data Sebelum dan Sesudah Preprocessing

Proses pembersihan *(preprocessing)* dilakukan melalui tahapan berikut:

a. Mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil seluruhnya (*lowercasing*)
b. Menghapus URL, mention (@), dan hashtag (#)
c. Menghapus emoji dan simbol aneh
d. Menghapus huruf yang diulang-ulang (misal: “mantabbb” → “mantab”)
e. Menghapus stopwords (kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam analisis)

```
#Fungsi untuk membersihkan teks komentar (dari kolom 'terjemahan')
def preprocess_text(text):
    if pd.isnull(text):
        return ""  # Jika kosong, langsung return string kosong

    # 1. Case folding: ubah ke huruf kecil semua
    text = text.lower()

    # 2. Hapus URL (tautan)
    text = re.sub(r"http\S+|www.\S+", "", text)

    # 3. Hapus mention dan hashtag (@nama, #topik)
    text = re.sub(r"@\w+|#\w+", "", text)

    # 4. Hapus emoji dan simbol aneh
    text = re.sub(r"[^\w\s,.!?]", "", text)

    # 5. Normalisasi huruf berulang
    text = re.sub(r'(.)\1{2,}', r'\1', text)

    # 6. Hapus tanda baca dan angka
    text = re.sub(r"[^\w\s]", "", text)  # Hapus tanda baca
    text = re.sub(r"\d+", "", text)      # Hapus angka

    # 7. Tokenisasi: pisahkan jadi kata-kata
    tokens = nltk.word_tokenize(text)

    # 8. Hapus stopwords, tapi simpan kata penting untuk sentimen
    kata_penting = {'tidak', 'bukan', 'belum', 'sangat', 'sudah', 'iya', 'harus',
                    'ada', 'di', 'bisa', 'tapi', 'jawab', 'punya', 'sekarang', 'dulu',
                    'supaya', 'tambah', 'kurang', 'banyak', 'bersih', 'tempat', 'tepat',
                    'boleh', 'minta', 'berserakan', 'menumpuk', 'genangan', 'jangan',
                    'pantau semar', 'saya', 'buat'}  # kata negasi & penting
    stopwords_khusus = [word for word in stop_words if word not in kata_penting]
    tokens = [word for word in tokens if word not in stopwords_khusus]

    # 9. Stemming: ubah ke kata dasar
    tokens = [stemmer.stem(word) for word in tokens]

    # 10. Gabungkan kembali jadi kalimat
    return " ".join(tokens)
```

Gambar 8. Kode Fungsi *Preprocessing*

Library dan tools yang digunakan dalam proses ini antara lain:

a. re: untuk mengatur dan membersihkan teks dengan *regular expression*
b. nltk: untuk tokenisasi dan stopword removal
c. Sastrawi: untuk stemming kata berbahasa Indonesia
d. Pandas: untuk manipulasi data
e. openpyxl: untuk membaca file Excel

Setelah proses ini, hasil *preprocessing* disimpan dalam kolom baru cleaned_text, yang kemudian digunakan sebagai input pada tahap pelatihan model IndoBERT.

2. Pelabelan dan Distribusi Sentimen

Setelah komentar-komentar dibersihkan melalui tahap preprocessing, langkah berikutnya adalah pelabelan data. Pada penelitian ini, pelabelan dilakukan secara manual oleh peneliti saat proses pengumpulan data, berdasarkan interpretasi terhadap isi komentar. Setiap komentar diberi salah satu dari tiga kategori sentimen, yaitu Positif, Negatif, Netral.

Selanjutnya, label sentimen tersebut dikonversi menjadi bentuk numerik untuk mempermudah proses pelatihan model menggunakan machine learning. Proses ini disebut encoding label, dengan ketentuan sebagai berikut:

Tabel 3. Ketentuan Encoding Label

Label Sentimen	Nilai Numerik
Netral	0
Negatif	1
Positif	2

Konversi ini dilakukan dengan bantuan fungsi .map() dari pandas, serta memastikan tipe data kolom label adalah Int64 untuk menghindari error pada saat pelatihan model. Distribusi Sentimen, setelah dilakukan encoding, berikut adalah distribusi komentar berdasarkan label sentiment.

Tabel 4. Distribusi Sentimen

Label Sentimen	Jumlah Komentar
Negatif	232
Positif	128
Netral	70
Total	430

Distribusi ini menunjukkan bahwa sebagian besar komentar yang dikumpulkan bernada negatif, mengindikasikan adanya kritik atau keluhan masyarakat terhadap sistem Pantau Semar atau isu-isu terkait seperti banjir, kebersihan, dan pengelolaan sampah. Proses coding konversi label ke format numerik dilakukan dengan pemetaan seperti terlihat pada Lampiran B.

3. Hasil Pelatihan Model IndoBERT

Setelah data komentar melalui tahap preprocessing dan pelabelan, tahap berikutnya adalah pelatihan model menggunakan IndoBERT. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan pustaka *transformers* dari Hugging Face dan *PyTorch* sebagai kerangka kerja *deep learning*. Model yang digunakan adalah indobenchmark/indobert-base-p1, sebuah model pra-latih berbasis Transformer yang telah dilatih khusus untuk Bahasa Indonesia. Sebelum pelatihan dimulai, komentar yang telah diproses dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan rasio 80:20 menggunakan fungsi train_test_split dari *scikit-learn*. Selanjutnya, proses tokenisasi dilakukan terhadap komentar menggunakan tokenizer yang sesuai dengan model IndoBERT. Hasil tokenisasi mencakup input_ids, attention_mask, dan label, yang kemudian dikonversi ke dalam format *Dataset* dari Hugging Face agar dapat digunakan dalam proses pelatihan.

Model IndoBERT dikonfigurasi untuk klasifikasi label tunggal dengan tiga label sentimen: positif, negatif, dan netral. Model diload menggunakan AutoModelForSequenceClassification dengan parameter num_labels=3 dan problem_type="single_label_classification". Untuk melatih model ini, digunakan kelas Trainer dari Hugging Face yang memudahkan proses pelatihan sekaligus evaluasi.

Model dilatih menggunakan parameter seperti yang telah dijelaskan pada Tabel 1, dengan jumlah epoch sebanyak 3, batch size 8, bobot pengurangan (weight decay) 0.01, dan strategi evaluasi dilakukan setiap akhir epoch. Proses pelatihan dilakukan dengan TrainingArguments yang mengatur direktori output, metode logging, serta strategi penyimpanan model. Padding otomatis selama pelatihan juga diatur dengan DataCollatorWithPadding

```
training_args = TrainingArguments(
    output_dir="./results",
    eval_strategy="epoch",
    per_device_train_batch_size=8,
    per_device_eval_batch_size=8,
    num_train_epochs=3,
    weight_decay=0.01,
    logging_dir='./logs',
    logging_steps=10,
    save_strategy="epoch",
    report_to=["none"]
)
```

Gambar 9. Konfigurasi Kode TrainingArguments

Berikut adalah ringkasan hasil pelatihan model IndoBERT berdasarkan output dari trainer.train():

Tabel 5. Ringkasan Hasil Pelatihan Model IndoBERT

Metrik	Nilai
Train Loss	0.4555
Epoch	3
Steps	129
Train Runtime	1491 detik
Train Steps/sec	0.086
Sample/sec	0.692

Tabel 6. Perbandingan Training dan validation Loss per Epoch

Epoch	Training Loss	Validation Loss
1	0.6086	0.7011
2	0.4426	0.7309
3	0.0713	0.8276

Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa nilai training loss terus menurun, menunjukkan model semakin baik dalam mempelajari data latih. Namun, validation loss sempat meningkat di epoch ke-3, yang mengindikasikan potensi overfitting pada data latih. Selain itu, proses pelabelan dilakukan secara manual oleh peneliti, sehingga perlu memastikan hanya komentar yang benar-benar informatif, relevan, dan dapat diinterpretasikan secara akurat yang disertakan dalam dataset. Dengan demikian, meskipun jumlah data terbilang kecil, data yang digunakan tetap memiliki kualitas yang baik dan mewakili konteks permasalahan yang diteliti, yaitu persepsi masyarakat terhadap sistem pemantauan Pantau Semar dan teknologi AI dalam pengelolaan sampah dan banjir di Kota Semarang.

4. Evaluasi Model IndoBERT

Setelah proses pelatihan selesai, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi performa model IndoBERT dalam mengklasifikasikan sentimen. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji (test set) yang sebelumnya telah dipisahkan dari data latih dengan rasio 80:20. Hasil evaluasi dirangkum pada Tabel 7 berikut:

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model IndoBERT

Label Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Netral	0.86	0.38	0.52	16
Negatif	0.81	0.98	0.89	44
Positif	0.81	0.81	0.81	26

Keterangan:

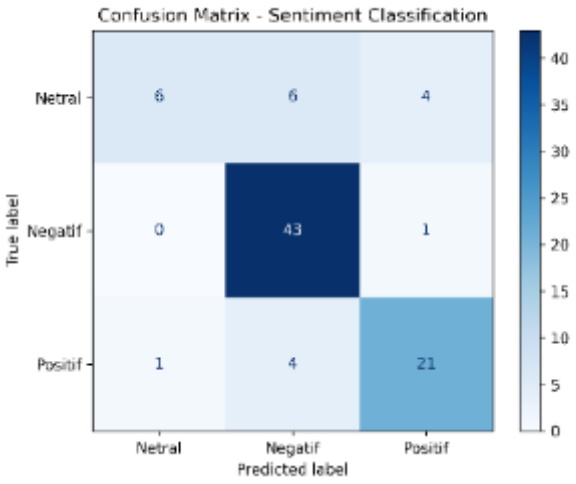
- **Precision** : Ketepatan prediksi dari yang diprediksi, berapa yang benar.
- **Recall** : Kelengkapan dari data asli, berapa yang berhasil dikenali.
- **F1-Score** : Rata-rata harmonis dari precision dan recall.
- **Support** : Jumlah data asli di setiap kelas (netral, negatif, positif).

Analisis Hasil: Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model berkinerja terbaik pada kelas Negatif, dengan F1-score sebesar 0.89 dan recall sebesar 0.98, yang berarti model sangat mampu mengenali komentar bernada negatif. Ini wajar karena sebagian besar data yang digunakan memang berisi kritik atau keluhan, sehingga model lebih banyak belajar

dari kelas ini. Untuk kelas Positif, model juga menunjukkan performa cukup baik dengan F1-score 0.81 dan recall 0.81, artinya model cukup efektif mengenali komentar yang mendukung atau memuji. Namun, kelas Netral memiliki performa terendah, terutama pada metrik recall (0.38), yang menunjukkan bahwa model sering melewatkan komentar netral.

Secara keseluruhan, model mencapai akurasi sebesar 81%, yang menandakan performa yang baik pada klasifikasi sentimen tiga kelas. Namun, nilai macro average F1-score sebesar 0.74 menunjukkan bahwa performa antar kelas belum merata, dan ada potensi peningkatan ke depannya, terutama dengan penambahan data dan penyempurnaan preprocessing.

Visualisasi Confusion Matrix : Sebagai pelengkap evaluasi, dilakukan juga visualisasi confusion matrix untuk melihat distribusi prediksi model terhadap label yang sebenarnya pada data uji. Visualisasi ini membantu dalam mengidentifikasi jenis kesalahan yang paling sering dilakukan oleh model.



Gambar 10. Confusion Matrix

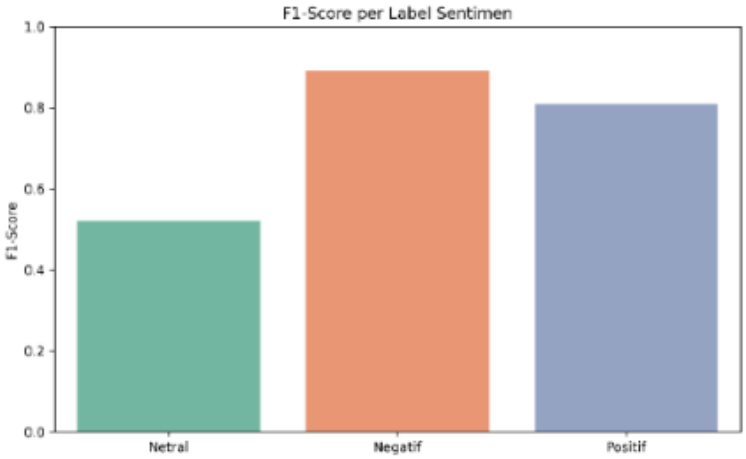
Keterangan:

- Diagonal (6, 43, 21): jumlah komentar yang diklasifikasikan dengan benar.
- Angka di luar diagonal: kesalahan klasifikasi. Misalnya, ada 6 komentar netral yang dikira negatif.

Gambar 10 Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Sentimen Komentar menunjukkan bahwa sebagian besar komentar Negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar (43 dari 44). Namun, terlihat bahwa model masih kesulitan dalam membedakan komentar Netral, di mana sebagian besar justru diprediksi sebagai Negatif (6 kasus) atau Positif (4 kasus). Hal ini sejalan dengan rendahnya nilai recall pada kelas Netral seperti yang ditunjukkan pada Tabel 7.

5. Pembahasan Hasil Model

Hasil evaluasi model IndoBERT menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan komentar publik dengan cukup baik, khususnya untuk komentar bernada negatif. Model mencapai akurasi keseluruhan sebesar 81%, dengan F1-score tertinggi pada kelas Negatif sebesar 0.89, disusul kelas Positif (0.81), dan terendah pada kelas Netral (0.52). Hal ini menunjukkan bahwa model paling akurat dalam mengenali komentar yang berisi kritik atau keluhan.



Gambar 11. Bar Chart F1-Score per Label Sentimen

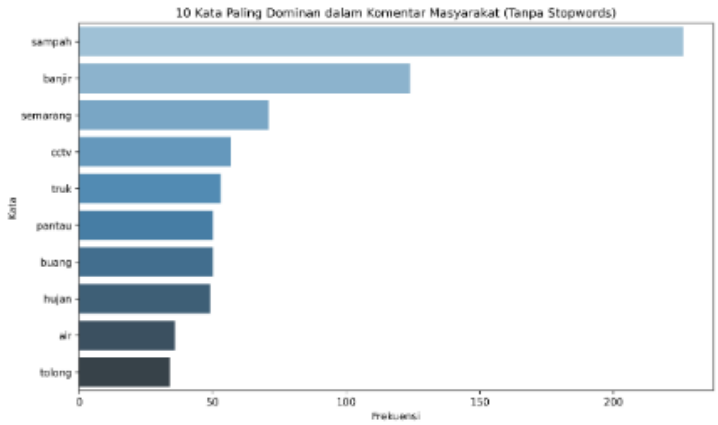
Untuk memperkuat pembahasan, ditampilkan visualisasi F1-score dari masing-masing kelas sentimen pada Gambar 11. Grafik ini menunjukkan bahwa model memiliki performa tertinggi dalam mengklasifikasikan komentar Negatif, disusul Positif, dan terendah pada kelas Netral. Hal ini konsisten dengan temuan evaluasi sebelumnya serta sejalan dengan distribusi data yang digunakan dalam pelatihan model.

6. Analisis Sentimen dan Interpretasi

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model AI berbasis IndoBERT untuk mengkaji persepsi masyarakat terhadap layanan Pantau Semar(C. Davis, 2024), khususnya fitur Pantau Sampah dan Banjir. Hasil klasifikasi menunjukkan dominasi sentimen negatif terkait penumpukan sampah, banjir, dan lambatnya respons. Berikut adalah beberapa kesimpulan dan interpretasi berdasarkan hasil klasifikasi sentimen:

- Persepsi masyarakat terhadap Pantau Semar cenderung kritis, terutama dalam isu banjir dan kebersihan.
- Teknologi NLP seperti IndoBERT sangat berpotensi untuk dijadikan alat pemantau opini publik otomatis.

Visualisasi Kata Dominan dalam Komentar: Sebagai pelengkap analisis sentimen, dilakukan visualisasi terhadap kata-kata yang paling sering muncul dalam komentar masyarakat setelah melalui tahapan preprocessing dan penghapusan stopwords. Tujuan dari visualisasi ini adalah untuk mengidentifikasi topik yang paling sering dibahas oleh masyarakat terkait sistem Pantau Semar.



Gambar 12. Bar Chart 10 Kata Paling Dominan dalam Komentar

Gambar 12 menunjukkan bahwa kata “sampah” merupakan kata yang paling sering disebut, diikuti oleh kata “banjir”, “semarang”, “cctv”, dan “truk”. Kata-kata tersebut merepresentasikan permasalahan utama yang sering dilaporkan atau dikeluhkan masyarakat, seperti kondisi lingkungan, pengelolaan sampah, dan banjir.

Selain itu, munculnya kata “buang”, “pantau”, “air”, dan “tolong” mengindikasikan bahwa sebagian besar komentar mengandung harapan, permintaan tindakan, atau pelaporan kondisi tertentu. Hal ini sejalan dengan temuan analisis sentimen sebelumnya bahwa sentimen negatif mendominasi, dan masyarakat banyak menyuarakan opini terkait kinerja layanan publik.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap implementasi teknologi Artificial Intelligence (AI) dalam pemantauan sampah dan banjir melalui sistem Web Pantau Semar, serta mengembangkan model klasifikasi berbasis IndoBERT. Dari proses pengumpulan data, preprocessing, pelabelan manual, hingga pelatihan model, didapatkan sejumlah temuan penting sebagai berikut:

1. Model IndoBERT yang dibangun berhasil melakukan klasifikasi sentimen komentar masyarakat dengan akurasi sebesar 81%, dan F1 score tertinggi pada kelas Negatif (0.89), diikuti oleh Positif (0.81) dan Netral (0.52). Hal ini menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam mengenali opini publik secara otomatis.
2. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa sentimen negatif lebih dominan, mengindikasikan bahwa masyarakat banyak menyuarakan kritik terhadap layanan pemantauan, seperti keterlambatan penanganan banjir, kondisi TPS, dan penumpukan sampah.
3. Visualisasi kata dominan dari komentar masyarakat memperkuat temuan sentimen. Kata-kata seperti sampah, banjir, pantau, cctv, dan tolong sering muncul dan mencerminkan tema utama yang menjadi perhatian masyarakat, yaitu isu lingkungan, layanan publik, serta harapan terhadap perbaikan sistem pemantauan. Temuan ini juga sejalan dengan hasil analisis tematik yang dilakukan pada tahap interpretasi.
4. Penelitian ini menunjukkan bahwa teknologi NLP, khususnya IndoBERT, memiliki potensi besar sebagai alat bantu instansi pemerintah, seperti Diskominfo Kota Semarang, untuk memantau opini publik secara efisien melalui media sosial dan

mendukung pengambilan kebijakan yang lebih responsif terhadap aspirasi masyarakat.

REFERENSI

A. A. Maulidina Dan D. W. Prasetijo. (2022). Penerapan Computer Vision Untuk Deteksi Sampah Di Area Publik Menggunakan Deep Learning. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, *13*(2).

A. Garcia, M. L. And R. P. (2022). *"Cloud-Based Machine Learning With Google Colab* (Vol. 44). Computer Science Review.

A. P. Surya Dan R. Hidayat. (2021). Penerapan Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Machine Learning Dalam Evaluasi Layanan Publik. *Jurnal Sistem Informasi*, *17*(2).

A. Putri Dan L. Hidayat. (2021). Teknik Pengumpulan Data Komentar Media Sosial Untuk Analisis Sentimen: Studi Kasus Pada Twitter. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, *9*(2), 130–138.

A. S. Nugroho Dan A. D. Rachman. (2021). *Pengantar Natural Language Processing Menggunakan Bahasa Indonesia*. Deepublish.

B. Johnson And C. Lee. (2024). *Deep Learning-Based Natural Language Processing In Human–Agent Interaction: A Review* (Vol. 15).

C. Davis. (2024). *A Review Of The Application Of Natural Language Processing In Human-Computer Interaction*. Researchgate.

D. Martinez Et Al. (2022). *Natural Language Processing: State Of The Art, Current Trends And Challenges*. *22*(3).

M. A. Fathurrahman. (2021). *"Implementasi Indobert Dalam Klasifikasi Teks Berbahasa Indonesia."* Universitas Airlangga.

M. Arifin Dan I. S. Nugroho. (2021). "Sentiment Analysis On Indonesian Tweets Using Indobert. *Jurnal Resti (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *5*(2), 313–320.

M. Nurhayati, R. F. S. Dan I. P. W. (2022). Penerapan Computer Vision Berbasis Ai Untuk Pemantauan Kebersihan Lingkungan. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, *10*(3).

S. Gupta, R. R. Dan S. N. S. (2024). *Comprehensive Study On Sentiment Analysis: From Rule-Based To Modern Llm Based System*. Arxiv Preprint Arxiv.

S. Hassan, M. A. Dan N. N. (2023). Recent Trends In Artificial Intelligence: A Systematic Review Of Challenges And Applications. *Journal Of Artificial Intelligence And Data Sciences*, *4*(1).

T. I. Dewi Dan F. Hidayatullah. (2021). *Pemrosesan Bahasa Alami: Teori Dan Aplikasi Dalam Bahasa Indonesia*. Informatika.

Y. Wu, Z. J. C. S. P. L. Dan T. Z. (2024). *Research On The Application Of Deep Learning-Based Bert Model In Sentiment Analysis*.