

LAPORAN PENELITIAN



PENGEMBANGAN SISTEM PERINGATAN DINI KETAHANAN PANGAN BERBASIS SOCIAL SENSING UNTUK MENDETEKSI VOLATILITAS HARGA DAN GANGGUAN RANTAI PASOK AKIBAT PERUBAHAN IKLIM DI INDONESIA

TIM PENELITIAN :

KETUA : Dr. INDRA, S.KOM, M.T.I (080062)

ANGGOTA : REVA RAGAM S, M.M., M.KOM (120050)

**FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS BUDI LUHUR
AGUSTUS 2026**

HALAMAN PENGESAHAN LAPORAN PENELITIAN

Judul Penelitian : Pengembangan Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing untuk Mendeteksi Volatilitas Harga dan Gangguan Rantai Pasok Akibat Perubahan Iklim di Indonesia)

Bidang Penelitian : ICT

Ketua Peneliti

a. Nama Lengkap : Dr. Indra, S.Kom, M.T.I

b. NIP/NIDN/ID-SINTA : 080062/ 0322038603/ 5978751

c. Jabatan Fungsional : Lektor Kepala

d. Program Studi : Teknik Informatika

e. Nomor HP : 08568287734

f. Alamat e-mail : indra@budiluhur.ac.id

Anggota Peneliti (1)

a. Nama Lengkap : Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom

b. NIP/NIDN/ID-SINTA : 120050/ 0317068301/ 5982758

Mahasiswa (1)

a. Nama Lengkap : Rendika Adji Putra

b. NIM : 2411501717

Mahasiswa (2)

a. Nama Lengkap : Ghevira Devanda

b. NIM : 2412502003

Lama Penelitian : 5 bulan

Biaya Penelitian

a. Sumber Universitas Budi Luhur : Rp. 15.000.000,-

b. Sumber lain (sebutkan jika ada) : Rp. -

Jakarta, 18 Agustus 2026

Mengetahui,
Dekan Fakultas Teknologi Informasi



(Dr. Ir. Achmad Solichin, S.Kom., M.T.I)
NIP 050023

Ketua Peneliti

(Dr. Indra, S.Kom, M.T.I)
NIP 080062

Menyetujui,
Direktur Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat



(Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A.)
NIP 190043

No. Registrasi	0	2	0	0	1	(LP)	0	8	2	6
Tanggal	1	8	0	8	2	6	Paraf:			

RINGKASAN

Perubahan iklim dan dinamika geopolitik global berdampak signifikan terhadap stabilitas rantai pasok dan volatilitas harga pangan di Indonesia. Sistem pemantauan ketahanan pangan yang ada saat ini masih berbasis indikator konvensional yang bersifat historis, sehingga tidak mampu mendeteksi krisis secara dini dan responsif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem peringatan dini ketahanan pangan berbasis social sensing yang mengintegrasikan data tidak terstruktur dari media sosial (Twitter/X) dengan data konvensional dari BPS dan Kemendag. Tiga metode utama digunakan: (1) BN-Grams dan Doc-p untuk deteksi trending topic sebagai sinyal dini gangguan rantai pasok; (2) BN-Grams dan Doc-p sekaligus digunakan untuk mengidentifikasi persepsi kelangkaan bahan pangan di masyarakat (*perceived scarcity*); dan (3) Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk memprediksi volatilitas harga pangan secara real-time. Performa sistem dievaluasi menggunakan topic recall, keyword precision, keyword recall untuk deteksi trending topic, serta Mean Squared Error (MSE) dan RMSE untuk prediksi harga. Luaran penelitian berupa dashboard monitoring ketahanan pangan real-time yang dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan kebijakan oleh pemangku kepentingan. Hasil pengujian menunjukkan topic recall, keyword precision, keyword recall metode BN-Grams berturut-turut 100%, 72,06%, dan 30,35% lebih unggul dibandingkan Doc-p dari sisi keyword precision, namun dibawah Doc-p dari sisi keyword recall. Hasil pengujian metode Doc-p menunjukkan hasil topic recall, keyword precision dan keyword recall berturut-turut 100%; 40,91% dan 41,20%; Hasil pengujian prediksi harga beras menggunakan MSE dan RMSE berturut-turut sebesar 0.1626872189580248 dan 0.03218495473537558. Hal ini dapat diartikan, nilai selisih antara hasil prediksi dengan nilai aktual sudah mendekati 0 dengan hasil paling akurat pada MSE.

Kata kunci: ketahanan pangan; rantai pasok; volatilitas; trending topic; BN-Grams

PRAKATA

Segala puji beserta rasa syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, karena dengan seizin-Nya lah penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, keluarga serta sahabatnya yang telah menuntun kita umat islam ke jalan yang benar. Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada pihakpihak yang telah membantu dalam penyusunan Laporan penelitian ini, diantaranya:

1. Prof. Dr. Agus Setyo Budi, M.Sc selaku Rektor Universitas Budi Luhur atas ijin, dukungan dan motivasinya dalam melakukan penelitian di Universitas Budi Luhur.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A. selaku Direktur Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat atas ijin, dukungan dan motivasinya dalam melakukan penelitian di Universitas Budi Luhur.
3. Bapak Dr. Ir. Achmad Solichin, S.Kom, M.T.I. selaku Dekan Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur atas izin, dukungan dan motivasinya dalam melakukan penelitian di Universitas Budi Luhur.
4. Semua rekan-rekan Dosen di Universitas Budi Luhur, khususnya Fakultas Teknologi Informasi.

Penulis menyadari bahwa laporan penelitian ini masih jauh dari kesempurnaan dari bentuk penyusunan maupun materinya. Saran dan kritik yang membangun dari semua pihak penyusun harapkan untuk penyempurnaan laporan di masa yang akan datang. Semoga penulisan laporan ini dapat bermanfaat, khususnya bagi penulis dan pembaca, serta sebagai tambahan pengetahuan bagi semua pihak

Jakarta, 18 Agustus 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN LAPORAN PENELITIAN	i
RINGKASAN	ii
PRAKATA.....	iii
DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL.....	vi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Pendekatan Pemecahan Masalah.....	2
1.4. <i>State of the art</i> dan Kebaruan.....	7
1.5. Peta Jalan Penelitian.....	7
BAB II METODE PENELITIAN	10
2.1 Rancangan Penelitian.....	10
2.2. Evaluasi dan pengujian.....	11
BAB III HASIL PELAKSANAAN PENELITIAN.....	13
3.1. Hasil Pengumpulan Data (Crawling).....	13
3.2. Hasil Preprocessing Data	13
3.3. Hasil Penerapan Metode BN-Grams untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax	21
3.4. Hasil Penerapan Metode Doc-p untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax	27
3.5. Hasil Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Multilayer Perceptron untuk memprediksi kenaikan harga beras.....	32
3.6. Hasil Pengujian BN-Grams untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax.....	36
3.7. Hasil Pengujian Doc-p untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax.....	38
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN.....	42
4.1. Kesimpulan	42
4.2. Saran	42
DAFTAR PUSTAKA	44
LAMPIRAN.....	45
Lampiran 1 Realisasi Penggunaan Anggaran	45
Lampiran 2 Surat Perjanjian Kontrak Penelitian	47
Lampiran 3 Catatan Harian	50
Lampiran 4 Artikel Ilmiah (draft).....	52
Lampiran 5 HKI.....	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1. Tahapan Pemecahan Masalah	2
Gambar 1. 2. Kerangka Pendekatan Penelitian.....	4
Gambar 1. 3. Roadmap atau Peta Jalan Penelitian Peneliti Utama dari 2024 sampai 2029	8
Gambar 2. 1. Alur kerja sistem untuk Pengembangan Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing untuk Mendeteksi Volatilitas Harga dan Gangguan Rantai Pasok Akibat Perubahan Iklim di Indonesia).....	10
Gambar 3. 1. Sampel dataset kenaikan harga beras dari Bank Indonesia	32
Gambar 3. 2. Scatter plot visualisasi prediksi harga beras menggunakan MLPRegressor	35

DAFTAR TABEL

Tabel 1. 1. Permasalahan dan Solusi Penelitian	3
Tabel 1. 2. Kombinasi Metode	6
Tabel 1. 3. Gap Penelitian dan Kebaruan	7
Tabel 3. 1. Contoh Data hasil crawling	13
Tabel 3. 2. Contoh hasil Case Folding.....	14
Tabel 3. 3. Contoh hasil Tokenisasi	15
Tabel 3. 4. hasil setelah stopwords removal.....	16
Tabel 3. 5. Dataset terkait kenaikan harga pertamax (D1).....	17
Tabel 3. 6. Dataset terkait Rantai Pasok Bahan Pokok Makanan (D2).....	18
Tabel 3. 7. Dataset terkait BBM langka (D3)	19
Tabel 3. 8. Dataset terkait Komoditas Beras	20
Tabel 3. 9. Parameter metode BN-Grams.....	21
Tabel 3. 10. Hasil deteksi trending topic pada Dataset rantai pasok bahan pokok makanan (D2) ...	21
Tabel 3. 11. Hasil deteksi trending topic terkait indicator perceived Scarcity (kelangkaan bbm atau kelangkaan bahan pangan) pada Dataset kelangkaan BBM (D3)	24
Tabel 3. 12. Hasil deteksi trending topic terkait kenaikan pertamax pada Dataset D1	26
Tabel 3. 13. Parameter metode Doc-p	27
Tabel 3. 14. Hasil deteksi trending topic pada Dataset rantai pasok bahan pokok makanan (D2) ...	28
Tabel 3. 15. Hasil deteksi trending topic terkait indicator perceived Scarcity (kelangkaan bbm atau kelangkaan bahan pangan) pada Dataset kelangkaan BBM (D3)	29
Tabel 3. 16. Hasil deteksi trending topic terkait kenaikan pertamax pada Dataset D1	30
Tabel 3. 17. Prediksi dan Aktual Kenaikan Harga Beras.....	33
Tabel 3. 18. Hasil evaluasi menggunakan MSE dan RMSE dari kenaikan harga beras setiap provinsi	34
Tabel 3. 19. Pengujian BN-Grams Dataset D1 (Kenaikan Harga Pertamax).	36
Tabel 3. 20. Pengujian BN-Grams pada Dataset D2 (Rantai Pasok Bahan Pokok)	37
Tabel 3. 21. Pengujian BN-Grams pada Dataset D3 (Kelangkaan BBM / Perceived Scarcity)	37
Tabel 3. 22. Perbandingan Pengujian Metode BN-Grams Kinerja Dataset D1-D3.....	37
Tabel 3. 23. Pengujian Doc-p pada Dataset D1 (Kenaikan Harga Pertamax).	38
Tabel 3. 24. Pengujian Metode Doc-p pada Dataset D2 (Rantai Pasok Bahan Pokok).....	39
Tabel 3. 25. Pengujian Metode Doc-p pada Dataset D3 (Kelangkaan BBM / Perceived Scarcity) ..	40
Tabel 3. 26. Perbandingan pengujian metode Doc-p pada Kinerja Seluruh Dataset (D1-D3)	40

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perubahan iklim telah berkembang dari sekedar isi lingkungan menjadi faktor struktural yang secara sistemik mempengaruhi ketahanan pangan global(1), termasuk di Indonesia. Intensifikasi kejadian cuaca ekstrem seperti kekeringan berkepanjangan, banjir, serta pergeseran pola musim tanam telah mengganggu stabilitas produksi pertanian(2). Dampak tersebut tidak hanya terbatas pada penurunan hasil panen, tetapi juga merambat ke seluruh rantai pasok pangan mulai dari distribusi, logistik, hingga ketersediaan di tingkat konsumen. Dalam konteks ini, ketahanan pangan tidak lagi dapat dipahami hanya sebagai persoalan produksi, melainkan sebagai sistem kompleks yang rentan terhadap guncangan iklim dan non-iklim(3). Lebih lanjut, gangguan pada rantai pasok akibat perubahan iklim seringkali memicu volatilitas harga pangan yang tinggi. Ketidakstabilan harga ini berimplikasi langsung pada daya beli masyarakat serta berpotensi meningkatkan risiko inflasi pangan, yang pada akhirnya dapat memperburuk ketimpangan sosial-ekonomi(4). Namun demikian, sistem pemantauan ketahanan pangan yang ada saat ini masih didominasi oleh pendekatan berbasis indikator konvensional, seperti ketersediaan pangan, kecukupan kalori, dan indikator berbasis data statistik produksi dan konsumsi. Studi menunjukkan bahwa sebagian besar pengukuran ketahanan pangan masih mengandalkan indikator parsial yang hanya merepresentasikan dimensi tertentu, khususnya aspek ketersediaan (availability), sehingga cenderung menyederhanakan kompleksitas sistem pangan yang sebenarnya(5). Meskipun indikator tersebut penting, sifatnya yang cenderung indikator historis menyebabkan keterbatasan dalam mendeteksi gejala awal krisis secara cepat dan responsif. Keterlambatan deteksi ini menjadi semakin krusial dalam era digital yang ditandai dengan percepatan arus informasi. Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah menghasilkan sumber data baru dalam jumlah besar yang bersifat tidak terstruktur, seperti media sosial, mesin pencari, dan portal berita daring. Data-data ini merepresentasikan dinamika persepsi publik, sentimen masyarakat, serta pola perilaku kolektif terhadap isu pangan. Misalnya, peningkatan frekuensi pencarian terkait harga bahan pokok atau lonjakan percakapan di media sosial mengenai kelangkaan suatu komoditas dapat menjadi sinyal awal adanya gangguan distribusi atau kekhawatiran masyarakat terhadap ketersediaan pangan.

Fenomena ini menunjukkan bahwa krisis pangan modern tidak semata-mata dipicu oleh kelangkaan fisik (physical scarcity), tetapi juga oleh kelangkaan yang dipersepsikan (perceived scarcity) yang dapat menyebar secara cepat melalui jaringan informasi digital. Dalam banyak kasus, persepsi ini bahkan mampu mempercepat terjadinya krisis nyata melalui mekanisme perilaku seperti panic buying dan penimbunan. Dengan demikian, terdapat dimensi behavioral dan informasi yang memainkan peran penting dalam dinamika ketahanan pangan, namun belum secara optimal terintegrasi dalam sistem pemantauan yang ada

Di sisi lain, pendekatan social sensing—yang memanfaatkan data digital berbasis interaksi manusia untuk memahami fenomena sosial secara real-time—menawarkan peluang baru dalam mengatasi keterbatasan tersebut(6). Dengan mengintegrasikan data tidak terstruktur dari berbagai platform digital, social sensing memungkinkan deteksi dini terhadap perubahan sentimen publik, anomali distribusi, serta potensi gangguan rantai pasok sebelum dampaknya terukur secara konvensional. Pendekatan ini telah banyak digunakan dalam berbagai domain, seperti deteksi bencana, epidemi, dan dinamika ekonomi, namun penerapannya dalam konteks ketahanan pangan di Indonesia masih relatif terbatas.

Berdasarkan uraian tersebut, terdapat kesenjangan signifikan antara kebutuhan akan sistem peringatan dini yang adaptif dan real-time dengan pendekatan ketahanan pangan yang masih bersifat reaktif dan berbasis data historis. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem peringatan dini ketahanan pangan berbasis social sensing yang mampu mengintegrasikan dimensi produksi, distribusi, serta persepsi publik secara simultan. Sistem ini diharapkan dapat:

- Mendeteksi sinyal awal gangguan rantai pasok pangan akibat perubahan iklim
- Mengidentifikasi dan mengukur persepsi kelangkaan bahan pangan di masyarakat
- Memprediksi volatilitas harga pangan secara real-time berbasis data digital

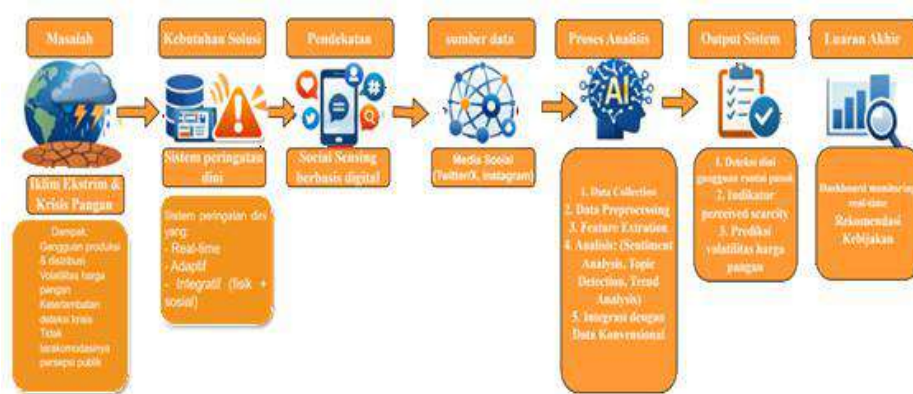
1.2. Rumusan Masalah

Untuk mewujudkan sistem yang mampu mendukung deteksi dini gangguan rantai pasok pangan, memahami persepsi masyarakat terhadap kelangkaan pangan, dan memprediksi volatilitas harga pangan secara real-time, diperlukan identifikasi terhadap berbagai permasalahan yang menjadi fokus penelitian. Berdasarkan hal tersebut, rumusan masalah penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Bagaimana metode deteksi *trending topic* berbasis **BN-Grams dan Doc-p** dapat diterapkan untuk mendeteksi secara dini sinyal gangguan rantai pasok pangan melalui analisis data media sosial dan platform digital di Indonesia?
- Bagaimana metode Latent Dirichlet Allocation (LDA) dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan mengukur persepsi kelangkaan bahan pangan (*perceived scarcity*) yang berkembang di masyarakat berdasarkan data tidak terstruktur dari interaksi digital?
- Bagaimana Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dapat dimanfaatkan untuk memprediksi volatilitas harga pangan secara real-time dengan mengintegrasikan data konvensional dari BPS dan Kemendag?
- Bagaimana ketiga komponen tersebut dapat diintegrasikan menjadi sebuah sistem peringatan dini ketahanan pangan berbasis social sensing yang mampu menampilkan informasi secara real-time melalui dashboard monitoring untuk keperluan pengambilan kebijakan?

1.3. Pendekatan Pemecahan Masalah

Untuk menjawab rumusan masalah yang telah diidentifikasi, penelitian ini akan menggunakan pendekatan sistematis seperti pada gambar berikut:



Gambar 1. 1. Tahapan Pemecahan Masalah

A. Permasalahan Penelitian dan Kebutuhan Solusi

Untuk memberikan gambaran yang lebih sistematis mengenai permasalahan penelitian, dilakukan pemetaan terhadap kondisi eksisting, kelemahan, dampak yang ditimbulkan, serta solusi yang diusulkan, yang diuraikan dalam tabel berikut ini :

Tabel 1. 1. Permasalahan dan Solusi Penelitian

Kondisi Eksisting	Kelemahan	Dampak	Solusi yang Diusulkan
Pemantauan harga pangan menggunakan data statistik periodik	Tidak real-time	Keterlambatan deteksi kenaikan harga	Integrasi data statistik dengan social sensing
Monitoring rantai pasok berdasarkan laporan instansi	Bersifat administratif dan tidak menangkap dinamika sosial	Gangguan distribusi terlambat diketahui	Deteksi dini menggunakan analisis trending topic
Analisis hanya menggunakan data ekonomi	Tidak mempertimbangkan persepsi masyarakat	Sulit mengidentifikasi panic buying	Analisis sentimen dan <i>perceived scarcity</i> menggunakan LDA
Prediksi harga berbasis data historis	Tidak memanfaatkan sinyal sosial	Akurasi prediksi menurun saat terjadi kejadian ekstrem	Neural Network dengan integrasi indikator social sensing
Belum tersedia sistem terintegrasi	Informasi tersebar pada berbagai sumber	Pengambilan keputusan kurang cepat	Dashboard Early Warning System berbasis Social Sensing

B. Pendekatan

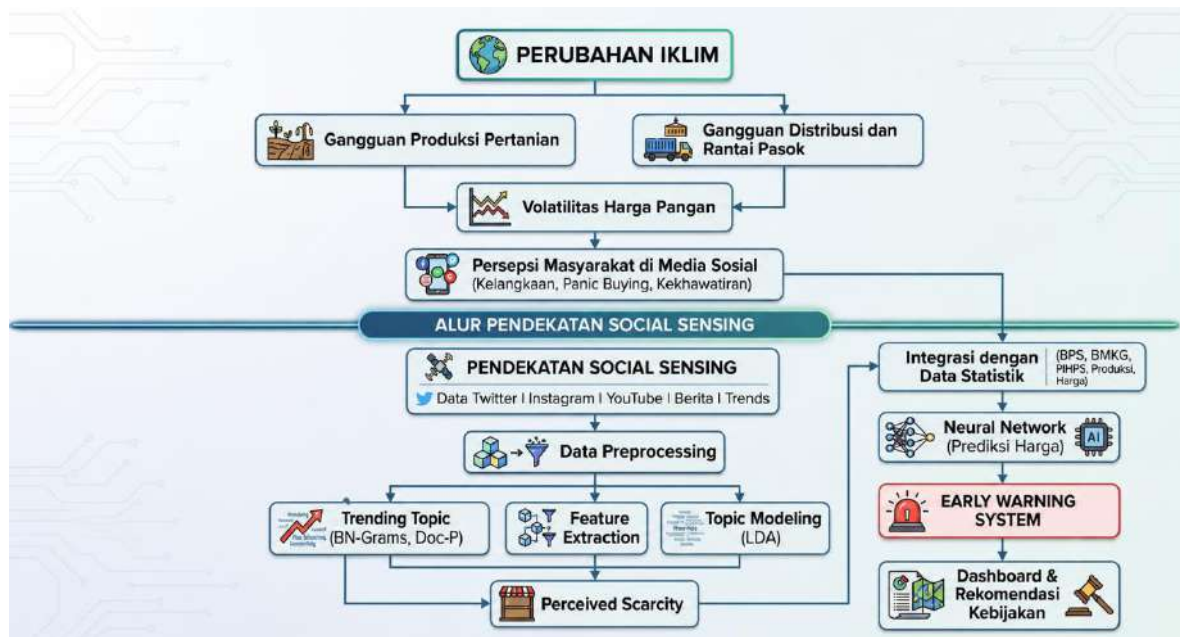
Berdasarkan identifikasi kondisi eksisting pada Tabel 1.1. dapat diketahui bahwa sistem pemantauan ketahanan pangan yang ada masih memiliki beberapa keterbatasan, antara lain :

1. Belum mampu melakukan pemantauan secara real-time
2. Belum mengintegrasikan persepsi masyarakat, serta
3. Masih mengandalkan data statistik yang bersifat periodik

Kondisi tersebut menyebabkan potensi gangguan rantai pasok maupun volatilitas harga pangan sering kali terlambat terdeteksi sehingga respons yang diberikan cenderung bersifat reaktif.

Untuk mengatasi keterlambatan tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan Social sensing sebagai sumber informasi pelengkap terhadap data statistik konvensional. Pendekatan ini memanfaatkan jejak digital yang dihasilkan masyarakat melalui berbagai platform digital sebagai sensor sosial (Social sensor) sehingga mampu memberikan gambaran kondisi sosial secara real time. Informasi yang diperoleh dari media sosial digunakan untuk mengidentifikasi persepsi masyarakat terhadap ketersediaan pangan,

tingkat kekhawatiran, indikasi Panic Buying, serta isu-isu yang berkembang sebagai sinyal awal(early signal) potensi gangguan ketahanan pangan akibat perubahan iklim



Gambar 1. 2. Kerangka Pendekatan Penelitian

C. Sumber data

Data yang digunakan dalam penelitian berasal dari dua kelompok sumber data, yaitu data digital dan data statistik resmi.

1. Data Social Sensing : Data digital dikumpulkan dari berbagai platform daring, antara lain:

- Twitter/X
- Instagram
- Komentar YouTube
- Portal berita daring
- Google Trends

Data tersebut berupa postingan, komentar, hashtag, maupun kata kunci yang berkaitan dengan komoditas pangan, perubahan iklim, distribusi pangan, serta isu kelangkaan bahan pangan.

2. Data Konvensional : Sebagai data pembanding dan validasi digunakan data resmi dari beberapa instansi pemerintah, seperti:

- Badan Pusat Statistik (BPS)
- Badan Pangan Nasional
- Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG)
- Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS)
- Kementerian Pertanian

Data ini meliputi:

- harga komoditas pangan,
- produksi pertanian,

- distribusi pangan,
- inflasi pangan,
- serta variabel iklim.

D. Proses Analisis

Tahapan penelitian dilakukan melalui beberapa proses utama sebagai berikut :

1. Data Collection

Mengumpulkan data media sosial, berita daring, Google Trends, serta data statistik resmi yang berkaitan dengan ketahanan pangan.

2. Data Preprocessing

Melakukan pembersihan data meliputi :

- Penghapusan spam
- Duplikasi data
- Stipword Removal
- Normalisasi teks
- Stemming
- Tokenisasi

3. Feature Extraction

Menghasilkan representasi fitur dari data teks melalui :

- Ekstraksi kata kunci
- Pembentukan BN-Gram
- Representasi TF-IDF
- Pembentukan dokumen untuk pemodelan topik.

4. Data Analytics

Analisis dilakukan melalui beberapa pendekatan yang saling melengkapi

- Deteksi Trending Topik : Mengidentifikasi topik yang sedang berkembang menggunakan :

- 1) BN-Gram
- 2) Doc-P

Tahap ini bertujuan mendeteksi secara dini munculnya isu terkait :

- 1) Kelangkaan pangan
- 2) Gangguan distribusi
- 3) Gagal panen
- 4) Kenaikan harga

- Topic Modelling

Menggunakan metode : Latent Dirichlet Allocation (LDA)

untuk memperoleh topik-topik utama yang dibahas masyarakat serta mengukur indikator Perceived Scarcity, yaitu persepsi masyarakat terhadap potensi kelangkaan pangan maupun komoditas strategis lainnya.

- Sentiment Analysis

Mengidentifikasi sentimen masyarakat menjadi :

- 1) Positif
- 2) Negatif
- 3) Netral

Untuk mengetahui tingkat kekhawatiran masyarakat terhadap kondisi ketahanan pangan.

- d. Trend Analysis
Menganalisis perkembangan temporal dari suatu isu sehingga dapat diketahui pola peningkatan maupun penurunan intensitas pembahasan suatu topik.
 5. Data Integration
Mengintegrasikan hasil analisis social sensing dengan data statistik resmi sehingga dihasilkan indikator ketahanan pangan yang lebih komprehensif.
- E. Metode yang digunakan
Penelitian ini menggunakan kombinasi beberapa metode analisis sesuai dengan tujuan masing-masing

Tabel 1. 2. Kombinasi Metode

Tujuan	Metode
Deteksi trending topic	BN-Grams
Validasi tren topik	Doc-P
Pemodelan topik	Latent Dirichlet Allocation (LDA)
Analisis sentimen	Sentiment Analysis
Prediksi volatilitas harga	Neural Network Time Series
Integrasi indikator	Data Fusion / Decision Support Framework

Melalui kombinasi metode tersebut, sistem mampu menghasilkan informasi yang lebih komprehensif dibandingkan pendekatan konvensional yang hanya mengandalkan data statistik.

- F. Output Sistem
Sistem menghasilkan beberapa keluaran utama, yaitu:
1. Deteksi dini gangguan rantai pasok pangan berdasarkan analisis trending topic menggunakan metode BN-Grams dan Doc-P.
 2. Indikator Perceived Scarcity, yaitu ukuran tingkat persepsi masyarakat terhadap potensi kelangkaan pangan yang diperoleh melalui pemodelan topik menggunakan LDA.
 3. Analisis sentimen masyarakat terhadap isu ketahanan pangan dan perubahan iklim.
 4. Prediksi volatilitas harga pangan secara real-time menggunakan model Neural Network berbasis data historis harga dan variabel pendukung lainnya.
 5. Peringatan dini (Early Warning Alert) ketika indikator social sensing menunjukkan adanya peningkatan risiko gangguan ketahanan pangan.
- G. Luaran Akhir
Luaran utama penelitian berupa sebuah Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing yang terdiri atas:
1. Dashboard monitoring ketahanan pangan secara real-time;
 2. visualisasi trending topic, perceived scarcity, sentimen masyarakat, dan prediksi harga pangan;
 3. sistem notifikasi dini terhadap potensi gangguan rantai pasok maupun kenaikan harga pangan;
 4. rekomendasi kebijakan berbasis data bagi pemerintah dan pemangku kepentingan dalam mendukung pengambilan keputusan terkait stabilisasi pasokan dan harga pangan.

1.4. *State of the art* dan Kebaruan

Penelitian terkait ketahanan pangan di Indonesia dalam 5 tahun terakhir umumnya masih berfokus pada pemantauan indikator konvensional seperti produksi, stok, distribusi(7) dan harga pangan(8) yang diperoleh dari laporan statistik pemerintah. Meskipun pendekatan tersebut memberikan informasi penting, Sebagian besar data bersifat periodik sehingga kurang mampu mendeteksi dini terhadap gangguan rantai pasok pangan yang terjadi secara cepat akibat perubahan alam. Di sisi lain, perkembangan teknologi social sensing menunjukkan bahwa data yang dihasilkan Masyarakat melalui media sosial dapat digunakan sebagai sensor sosial untuk mendeteksi berbagai fenomena secara real time(9), seperti bencana alam, wabah penyakit(10) dan dinamika ekonomi. Beberapa penelitian telah memanfaatkan (11) dan latent Dirichlet Allocation (LDA) telah digunakan untuk mendeteksi isu yang berkembang di media social, namun implementasi masih terbatas pada domain politik dan kebencanaan(12) dan belum banyak menyentuh isu persepsi kelangkaan pangan (Perceived Food Scarcity) di Indonesia. Selain itu penelitian terdahulu umumnya hanya mengandalkan satu sumber data sehingga gagal menghubungkan persepsi masyarakat, dinamika harga pangan dan faktor iklim secara simultan. Untuk mengatasi kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan Sistem Peringatan dini ketahanan pangan terpadu yang mengintegrasikan Social Sensing berbasis media social, topic modelling data harga pangan serta indikator perubahan iklim.

A. Kebaruan

Kebaruan penelitian ini terletak pada pengkombinasian sebagai berikut :

1. Data Social Sensing dari media social sebagai sumber informasi real-time mengenai persepsi Masyarakat terhadap kelangkaan pangan
2. Analisis Topik menggunakan LDA untuk mengidentifikasi isu-isu pangan yang berkembang di Masyarakat
3. Analisis BN-Grams untuk mendeteksi sinyal awal gangguan rantai pasok pangan
4. Data Harga pangan nasional sebagai indikator ekonomi
5. Data iklim sebagai factor resiko yang mempengaruhi produksi dan distribusi pangan

Tabel 1. 3. Gap Penelitian dan Kebaruan

Aspek	Penelitian sebelumnya	Penelitian yang diusulkan
Sumber Data	Statistik Pangan	Statistik + Social Sensing
Analisis kelangkaan	Tidak ada	LDA pada Perceived Scarcity
Deteksi Gangguan Rantai Pasok	Tidak Ada	BN-Grams Social Sensing
Faktor Iklim	Terpisah	Terintegrasi
Early Warning system	Belum tersedia	Sistem Peringatan dini terpadu

1.5. Peta Jalan Penelitian

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai alur dan tahapan penelitian, diperlukan peta jalan penelitian yang menjelaskan langkah-langkah yang akan ditempuh

secara sistematis



Gambar 1. 3. Roadmap atau Peta Jalan Penelitian Peneliti Utama dari 2024 sampai 2029

2024: Penerapan Named Entity Recognition (NER) untuk Deteksi Lokasi, Tanggal, Jenis, dan Model Kalimat Bencana Alam Menggunakan Naïve Bayes dan C4.5

Tahun ini difokuskan pada pengembangan dan penerapan model NER untuk mendeteksi lokasi, tanggal, jenis, dan model kalimat terkait bencana alam dalam teks berbahasa Indonesia. Metode Naïve Bayes dan C4.5 akan digunakan untuk membangun model yang mampu mengidentifikasi entitas-entitas tersebut secara akurat.

2025: Komparasi Deteksi Trending Topik Bencana Alam Menggunakan BN-Gram baseline, Modifikasi BN Gram, dan Link Anomaly

Penelitian ini membandingkan metode BN-Gram baseline, Modifikasi BN-Gram dan Link Anomaly untuk mendeteksi trending topik bencana alam, guna meningkatkan akurasi, relevansi, serta kecepatan deteksi informasi di media sosial

2026: Pengembangan Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing untuk Mendeteksi Volatilitas Harga dan Gangguan Rantai Pasok Akibat Perubahan Iklim di Indonesia)

Tahun 2026 berfokus pada pemanfaatan pemrosesan teks sosial (social sensing) untuk menangkap indikasi awal lonjakan harga dan masalah distribusi pangan akibat dampak iklim secara nasional, dengan pendekatan integrasi social sensing pipeline dengan indikator ekonomi-pertanian untuk memprediksi fluktuasi pasokan dan persepsi publik.

2027: Deteksi trending topic Integrasi NER dengan Multi Bahasa

Setelah sukses dengan teks berbahasa Indonesia dan melayu, penelitian akan diperluas untuk mencakup teks dengan multi Bahasa seperti berbahasa Inggris. Sistem deteksi trending topic menggunakan NER akan dikembangkan untuk menganalisis tren global, memberikan wawasan yang lebih luas dan relevan dalam konteks internasional.

2028: Deteksi trending topik menggunakan dataset multibahasa pada berita online dan media cetak

Penelitian berlanjut dengan fokus pada Deteksi trending topik menggunakan dataset multibahasa pada berita online dan media cetak. Melalui analisis dataset multibahasa dari berita online dan media cetak, kami menggunakan pendekatan untuk mengidentifikasi topik yang sedang trending dan mengungkap pola-pola global yang tidak terlihat sebelumnya.

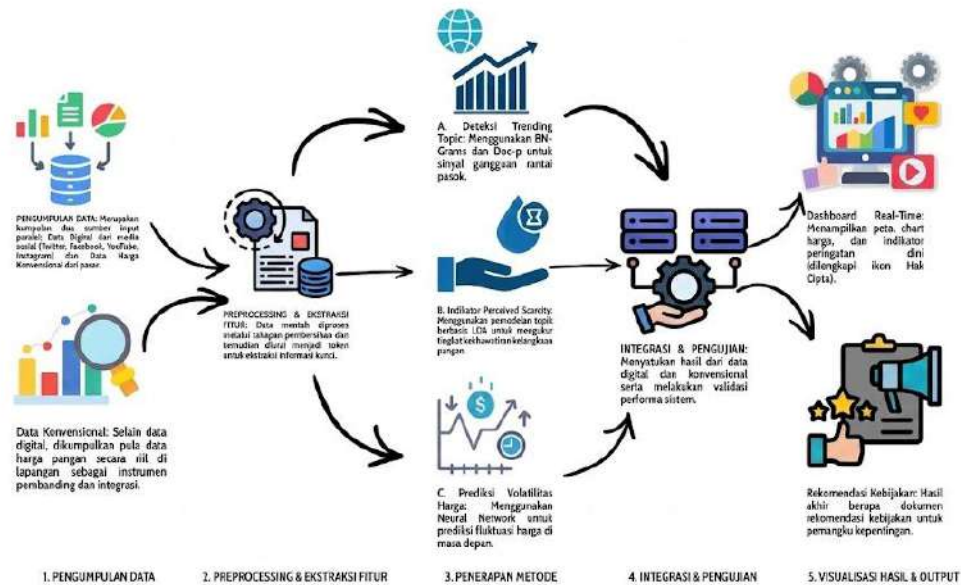
2029: Deteksi trending topik pada Instagram, Media X dan berita online

Pada tahun terakhir, Dengan menganalisis data dari Instagram, Media X, dan berita online, kami menggunakan algoritma yang dapat mendeteksi topik yang sedang trending secara real-time. Pendekatan ini mengungkap apa yang sedang ramai diperbincangkan di media sosial dan media berita online.

BAB II METODE PENELITIAN

2.1 Rancangan Penelitian

Alur penelitian secara keseluruhan akan dijelaskan melalui bagan berikut yang menggambarkan tahapan utama mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi



Gambar 2. 1. Alur kerja sistem untuk Pengembangan Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing untuk Mendeteksi Volatilitas Harga dan Gangguan Rantai Pasok Akibat Perubahan Iklim di Indonesia)

1. Crawling Tweet (Pengumpulan Data Tweet, IG, FB dan komentar Youtube) Data dikumpulkan dari Twitter menggunakan API dengan kata kunci yang berkaitan dengan ketahanan pangan seperti “krisis ekonomi”, “bahan pangan”, “harga naik”, dan “bulog”. Tweet yang diperoleh akan difilter berdasarkan bahasa (Bahasa Indonesia) dan relevansi terhadap topik kebencanaan dengan target terkumpul minimal 2000 tweet. Selanjutnya, data ditambahkan dari hasil postingan Instagram, Facebook dan komentar video Youtube terkait ketahanan pangan. Data Konvensional: Data konvensional berasal dari data terkait harga komoditas pangan yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Kementerian Perdagangan (Kemendag)
2. Preprocessing Data Tahapan ini mencakup pembersihan data tweet dan data konvensional sebelum dianalisis, meliputi:
 - a. Cleaning: Menghapus karakter khusus, URL, tanda baca, dan emotikon yang tidak diperlukan.
 - b. Tokenisasi: Memecah teks tweet menjadi unit kata (token).
 - c. Stemming: Mengembalikan kata ke bentuk dasarnya.
 - d. Stopword Removal: Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki nilai informasi penting (seperti “dan”, “yang”, “di”).
 - e. Pemilihan fitur, pembentukan fitur baru, pengurangan dimensi, data transformation dan menghilangkan outlier khusus data konvensional

3. Perhitungan DF-IDFt dan Modifikasinya Pembobotan n-grams menggunakan DF-IDFt dan Doc-p: a. Setiap n-grams yang terekstrak dari tweet dilakukan pembobotan menggunakan DF-IDFt (BNGrams baseline).
4. Pembobotan n-grams menggunakan DF-IDFt dan Doc-p:
 - a. Setiap n-grams yang terekstrak dari tweet dilakukan pembobotan menggunakan DF-IDFt (BNGrams baseline).
 - b. Pada metode BN-Grams modifikasi dilakukan pembobotan n-grams menggunakan formula pembobotan dari metode Doc-p.
 - c. Didalam tahap ini dilakukan deteksi entitas bernama untuk mendeteksi entitas person, location, organization dan dibobotkan 1,5 sebaliknya dibobotkan 1.0
5. Klasterisasi n-grams Pada pendekatan BN-Grams baseline, klasterisasi menggunakan metode Klasterisasi Hirarki group average, sementara pada pendekatan BN-grams modifikasi digunakan teknik Frequent Term based Clustering. Klasterisasi bertujuan untuk mengelompokkan tweet dengan topik atau konteks yang serupa sehingga dapat mengidentifikasi tren topik yang sedang berkembang. Hasil dari tahapan ini terbentuk klaster yang berisi sekumpulan n-grams.
6. Pemeringkatan dan Penentuan Trending Topic Setelah terbentuk klaster, dilakukan perangkingan topik menggunakan:
 - a. Max df-idf pada metode BN-Grams, Dimana klaster berisi n-grams dengan skor DF-IDFT tertinggi disimpulkan sebagai trending topic.
 - b. Perhitungan skor Doc-p pada metode modifikasi BN-Grams, yaitu menghitung skor setiap klaster Dimana klaster dengan skor Doc-p tertinggi direpresentasikan sebagai trending topic.
7. Metode jaringan syaraf tiruan dijabarkan menggunakan tahapan normalisasi data, inialisasi parameter model, feedforward, backpropagation, update bobot dan bias, epoch tercapai atau error dibawah treshold, dan bobot dan bias akhir diperoleh dan dibuat dalam arsitektur input layer, hidden layer dan output layer.
8. Luaran dari metode usulan: Luaran pertama berisi: Deteksi trending topic dengan dua luaran:
 - a. Deteksi trending topic terkait deteksi dini gangguan rantai pasok distribusi bahan pangan menggunakan metode BN-grams dan Doc-p
 - b. Deteksi trending topic terkait indicator perceived Scarcity (kelangkaan BBM, bahan pangan di lapangan) berasal dari komentar netizen menggunakan metode BN-Grams atau Doc-p Luaran kedua berisi Prediksi kenaikan dan penurunan harga pangan menggunakan data konvensional. Kedua luaran tersebut disajikan dalam dashboard ketahanan pangan secara realtime untuk pemangku kepentingan di pemerintahan (BPS, Kemendag dan pihak terkait) menggunakan metode Jaringan Syaraf tiruan.

2.2. Evaluasi dan pengujian

Kedua pendekatan diuji untuk melihat performa dalam mengidentifikasi trending topic secara dini. Pengujian dapat menggunakan metrik evaluasi seperti keyword precision, topic recall, dan keyword recall. Membandingkan hasil antara BN-Gram baseline dan modifikasi BN-Grams dan membandingkan hasil deteksi trending topic dengan berita populer (ground truth) dari Kompas.com dan Tempo.co serta Kemendag dan BPS. Terdapat dua tahapan yang digunakan dalam pengujian ini, yaitu **Ground Truth**, **Recall**, dan **Precision**, yang akan dijelaskan sebagai berikut:

- a. **Ground Truth** merujuk pada label yang disematkan pada suatu dataset, yang berfungsi untuk melatih model dalam mengaitkan input dengan output baru serta mengevaluasi kinerjanya. Ground Truth dipandang sebagai praktik yang tepat bagi pengembang AI(13)

b. Recall dan Precision

Dalam tahap pengujian menerapkan tiga metrik evaluasi yaitu Topic Recall(TR), Keyword Precision(KP) dan Keyword Recall(KR)

- 1) Topic Recall digunakan untuk mengukur perbedaan antara trending topik dengan topik yang tercantum dalam ground truth
- 2) Keyword Precision mengukur kesesuaian antara keyword trending topic yang konsisten dengan keyword ground truth, dibandingkan dengan total keyword dalam trending topik
- 3) Keyword Recall menilai kesesuaian antara keyword trending topik yang konsisten dengan keyword yang terdapat dalam ground truth

Perhitungan dari TR, KP, dan KR dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} TR &= \frac{|GT \cap BT|}{|GT|} \\ KP &= \frac{|KGT \cap KBT|}{|KBT|} \\ KR &= \frac{|KGT \cap KBT|}{KGT} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Keterangan :

GT (<i>Ground Truth Topic</i>)	: Kumpulan topik yang terdapat pada ground truth
BT (<i>Trending Topic</i>)	: Kumpulan trending topic yang terdapat pada metode yang diusulkan dalam penelitian ini
KGT (<i>Keyword Ground Truth Topic</i>)	: Kumpulan keyword yang terdapat pada ground truth
KBT (<i>Keyword Trending Topic</i>)	: Kumpulan keyword yang terdapat pada trending topic pada metode yang diusulkan dalam penelitian ini

BAB III

HASIL PELAKSANAAN PENELITIAN

Pada tahapan ini disajikan hasil penelitian yang telah diperoleh beserta analisis sesuai yang dengan perencanaan yang telah direncanakan

3.1. Hasil Pengumpulan Data (Crawling)

Pengumpulan data dilakukan melalui crawling Twitter (X) menggunakan kata kunci terkait isu yang diteliti (misalnya "bbm langka", "harga BBM", "subsidi", dll), dengan periode pengambilan data tanggal 9–12 Juni 2026. Data disimpan dalam format CSV (bbmlangka-9-12Juni2026.csv) yang berisi atribut `conversation_id_str`, `created_at`, `favorite_count`, `full_text`, `id_str`, dan `image_url`, berikut ini Adalah contoh data mentah hasil Crawling yang terlihat pada table berikut ini :

Tabel 3. 1. Contoh Data hasil crawling

Id_str	Created_at	Favorite_count	Full_text(Sebagian)
2065222249742037027	11 Jun 2026	0	"@s_qword @masrupilamii Embege dan kopdes udah..."
2065222149141578186	11 Jun 2026	0	"As a perfumer pengen bikin parfum aroma BBM..."
2065221960506998995	11 Jun 2026	4	"KITA LAGI PADA MEREM HARGA BBM DINAIKIN SELAMA..."

Data hasil crawling kemudian menjadi input utama pada tahap preprocessing untuk dianalisis lebih lanjut.

3.2. Hasil Preprocessing Data

Tahapan preprocessing dilakukan secara berurutan terhadap data tweet menggunakan pustaka Pandas, NLTK (Natural Language Toolkit), dan Sastrawi pada lingkungan Google Colab. Tahapan dan hasilnya adalah sebagai berikut.

1. Case Folding

Seluruh teks tweet dikonversi menjadi huruf kecil (lowercase) untuk menyeragamkan format teks, dengan perintah sebagai berikut :

```
# ----- Case Folding -----  
# gunakan fungsi Series.str.lower() pada Pandas  
TWEET_DATA['tweet'] = TWEET_DATA['full_text'].str.lower()  
  
print('Case Folding Result : \n')  
print(TWEET_DATA['tweet'].head(5))  
print('\n\n\n')
```

Sehingga menghasilkan contoh sebagai berikut :

Tabel 3. 2. Contoh hasil Case Folding

Sebelum	Setelah
"KITA LAGI PADA MEREM HARGA BBM DINAIKIN SELAMA..."	"kita lagi pada merem harga bbm dinaikin selama..."

2. Cleaning (Penghapusan Karakter Khusus, URL, Mention, dan Hashtag)

Pada tahap ini dilakukan penghapusan karakter non-ASCII (emotikon, karakter Kanji/Jepang, dll), mention (@username), hashtag (#tagar), URL, angka, tanda baca, karakter tunggal, serta spasi berlebih. Proses ini membersihkan teks dari elemen-elemen yang tidak memiliki nilai informasi untuk analisis, proses cleaning melalui beberapa tahapan yaitu :

- remove_tweet_special, membersihkan teks dari informasi yang tidak memiliki makna linguistik sehingga data menjadi lebih terstruktur dan mudah dianalisis., dengan perintah sebagai berikut :

```
import string
import re #regex library

# import word_tokenize & FreqDist from NLTK
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.probability import FreqDist

# ----- Tokenizing -----|
def remove_tweet_special(text):
    # remove tab, new line, and back slice
    text = text.replace('\t', " ").replace('\n', " ").replace('\u', " ").replace('\ ', "")
    # remove non ASCII (emoticon, chinese word, .etc)
    text = text.encode('ascii', 'replace').decode('ascii')
    # remove mention, link, hashtag
    text = ' '.join(re.sub("([@#][A-Za-z0-9+]|(\w+:\/\/\/S+))", " ", text).split())
    # remove incomplete URL
    return text.replace("http://", " ").replace("https://", " ")
TWEET_DATA['tweet'] = TWEET_DATA['tweet'].apply(remove_tweet_special)
```

- remove_number, yang berfungsi untuk menghapus semua angka yang terdapat dalam teks.dengan perintah sebagai berikut

```
#remove number
def remove_number(text):
    return re.sub(r"\d+", "", text)

TWEET_DATA['tweet'] = TWEET_DATA['tweet'].apply(remove_number)
```

- Remove punctuation, digunakan untuk menghapus tanda baca seperti titik (.), koma (,), tanda seru (!), tanda tanya (?), dan simbol lainnya, dengan perintah sebagai berikut

```
#remove punctuation
def remove_punctuation(text):
    return text.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))
```

- d. Remove whitespace leading & trailing digunakan untuk Merapikan format teks agar tidak terdapat spasi yang tidak diperlukan yang dapat mengganggu proses pengolahan data.

```
#remove whitespace leading & trailing
def remove_whitespace_LT(text):
    return text.strip()
```

```
TWEET_DATA['tweet'] = TWEET_DATA['tweet'].apply(remove_whitespace_LT)
```

- e. Remove Single Char, digunakan untuk menghapus karakter tunggal (single character) yang berdiri sendiri dalam sebuah kalimat.

```
# remove single char
def remove_singl_char(text):
    return re.sub(r"\b[a-zA-Z]\b", "", text)
```

```
TWEET_DATA['tweet'] = TWEET_DATA['tweet'].apply(remove_singl_char)
```

3. Tokenisasi

Teks yang telah dibersihkan kemudian dipecah menjadi unit-unit kata (token) menggunakan `word_tokenize` dari NLTK. Dengan menggunakan perintah Tokenisasi

```
# NLTK word tokenize
def word_tokenize_wrapper(text):
    return word_tokenize(text)

TWEET_DATA['tweet_tokens'] = TWEET_DATA['tweet'].apply(word_tokenize_wrapper)

print('Tokenizing Result : \n')
print(TWEET_DATA['tweet_tokens'].head())
print('\n\n')
```

Contoh hasil tokenisasi:

Tabel 3. 3. Contoh hasil Tokenisasi

Tweet	Hasil Token
Tweet 0	[qword, embege, dan, kopdes, udah, tau, subsidi, ...]
Tweet 2	[bbm, rookie, edition, premium]
Tweet 4	[kita, lagi, pada, merem, harga, bbm, dinaikin, ...]

Pada tahap ini juga dihitung distribusi frekuensi kata (Frequency Distribution) untuk melihat kata-kata yang paling sering muncul pada setiap tweet, misalnya kata "harga" muncul 3 kali pada salah satu tweet.

4. Stopword Removal

Menghilangkan Kata-kata umum yang tidak memiliki nilai informasi (seperti "dan", "yang", "di", "ya", "nya", "sih", dll) dihapus menggunakan daftar stopwords bawaan NLTK Bahasa Indonesia yang diperluas dengan stopwords tambahan secara manual, dari file stopwords.txt, dengan perintah sebagai berikut :

```
from nltk.corpus import stopwords

# ----- get stopwords from NLTK stopwords -----
# get stopwords indonesia
list_stopwords = stopwords.words('indonesian')

# ----- manually add stopwords -----
# append additional stopwords
list_stopwords.extend(["yg", "dg", "rt", "dgn", "ny", "d", 'klo',
                      'kalo', 'amp', 'biar', 'bikin', 'bilang',
                      'gak', 'ga', 'krn', 'nya', 'nih', 'sih',
                      'si', 'tau', 'tdk', 'tuh', 'utk', 'ya',
                      'jd', 'jgn', 'sdh', 'aja', 'n', 't',
                      'nyg', 'hehe', 'pen', 'u', 'nan', 'loh', 'rt',
                      '&', 'yah'])
```

Contoh hasil setelah stopwords removal:

Tabel 3. 4. hasil setelah stopwords removal

Tweet	Sebelum	Setelah Stopword Removal
Tweet 0	[qword, embege, dan, kopdes, udah, tau, subsidi, ...]	[qword, embege, kopdes, udah, subsidi, bbm, ...]
Tweet 4	[kita, lagi, pada, merem, harga, bbm, dinaikin, ...]	[merem, harga, bbm, dinaikin, selamat, menempuh, ...]

5. Normalisasi Kata

Kata-kata tidak baku atau singkatan (slang) dinormalisasi ke bentuk baku menggunakan kamus normalisasi (normalisasi-V1.xlsx). Proses ini bertujuan untuk menyamakan variasi penulisan kata informal ke bentuk standar agar proses stemming lebih akurat.

```
normalizad_word = pd.read_excel("normalisasi-V1.xlsx")

normalizad_word_dict = {}

for index, row in normalizad_word.iterrows():
    if row[0] not in normalizad_word_dict:
        normalizad_word_dict[row[0]] = row[1]

def normalized_term(document):
    return [normalizad_word_dict[term] if term in normalizad_word_dict else term for term in document]

TWEET_DATA['tweet_normalized'] = TWEET_DATA['tweet_tokens_NSW'].apply(normalized_term)

TWEET_DATA['tweet_normalized'].head(10)
```

6. Stemming

Tahap terakhir adalah stemming menggunakan pustaka **Sastrawi**, yaitu mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya (kata berimbuhan diubah menjadi kata dasar). Proses stemming dilakukan dengan membangun kamus unik (term_dict) dari seluruh token hasil normalisasi, kemudian setiap term di-stem satu kali untuk efisiensi komputasi, dan hasilnya dipetakan kembali ke setiap dokumen menggunakan swifter untuk mempercepat proses pada seluruh baris data, dengan perintah sebagai berikut :

```
# import Sastrawi package
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
import swifter
# create stemmer
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()
# stemmed
def stemmed_wrapper(term):
    return stemmer.stem(term)
term_dict = {}
for document in TWEET_DATA['tweet_normalized']:
    for term in document:
        if term not in term_dict:
            term_dict[term] = ' '

print(len(term_dict))
print("-----")
for term in term_dict:
    term_dict[term] = stemmed_wrapper(term)
    print(term,":", term_dict[term])

print(term_dict)
print("-----")
# apply stemmed term to dataframe
def get_stemmed_term(document):
    return [term_dict[term] for term in document]
TWEET_DATA['tweet_tokens_stemmed'] = TWEET_DATA['tweet_normalized'].swifter.apply(get_stemmed_term)
TWEET_DATA['tweet_tokens_stemmed'] = TWEET_DATA['tweet_tokens_stemmed'].apply(lambda x: ' '.join(x))
print(TWEET_DATA['tweet_tokens_stemmed'])
```

Berikut ini adalah hasil secara keseluruhan sebelum dan sesudah perprocessing pada 3 data set

1. Kenaikan Pertamina

Tabel 3. 5. Dataset terkait kenaikan harga pertamax (D1)

Data set sebelum preproesing	Data Set sesudah preprocessing
@assauki_m Duri? DJKA perlu memperbaiki (lebih tepatnya menambah) akses transit di dalam stasiunnya. Apalagi dengan wacana kenaikan tarif TJ dalam waktu dekat ekspektasi ada peningkatan pengguna	duri djka baik tepat tambah akses transit stasiun wacana naik tarif tj ekspektasi tingkat guna brown line

Brown Line	
Latihan Kenaikan Pangkat KASPA 2026 Setinggi-tinggi penghargaan dan terima kasih diucapkan kepada anggota Angkatan Pertahanan Awam Malaysia (APM) yang telah meluangkan masa dan tenaga melatih murid-murid SESTER sebagai persediaan menghadapi Kursus Kenaikan Pangkat KASPA. https://t.co/81yUrGqqQA	latih naik pangkat kasper setinggitinggi harga terima kasih anggota angkat tahan awam malaysia apm luang tenaga latih muridmurid sester sedia hadap kursus naik pangkat kasper
Mobil Keluar Baru Antre Pertalite Dampak Kenaikan Harga Pertamina yang Melambung Kenaikan harga BBM jenis Pertamina yang berlaku sejak (10/6/2026) langsung muncul fenomena baru di sejumlah SPBU di Banyuwangi. Yaitu mobil keluaran baru antre Pertalite. https://t.co/KWLYHdZ8Ei	mobil keluar antre pertalite dampak naik harga pertamax lambung naik harga bbm jenis pertamax laku langsung muncul fenomena spbu banyuwangi mobil keluar antre pertalite
Harga obat di jkt dgn di daerahku yg umr sgt rendah ini SAMA. Kmrn bilangnye bakal jual obat generik dgn murah. Pdhl generik emg sdh murah tapi ttp kena imbas dan ada kenaikan. Noh produk mersi dan pim yg terkenal murah bgt mereka all item naik semua sekarang.	harga obat jkt daerah umr sangat rendah kemarin bilang jual obat generik murah pdhl generik memang murah tetap kena imbas naik noh produk mersi pim kenal murah banget all item
Uji Mental Dan Kemampuan Prajurit Kodim Klungkung Ikuti Uji Kenaikan Tingkat PSM https://t.co/Oh6DZ2WtcH	uji mental mampu prajurit kodim klungkung ikut uji naik tingkat psm

2. Rantai Pasok Bahan Pokok Makanan

Tabel 3. 6. Dataset terkait Rantai Pasok Bahan Pokok Makanan (D2)

Data set sebelum preprosesing	Data Set sesudah preprocessing
sino kaya tong pumasok ng maaga kasi akala double pay kasi holiday pero ending wala palang pasok?	sino kaya tong pumasok ng maaga kasi akala double pay kasi holiday pero ending wala palang pasok
Ni'picture ko na si Philo. White Princess dahil bukas makalawa cgurado tostado na nmnn siya. Haha. Dahil walang pasok.... makakapag halaman ako. https://t.co/GRaDYlvQHG	nipicture ko na philo white princess dahil bukas makalawa cgurado tostado na nmnn siya haha dahil walang pasok makakapag halaman ako
@Bonn_Bonnism @bckupacc99 Bridesmaid Assistant. Kenduri kahwin melayu biasa keluarga sibuk dengan	bonnism bridesmaid assistant kenduri kahwin melayu keluarga sibuk urus sambut tetamu pengantin upah ba urus

urusan sambut tetamu jadinya pengantin akan upah BA utk uruskan pengantin. BA yg dalam video ni dah banyak kes rupanya haritu nampak video dia bukak rantai leher pengantin masa tengah sibuk mekap. Licik!	pengantin ba video ni dah kes haritu nampak video bukak rantai leher pengantin sibuk mekap licik
@michaelkatrinis @pasok @SkaitvGR @dimoikonomu @akispaulopoulos Θα του το δώσουμε μπρέ μη συγχίζεσαι	
ANO na.. anak ko nag compose at sha din nasa demo .. proud mother here Posted by : k' brosas (TikTok) Actually pasok Siya for me . Ang Ganda ng song pag nakanta ba ng girls tas parang nagbabatohan Sila My top 4 CTYM NO TOMORROW ANO NA LET ME KNOW @BINI_ph https://t.co/H1K6F3bT83	ano na anak ko nag compose at sha din nasa demo proud mother here posted by brosas tiktok actually pasok siya for me ang ganda ng song pag nakanta ba ng girls tas parang nagbabatohan sila my top ctym no tomorrow ano na let me know ph

3. BBM Langka

Tabel 3. 7. Dataset terkait BBM langka (D3)

Data set sebelum preprocesing	Data Set sesudah preprocessing
KITA LAGI PADA MEREM HARGA BBM DINAIKIN SELAMAT MENEMPUH HARGA HARGA BARU Dan Tetap Waspada #2030IndonesiaBubar #2030IndonesiaBubar https://t.co/gEevQLCt4f	['merem', 'harga', 'bbm', 'dinaikin', 'selamat', 'menempuh', 'harga', 'harga', 'waspada']
gw bru ngisi bulan kmren always tiap bulan full tank ngisi.. trus bulan ini blm ngisi lg dan udh 2 garis pas tau berita bbm naik bingung jg wak	['aku', 'bru', 'ngisi', 'kmren', 'always', 'full', 'tank', 'ngisi', 'terus', 'blm', 'ngisi', 'lagi', 'udh', 'garis', 'pas', 'berita', 'bbm', 'bingung', 'juga', 'wak']
@tirta_cipeng Boleh bang kritik pemerintah tapi harus sesuai term & cond. Term & cond: - jangan bahas mbg dan kopdes - jangan bahas kunker luar negeri - jangan bahas harga bbm Kalau ga sesuai t&c mah auto di nyenyenyenye	['cipeng', 'bang', 'kritik', 'pemerintah', 'sesuai', 'term', 'cond', 'term', 'cond', 'bahas', 'mbg', 'kopdes', 'bahas', 'kunker', 'negeri', 'bahas', 'harga', 'bbm', 'sesuai', 'tampc', 'mah', 'auto', 'nyenyenyenye']
Mobil Keluaran Baru Antre Pertalite Dampak Kenaikan Harga Pertamina yang Melambung Kenaikan harga BBM jenis Pertamina yang berlaku sejak	['mobil', 'keluaran', 'antre', 'pertalite', 'dampak', 'kenaikan', 'harga', 'pertamax', 'melambung', 'kenaikan', 'harga', 'bbm', 'jenis', 'pertamax',

(10/6/2026) langsung muncul fenomena baru di sejumlah SPBU di Banyuwangi. Yaitu mobil keluaran baru antre Peralite. https://t.co/KWLYHdZ8Ei	'berlaku', 'langsung', 'muncul', 'fenomena', 'spbu', 'banyuwangi', 'mobil', 'keluaran', 'antre', 'pentalite']
if ino debuts with a hiphop based tt i swear to god im gonna quit this denju life and become a bbm adp and vvs stan	['if', 'ino', 'debuts', 'dengan', 'hiphop', 'based', 'tt', 'swear', 'to', 'god', 'im', 'gon', 'na', 'quit', 'this', 'denju', 'life', 'and', 'become', 'bbm', 'adp', 'and', 'vvs', 'stan']

4. Data Harga Berdasarkan Komoditas-Beras-04Juni-12Juni2026

Tabel 3. 8. Dataset terkait Komoditas Beras

No	Komoditas(Rp)	04/ 06/ 2026	05/ 06/ 2026	08/ 06/ 2026	09/ 06/ 2026	10/ 06/ 2026	11/ 06/ 2026	12/ 06/ 2026
1	Semua Provinsi	16,000	16,000	16,050	16,050	16,050	16,050	16,050
2	Aceh	15,150	15,200	15,200	15,200	15,250	15,300	15,300
3	Sumatera Utara	14,900	14,900	14,900	14,900	14,900	14,900	15,000
4	Sumatera Barat	17,900	17,900	17,900	17,900	17,900	17,900	17,900
5	Riau	16,450	16,450	16,450	16,450	16,450	16,450	16,450
6	Kepulauan Riau	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550
7	Jambi	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550
8	Bengkulu	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550
9	Sumatera Selatan	15,850	15,950	15,950	15,950	15,950	15,950	15,950
10	Kepulauan Bangka Belitung	15,350	15,400	15,400	15,400	15,400	15,400	15,400
11	Lampung	14,950	15,000	15,050	15,050	15,050	15,100	15,100
12	Banten	15,700	15,700	15,700	15,700	15,700	15,700	15,700
13	Jawa Barat	15,150	15,150	15,150	15,150	15,150	15,150	15,150
14	DKI Jakarta	16,850	16,850	16,850	16,850	16,850	16,850	16,850
15	Jawa Tengah	15,400	15,400	15,400	15,450	15,400	15,400	15,450
16	DI Yogyakarta	14,200	14,200	14,200	14,200	14,200	14,200	14,200
17	Jawa Timur	14,850	14,850	14,900	14,900	14,900	14,900	14,900
18	Bali	15,750	15,750	15,750	15,750	15,750	15,750	15,750
19	Nusa Tenggara Barat	13,900	13,900	13,950	13,950	13,950	13,950	13,950
20	Nusa Tenggara Timur	15,350	15,350	15,350	15,350	15,350	15,400	15,400
21	Kalimantan Barat	16,750	16,750	16,750	16,750	16,750	16,800	16,800
22	Kalimantan Selatan	18,950	18,950	19,000	19,000	19,000	19,000	19,000
23	Kalimantan Tengah	19,550	19,550	19,550	19,550	19,600	19,600	19,550
24	Kalimantan Timur	16,500	16,500	16,400	16,450	16,400	16,350	16,400
25	Kalimantan Utara	17,050	17,050	17,050	17,050	17,050	17,100	17,000
26	Gorontalo	15,400	15,400	15,400	15,450	15,600	15,600	15,600
27	Sulawesi Selatan	14,350	14,350	14,350	14,350	14,350	14,350	14,350
28	Sulawesi Tenggara	15,750	15,750	15,750	15,800	15,800	15,800	15,800
29	Sulawesi Tengah	15,400	15,400	15,800	15,800	15,900	15,900	16,000
30	Sulawesi Utara	15,150	15,150	15,350	15,550	15,550	15,600	15,600
31	Sulawesi Barat	14,600	14,600	14,600	14,600	14,600	14,600	14,500
32	Maluku	16,900	16,900	16,900	16,900	16,900	16,900	16,900
33	Maluku Utara	17,650	17,650	17,650	17,650	17,650	17,650	17,650
34	Papua	19,050	19,050	19,050	19,050	19,050	19,050	19,050
35	Papua Barat	17,150	17,150	17,150	17,150	17,150	17,150	17,150

3.3. Hasil Penerapan Metode BN-Grams untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax

1. Tweet setelah dilakukan tahapan preprocessing didapatkan tweet yang bersih. Kemudian dilanjutkan dalam deteksi dini terkait informasi rantai pasok menggunakan metode BN-Grams. Penerapan metode BN-Grams diujicoba menggunakan data tweet sebanyak 500 tweet pada dataset Rantai Pasok Bahan Pokok Makanan (D2).

Tabel 3. 9. Parameter metode BN-Grams

Parameter	Value Parameter (nilai parameter)
NGRAM LENGTH	Trigrams (3 kata)
THRESHOLD DISTANCE TERMS	0.3
MINIMUM THRESHOLD DISTANCE CLUSTERS	0.4
MAXIMUM THRESHOLD DISTANCE CLUSTERS	0.7

Tabel 3.9. Menjelaskan parameter yang digunakan dalam pengolahan metode BN-Grams. Pertama, n-grams length merupakan jenis n-gram yang digunakan dalam pengolahan deteksi trending topic yakni menggunakan 3 n-grams atau trigrams yang terdiri dari sekumpulan tiga kata. Kedua, threshold distance term adalah jarak kedekatan antar term untuk syarat pembentukan klaster yakni minimal diatas atau sama dengan 0.3. Ketiga, minimum threshold distance term adalah jarak minimum antara dua kelompok klaster agar mereka bisa dipertimbangkan untuk digabungkan menjadi satu klaster yang lebih besar. Keempat, maximum threshold distance term adalah jarak maksimum batasan atas dalam proses pembentukan klaster hirarki, artinya jika jarak antara dua klaster sudah melebihi 0.7, maka proses penggabungan wajib dihentikan.

Tabel 3. 10. Hasil deteksi trending topic pada Dataset rantai pasok bahan pokok makanan (D2)

No urut trend ing topic	Hasil trending topic	Berita Terkait	Sumber Berita	Tweet terkait	Keterangan
1	cipta, lokal, pasok, lokal, mitra, program, umkm, rantai	Sekretaris DEN Septian Hario Seto menjelaskan , hasil survei DEN menemukan program MBG memberikan dampak positif pada	https://nasional.kompas.com/read/2026/06/09/22002251/luhut-laporkan-survei-den-soal-mbg-ke-prabowo-ungkap-ada-dampak-positif	Survei Dewan Ekonomi Nasional di 800 titik membuktikan program Makan Bergizi Gratis berdampak positif bagi ekonomi daerah.	-

		sektor ekonomi, khususnya usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM).			
3	cipta, ekosistem, pasok, daerah, rantai	Menurut Septian, temuan tersebut menunjukkan bahwa Program MBG tidak hanya mendukung peningkatan kualitas gizi anak-anak Indonesia, tetapi juga mendorong terbentuknya rantai pasok baru yang melibatkan pelaku usaha lokal.	https://nasional.kontan.co.id/news/lakudana-survei-di-800-titik-den-klaim-mbg-beridampak-baik-bagi-umkm-lokal#goog_rewarded	Survei Dewan Ekonomi Nasional di 800 titik membuktikan program Makan Bergizi Gratis berdampak positif bagi ekonomi daerah. Program MBG sukses mendorong terbentuknya rantai pasok baru serta melibatkan ribuan UMKM dan tenaga kerja lokal setempat. https://t.co/4aIU12QTsT	-
4	gerak, ekonomi, daerah	Hasil survei yang dilakukan di 800 titik satuan pelayanan pemenuhan gizi (SPPG) menunjukkan program tersebut tidak hanya berdampak pada perbaikan gizi masyarakat,	https://www.beritasatu.com/ekonomi/3001199/den-survei-800-titik-sppg-buktikan-dorong-umkm-dan-ekonomi-lokal	Survei Dewan Ekonomi Nasional di 800 titik membuktikan program Makan Bergizi Gratis berdampak positif bagi ekonomi daerah. Program MBG sukses mendorong terbentuknya rantai pasok baru serta melibatkan ribuan UMKM dan tenaga kerja lokal setempat.	-

		tetapi juga menggerakkan ekonomi lokal melalui keterlibatan UMKM dan penyerapan tenaga kerja.		https://t.co/4aIU12QTsT	
24	libat, tenaga, kerja, umkm	Dewan Ekonomi Nasional (DEN) mengungkapkan program Makan Bergizi Gratis (MBG) tidak hanya berdampak pada peningkatan gizi masyarakat, tetapi juga berhasil menciptakan ekosistem rantai pasok baru yang melibatkan pelaku usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) di berbagai daerah.	https://www.liputan6.com/bisnis/read/7863944/hasil-survei-den-tiap-dapur-mbg-libatkan-3-pemasok-umkm-lokal	Survei Dewan Ekonomi Nasional di 800 titik membuktikan program Makan Bergizi Gratis berdampak positif bagi ekonomi daerah. Program MBG sukses mendorong terbentuknya rantai pasok baru serta melibatkan ribuan UMKM dan tenaga kerja lokal setempat. https://t.co/4aIU12QTsT	-
27	lokal, usaha	Jadi ini membuktikan bahwa program MBG ini selain tadi	https://news.detik.com/berita/d-8525288/luhut-lapor-hasil-survei-program-mbg-ke-prabowo-apa-	Survei Dewan Ekonomi Nasional di 800 titik membuktikan program Makan Bergizi Gratis	-

		mencapai tujuan Bapak Presiden untuk perbaikan gizi dari anak-anak Indonesia, ini juga menciptakan ekosistem supply chain yang baru. Nah, yang lebih menarik ada sekitar 64-65% sektor UMKM-nya ini berada di dalam satu kabupaten di mana SPPG itu berada.	hasilnya	berdampak positif bagi ekonomi daerah. Program MBG sukses mendorong terbentuknya rantai pasok baru serta melibatkan ribuan UMKM dan tenaga kerja lokal setempat. https://t.co/4aIU12QTsT	
--	--	---	--------------------------	---	--

Tabel 3.10. menjelaskan tentang lima hasil trending topic dari 27 keseluruhan trending topic. Trending topic perlu dikaitkan dengan tweet yang relevan untuk memperjelas makna dari kalimat trending topic. Hasil pengecekan dengan tweet relevan trending topic di Tabel 11 menunjukkan dampak dari program MBG terhadap pelibatan UMKM daerah dan pelibatan tenaga kerja lokal dalam rantai pasok untuk supply bahan baku MBG. Ditemukan 1 kalimat yang terkait rantai pasok bahan makanan sebagai berikut “Kenapa gak dari awal? Yahh mereka pikir central planning dapat membuat proses penyaluran makanan jadi lebih efisien. Hasilnya malah berantakan . Padahal ngontrol rantai pasok makanan dari satu titik pusat itu rentan sama kegagalan logistik dan buta sama kondisi lapangan”. Hal ini menandakan masih sedikitnya tweet yang terkait rantai pasok komoditas pangan sehingga perlu dicari tweet relevan dengan kata kunci yang lebih tepat.

Tabel 3. 11. Hasil deteksi trending topic terkait indicator perceived Scarcity (kelangkaan bbm atau kelangkaan bahan pangan) pada Dataset kelangkaan BBM (D3)

No Urut	Trending Topic	Berita Terkait	Sumber Berita	Tweet Terkait	Keterangan
1	bensin, isi, oplos, pertalite	Pertamina Patra Niaga memberikan penjelasan terkait kabar yang beredar di masyarakat	https://www.kompas.com/tren/read/2026/06/17/130100665/harga-dasar-pertalite-lebih-mahal-dari-	skrg susah. Memang lu mau nunggu seharian di spbu setiap hari. Lu nganggur banget kalo bia begitu dungu. Pertamina adlah solusi kalo pertalite	Antrian Panjang ditemukan dibanyak lokasi SPBU semenjak kenaikan pertamax 10 Juni hingga 16 juni

		mengenai kekhawatiran fenomena pengisian bensin dan pemakaian BBM. Pertamina memastikan kualitas bensin yang dijual di SPBU tetap sesuai spesifikasi resmi Ditjen Migas dan mengimbau masyarakat membeli di SPBU resmi guna menghindari kecemasan bensin oplosan serta menjamin keamanan pasokan Peralite.	pertamax-pertamina--harga-bbm	Kehabisan utk ga isi bensin yg bisa aja di oplos.	2026
3	mahal, motor, pertamax, harga, kendaraan, bensin	Penyesuaian harga Pertamax yang semakin mahal mendorong pelaku usaha dan masyarakat mulai mempertimbangkan opsi armada kendaraan listrik serta penggunaan transportasi umum sebagai langkah efisiensi biaya operasional transportasi pasca penyesuaian harga BBM.	https://money.kompas.com/read/2026/06/18/180606626/bi-rate-dan-harga-pertamax-naik-bluebird-pilih-ekspansi-secara-terukur	juga opsional kalau memang rasa mahal pakai transum alih listrik juga gowes jalan	Harga pertamax semakin mahal membuat Masyarakat memperbincangkan dengan opsi alternatif
6	pertamax, mahal	Kenaikan harga Pertamax memicu migrasi pengguna sepeda motor dan pengemudi ojek online beralih menggunakan Peralite. Pengemudi mengeluhkan bertambahnya beban biaya operasional harian yang langsung menekan pendapatan bersih mereka.	https://www.kompas.com/tren/read/2026/06/18/170000465/motor-yang-biasa-pakai-pertamax-beralih-ke-pertalite-apa-dampaknya-bagi	sedih ya bgimana ga ikut harus ikut semua anjirrr gue kalo disitu jg ikut ojol pake bensin ya buat narik demn sedih gue sbgai sopefood driver bensin naik totally sad	Kesedihan Masyarakat dari dampak kenaikan pertamax
29	pertalite, habis	Efek domino dari tingginya harga Pertamax membuat	https://regional.kompas.com/read/2026/06/17/081718778/pertalit	bayangin udh antri pas smpe diri bensin habis pom nyaa guaaa lu nyebelin banget	Beberapa antrian pertalite Panjang berdampak pada kehabisan

		masyarakat berbondong-bondong beralih mengantri Peralite di SPBU. Lonjakan permintaan ini menyebabkan stok Peralite di sejumlah SPBU cepat habis dan menimbulkan antrian panjang warga yang berujung kelangkaan.	e-langka-warga-sekayu-terpaksa-beli-eceran-rp-13000-per-liter	perintah; buzzer emang beneran otak kosong akut ramai pertamax orang kaya ngapain demo hei goblog arti efek domino pertamax alih peralite peralite quotanya batas kemarin	peralite di beberapa spbu
--	--	--	---	---	---------------------------

Tabel 3.11 menunjukkan dampak dari kenaikan harga pertamax dan ternyata berdampak pada beberapa aspek. Pertama, antrian Panjang ditemukan di banyak SPBU diberbagai Lokasi terutama di DKI Jakarta. Kedua, Alternatif kendaraan umum dari kenaikan harga pertamax tersebut. Ketiga, peralite yang sering habis di beberapa SPBU karena ada antrian Panjang sehingga membuat stok peralite lebih cepat habis. Temuan ini dapat menjadi indikator dan sinyal penting Bagi pemerintah terutama Kementerian ESDM dan Pertamina dalam pengelolaan dari BBM dengan mempertimbangkan dampak-dampak yang merugikan Masyarakat tersebut.

Tabel 3. 12. Hasil deteksi trending topic terkait kenaikan pertamax pada Dataset D1

No urut	Hasil trending topic (Kata Kunci)	Berita Terkait	Sumber Berita	Tweet terkait	Keterangan
1	jalan, perintah, trias, sumber, program, eksekutif, apbn, uu, tuju, masalah, mbg, naik, dpr, politika, bbm, sinergi	Pemerintah akhirnya memutuskan menaikkan harga BBM jenis Pertamax (RON 92) menjadi Rp16.250 per liter dari sebelumnya Rp12.300 per liter. COO Danantara Indonesia Dony Oskaria menyatakan kenaikan harga Pertamax dilakukan sesuai mekanisme pasar.	https://nasional.kompas.com/read/2026/06/11/07051541/kata-pemerintah-dan-dpr-soal-harga-pertamax-naik-pdi-p-kecewa	@pikiran_rakyat DPR sumber permasalahan DPR yg menyetujui program MBG DPR yg menyetujui kenaikan BBM DPR yg menyetujui APBN DPR yg membuat UU Eksekutif yg menjalankan	DPR - Pemerintah saling sinergi Trias Politika
4	Harga, minyak, naik	Gangguan pasokan dari Timur Tengah akibat terbatasnya lalu lintas pelayaran di Selat Hormuz mendorong penurunan produksi minyak global. Laporan EIA Juni 2026 menunjukkan harga minyak mentah Brent diperkirakan rata-rata mencapai 95 dollar AS per barrel pada 2026,	https://money.kompas.com/read/2026/06/10/140800626/pasokan-terganggu-harga-minyak-dunia-diproyeksi-tetap-tinggi-	Kenaikan harga bahan bakar minyak (BBM) nonsubsidi jenis Pertamax mulai berdampak pada pola konsumsi masyarakat di Kalimantan Timur	-

		jauh lebih tinggi dibandingkan rata-rata 69 dollar AS per barrel pada 2025.	pada-2026		
11	aksi, bangkrut, indonesia	Badan Eksekutif Mahasiswa Universitas Indonesia (BEM UI) akan menggelar aksi unjuk rasa di kawasan Bundaran HI, Jakarta Pusat. Aksi unjuk rasa besok bertajuk 'Menuju Indonesia Bangkrut'. Ketua BEM UI Yatalathof Ma'shum Imawan mengatakan kemacetan hanya bersifat sementara.	https://news.detik.com/berita/d-8528498/bem-ui-demo-di-bundaran-hi-12-juni-besok-minta-maaf-bakal-macet	DAH BANYAK DEMO Menolak kenaikan BBM dll Dr TL kliatan ada bbrp demo spt Jakarta di Cikini n BGN; Bandung di DPRD Jabar; Kendari Medan n Semarang BESOK Jumat 12/06 Seruan Aksi BEM UI #MenujuIndonesiaBangkrut di Bund H	-
12	resah, juni, dampak, reda, naik, khawatir, pertamax, bbm, komitmen, publik, harap, pertamina, harga, jenis	Pertamina Patra Niaga menaikkan harga Pertamax (RON 92) menjadi Rp16.250 per liter dari sebelumnya Rp12.300 per liter, dan Pertamax Green 95 naik menjadi Rp17.000 per liter. 'Kami memastikan pasokan Pertamax dan Pertamax Green tetap aman serta tersedia di jaringan SPBU Pertamina,' ujar Roberth.	https://megapolitan.kompas.com/read/2026/06/10/07430591/daftar-harga-bbm-terbaru-per-10-juni-2026-pertamax-naik-jadi-rp-16250	Komitmen Pertamina itu diharapkan bisa meredakan keresahan publik yang khawatir dengan dampak kenaikan harga BBM nonsubsidi jenis Pertamax mulai 10 Juni 2026. #Ekonomi #Kompas61 https://t.co/14kaRjGoAO	-

Tabel 3.13 menunjukkan dampak dari kenaikan harga pertamax mengakibatkan beberapa temuan dari komentar dan fakta di Masyarakat. Pertama, DPR sebagai sumber permasalahan yang menyetujui program MBG sehingga berdampak kenaikan bbm. Kedua, maraknya aksi demo oleh Mahasiswa di berbagai Lokasi di Jakarta, Bandung Yogyakarta dengan hashtag #MenujuIndonesiaBangkrut. Ketiga, Masyarakat semakin resah dengan kenaikan pertamax ini karena berdampak pada kenaikan harga bahan pokok.

3.4. Hasil Penerapan Metode Doc-p untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax

1. Tweet setelah dilakukan tahapan preprocessing didapatkan tweet yang bersih. Kemudian dilanjutkan dalam deteksi dini terkait informasi rantai pasok menggunakan metode Doc-p. Penerapan metode Doc-p diujicoba menggunakan data tweet sebanyak 500 tweet pada dataset Rantai Pasok Bahan Pokok Makanan (D2).

Tabel 3. 13. Parameter metode Doc-p

Parameter	Value Parameter (nilai parameter)
SIMILARITY THRESHOLD DISTANCE TERMS	0.5

Tabel 3.13. Menjelaskan parameter yang digunakan dalam pengolahan metode Doc-p. Parameter yang digunakan adalah Similarity threshold distance terms bernilai 0.5.

Hal ini dapat diartikan jika ada tweet yang memiliki kemiripan dari anggota dari suatu kluster minimal 50% akan dimasukkan dalam kluster yang sama. Sebaliknya, jika kemiripan tweet dengan kluster yang ada dibawah 50% maka akan menjadi kluster yang berdiri sendiri.

Tabel 3. 14. Hasil deteksi trending topic pada Dataset rantai pasok bahan pokok makanan (D2)

No urut trending topic	Hasil trending topic	Berita Terkait	Sumber Berita	Tweet terkait	Keterangan
1	Konflik, subianto, terap, prancis, kait, prabowo, macron, republik, palestina, israel, temu	Presiden Prabowo Subianto mengatakan Indonesia dan Prancis memiliki pandangan yang sama terkait penyelesaian konflik Palestina-Israel melalui penerapan solusi dua negara.	https://m.jpnn.com/news/prabowo-macron-sepakat-dukung-solusi-dua-negara-untuk-palestina#goog_rewarded	Prabowo dan Macron Sepakat Dukung Solusi Dua Negara untuk Palestina Presiden RI Prabowo Subianto menyatakan Indonesia dan Prancis memiliki pandangan yang sama terkait penyelesaian konflik Palestina-Israel melalui penerapan solusi dua negara. Hal itu disampaikan Prabowo saat https://t.co/zlDg6mCYQj	-
3	Mbg, cipta, ekosistem, pasok, daerah, rantai	Sekretaris DEN Septian Hario Seto menjelaskan, hasil survei DEN menemukan program MBG memberikan dampak positif pada sektor ekonomi, khususnya usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM).	https://nasional.kompas.com/read/2026/06/09/22002251/luhut-laporkan-survei-den-soal-mbg-ke-prabowo-ungkap-ada-dampak-positif	MBG ciptakan ekosistem rantai pasok di daerah https://t.co/UrClaa4Xhb	
4	memori, korsel, pasok, china, kembang, rivalitas, industri, chip, inti, rantai	Jika CXMT (China) benar-benar memasuki tahap produksi massal, perusahaan ini akan berhadapan langsung dengan SK Hynix (Korsel) dalam memperebutkan pasokan chip memori untuk generasi smartphone berbasis AI berikutnya, termasuk	https://tekno.kompas.com/read/2026/08/10/10010017/kemajuan-chip-ram-china-ini-bikin-sk-hynix-samsung-dan-micron-ketir?page=all	Semua pengembang AI kini membutuhkan industri Korea Selatan. Di tengah rivalitas AI AS-China Korsel menjadi pemain inti untuk rantai pasok cip memori global. #Internasional #Kompas61 https://t.co/SLLv9C4JTZ	-

		kemungkinan mendapatkan klien-klien besar yang selama ini bergantung pada pemain lama.			
5	gizi, mbg, cipta, ekosistem, dampak, pasok, kontribusi, ekonomi, rantai, masyarakat	Menurut Septian, temuan tersebut menunjukkan bahwa Program MBG tidak hanya mendukung peningkatan kualitas gizi anak-anak Indonesia, tetapi juga mendorong terbentuknya rantai pasok baru yang melibatkan pelaku usaha lokal.	https://nasional.kontan.co.id/news/lakukan-survei-di-800-titik-denk-laim-mbg-beri-dampak-baik-bagi-umkm-lokal#goog_rewarded	Bukan cuma soal gizi MBG terbukti gerakkan ekonomi daerah! 86 9% dapur MBG sukses gandeng UMKM lokal untuk rantai pasok bahan pangan. Lapangan kerja baru terbuka tingkat kepuasan publik pun tembus 70%. Dari daerah untuk Indonesia https://t.co/q5A8oSoO7i	-
6	pakan, ternak, transaksi, impor, kedelai, jagung, dolar, chainnya, produksi, bedah, rantai	Lonjakan kebutuhan bahan baku pakan ternak menjadi salah satu pendorong utama tingginya impor kelompok ini, khususnya bungkil kedelai, yang selama ini menjadi tulang punggung industri pakan unggas dan peternakan di dalam negeri.	https://www.cnbcindonesia.com/research/20260123125023-128-704748/ri-masih-impor-ampas-makanan-nilainya-puluhan-triliun	Secara literal orang desa memang transaksi pakai Rupiah. Tapi mari kita bedah Supply Chain-nya (Rantai Pasok). Tahu tempe dan pakan ternak di desa itu bahan bakunya (kedelai/jagung) banyak yang impor. Impor itu bayarnya pakai Dolar. Kalau Dolar naik biaya produksi naik harga	-

Tabel 3.14. menjelaskan tentang lima hasil trending topic teratas. Trending topic perlu dikaitkan dengan tweet yang relevan untuk memperjelas makna dari kalimat trending topic. Hasil pengecekan dengan tweet relevan trending topic di Tabel 14 menunjukkan dampak dari program MBG terhadap pelibatan UMKM daerah dan pelibatan tenaga kerja lokal dalam rantai pasok untuk supply bahan baku MBG. Ditemukan 1 kalimat yang terkait rantai pasok bahan makanan sebagai berikut “MBG ciptakan ekosistem rantai pasok di daerah”. Hal ini menandakan masih sedikitnya tweet yang terkait rantai pasok komoditas pangan sehingga perlu dicari tweet relevan dengan kata kunci yang lebih tepat.

Tabel 3. 15. Hasil deteksi trending topic terkait indicator perceived Scarcity (kelangkaan bbm atau kelangkaan bahan pangan) pada Dataset kelangkaan BBM (D3)

No Urut	Trending Topic	Berita Terkait	Sumber Berita	Tweet Terkait	Keterangan
1	bensin, sen	Komisi VI DPR RI akan meminta penjelasan Pertamina terkait dampak kenaikan harga BBM nonsubsidi, termasuk potensi migrasi konsumen dari Pertamina ke Paltalite yang dapat memengaruhi	Komisi VI DPR Bakal Panggil Pertamina, Bahas Dampak Kenaikan Harga BBM Pertamina	-	-

		ketersediaan stok BBM bersubsidi.			
2	bensin, awett, ibox, fullset, sinyal, bh, kendala, wts, permanen, blokir	Banyak pengguna MyPertamina mengalami kendala saat QR code tidak dapat digunakan atau gagal dipindai ketika membeli BBM subsidi di SPBU.	Cara Mengatasi QR Code MyPertamina yang Tidak Bisa Digunakan di SPBU	-	-
3	langka, subsidi, utara, luas, bayang, industri, sumatera, kawasan, ntt, energi	Kelangkaan solar bersubsidi di Sumatera Utara meluas hingga ke Kawasan Industri Medan, membuat arus logistik komoditas ekspor ikut tersendat karena truk harus mengantre solar berjam-jam setiap kali pengisian.	Kelangkaan Biosolar Meluas ke Kawasan Industri Medan. Logistik Ekspor Tersendat	"Di tengah kegelisahan masyarakat Indonesia akibat kebijakan pemerintah menaikkan sepihak harga BBM non-subsidi, kabar lain yang juga menjadi momok datang dari PT PLN (Persero). Setelah Sumatera Utara, kini Pulau Jawa-Madura-Bali (Jamali) terancam gelap gulita"	-
4	bensin, mbg, temenku, biaya, beras, seru, jatah, cerai, kontra, token	Kenaikan harga Pertamina memicu antrean panjang pengendara yang beralih mengisi Paltalite di berbagai SPBU sejak 10–11 Juni 2026.	Usai Harga Pertamina Naik, Terpantau Antrean Panjang Warga di SPBU Hendak Isi Paltalite	"Beli minyak itu gak kayak beli beras, hari ini bayar hari ini dikirim. Kontrak minyak beli sekarang buat 2-3 bulan di depan, jadi harga hari ini barang yg dibayar 2-3 bulan lalu. Lagian salah pemerintah kok nahan kenaikan bbm segitu lama, sekarang naik langsung 4000 ya kaget lah."	-

Tabel 3.15 menunjukkan dampak dari kenaikan harga pertamax dan ternyata berdampak pada beberapa aspek. Pertama, antrian Panjang ditemukan di banyak SPBU diberbagai Lokasi terutama di DKI Jakarta dan diluar DKI Jakarta. Hal ini dibuktikan dengan berita relevan “Kelangkaan solar bersubsidi di Sumatera Utara meluas hingga ke Kawasan Industri Medan, membuat arus logistik komoditas ekspor ikut tersendat karena truk harus mengantre solar berjam-jam setiap kali pengisian.” . Kedua, Alternatif kendaraan umum dari kenaikan harga pertamax tersebut. Ketiga, pertalite yang sering habis dibeberapa SPBU karena ada antrian Panjang sehingga membuat stok pertalite lebih cepat habis. Temuan temuan ini dapat menjadi indikator dan sinyal penting Bagi pemerintah terutama Kementerian ESDM dan Pertamina dalam pengelolaan dari BBM dengan mempertimbangkan dampak-dampak yang merugikan Masyarakat tersebut.

Tabel 3. 16. Hasil deteksi trending topic terkait kenaikan pertamax pada Dataset D1

No urut	Hasil trending topic (Kata Kunci)	Berita Terkait	Sumber Berita	Tweet terkait	Keterangan
1	Menyetujui, sinergi, eksekutif, mbg, trias, apbn, dpr, politika,	DPR Setujui 4 Jurus BGN Efisiensi Program MBG, Bisa	https://www.cnnindonesia.com/	@Duren__ DPR sumber permasalahan DPR yg menyetujui program MBG	-

	kenaikan, permasalahan	Hemat APBN Rp40 T	ekonomi/20260626135127-92-1373625/dpr-setujui-4-jurus-bgn-efisiensi-program-mbg-bisa-hemat-apbn-rp40-t	DPR yg menyetujui kenaikan BBM DPR yg menyetujui APBN DPR yg membuat UU Eksekutif yg menjalankan DPR - Pemerintah saling sinergi Trias Politika	
2	Pertamina, nonsubsidi, dampak, 2026, meredakan, keresahan, pertamax, kenaikan, komitmen	Pertamina Patra Niaga juga berkomitmen untuk terus menyediakan energi yang berkualitas, menjaga keandalan pasokan, serta memberikan layanan terbaik kepada masyarakat di seluruh Indonesia	https://www.liputan6.com/bisnis/read/8259320/alasan-pertamina-pangkas-harga-pertamax-mulai-1-agustus-2026	Harga Pertamax naik dari Rp12.300 menjadi Rp16.250 per liter. Menteri ESDM Bahlil Lahadalia mengatakan kenaikan BBM nonsubsidi mengikuti mekanisme pasar. Sementara itu harga BBM subsidi dan LPG subsidi dipastikan tidak berubah demi menjaga daya beli masyarakat.	-
3	Mobil, melemah, klik, soal, harga, suara, daihatsu, buka, kenaikan, rupiah	Rupiah Melemah, Daihatsu Buka Suara Soal Kenaikan Harga Mobil	https://oto.motif.com/pas.com/read/2026/06/11/110912715/rupiah-melemah-daihatsu-buka-suara-soal-kenaikan-harga-mobil	Rupiah Melemah Daihatsu Buka Suara Soal Kenaikan Harga Mobil ~NA Klik untuk baca: https://t.co/GS5aVPFMhY	-
4	Kualitas, layanan, produk, harga, pertamax, kenaikan, setuju, minta, baik	Pertamina Patra Niaga menaikkan harga Pertamax (RON 92) menjadi Rp16.250 per liter dari sebelumnya Rp12.300 per liter, dan Pertamax Green 95 naik menjadi Rp17.000 per liter. 'Kami memastikan pasokan Pertamax dan Pertamax Green tetap aman serta tersedia di jaringan SPBU Pertamina,' ujar Roberth.	https://megapolitan.kompas.com/read/2026/06/10/07430591/daftar-harga-bbm-terbaru-per-10-juni-2026-pertamax-naik-jadi-rp-16250	Setuju dengan kenaikan harga Pertamax YLKI minta kualitas produk dan layanan lebih baik https://t.co/wQ9enDcYTZ	-

Tabel 3.16 menunjukkan dampak dari kenaikan harga pertamax mengakibatkan beberapa temuan dari komentar dan fakta di Masyarakat. Pertama, DPR sebagai sumber permasalahan yang menyetujui program MBG sehingga berdampak kenaikan BBM. Kedua, kenaikan harga pertamax berdampak pada kenaikan harga mobil. Ketiga, Masyarakat semakin resah dengan kenaikan pertamax ini karena berdampak pada kenaikan harga bahan pokok

3.5. Hasil Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Multilayer Perceptron untuk memprediksi kenaikan harga beras

Kenaikan harga pangan menggunakan data kenaikan harga beras yang bersumber dari Bank Indonesia. Sumber acuan dataset kenaikan harga pangan terutama beras menggunakan dataset periode waktu 03 Maret sampai 12 Juni 2026. Kenaikan harga beras pada komoditas pasar tradisional menggunakan data 35 Provinsi di Indonesia. Berikut sampel dataset kenaikan harga beras dari tanggal 9-17 Juni 2026 dan tertuliskan pada Tabel 3.8.

NO	KOMODITAS (kg)	09/06/2026	10/06/2026	11/06/2026	12/06/2026	13/06/2026	14/06/2026	15/06/2026
I	SEMUA PROVINSI	16,050	16,050	16,050	16,050	16,050	16,000	16,100
II	ACEH	15,200	15,250	15,300	15,300	15,300	15,300	15,350
III	SUMATERA UTARA	14,900	14,900	14,900	15,000	15,000	15,300	15,000
IV	SUMATERA BARAT	17,900	17,900	17,900	17,900	17,900	17,900	17,900
V	RIAU	16,450	16,450	16,450	16,450	16,450	16,450	16,450
VI	KEPULAUAN RIAU	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550	15,550

Gambar 3. 1. Sampel dataset kenaikan harga beras dari Bank Indonesia

Pengolahan dataset D4 (Tabel 3.8) menggunakan metode Multilayer perceptron Regressor (MLP Regressor). Dataset berisi 35 record dari periode waktu 3 Maret-12 Juni 2026 sehingga berjumlah 4200 record. Berikut tahapan dalam penerapan MLP Regressor untuk prediksi kenaikan harga beras dari dataset Bank Indonesia. Tahap pertama, membaca dataset dari data Excel. Kedua, melakukan perubahan data harga menjadi numerik, karena ditemukan harga bernilai String. Ketiga, melakukan pembentukan dataset time-series menggunakan 7 hari sebelumnya sebagai fitur. Keempat melakukan pembagian data training dan data testing dengan proporsi 80% training dan 20% testing atau Train-Test Split. Kelima, menggunakan metode Training Neural Network (MLPRegressor) untuk memprediksi harga kenaikan harga beras tanggal 13-16 Juni 2026. Keenam, melakukan evaluasi metode MLP Regressor menggunakan MSE dan RMSE. Ketujuh, melakukan prediksi harga tanggal 13,14,15 Juni 2026 untuk setiap provinsi. Hasil akhir dari prediksi kenaikan harga beras pada rentang waktu 13-15 Juni 2026 dengan data latih 03 Maret-12 Juni 2026 dan dibandingkan dengan harga beras actual atau fakta dilapangan berdasarkan data Bank Indonesia per 15 Juni 2026 dapat dilihat pada Tabel 3.17. Tabel 3.17 berisi perbandingan hasil prediksi dan actual. Evaluasi dari hasil prediksi dan actual menggunakan MSE dan RMSE yang dapat dilihat hasil pengujiannya pada Tabel 3.18.

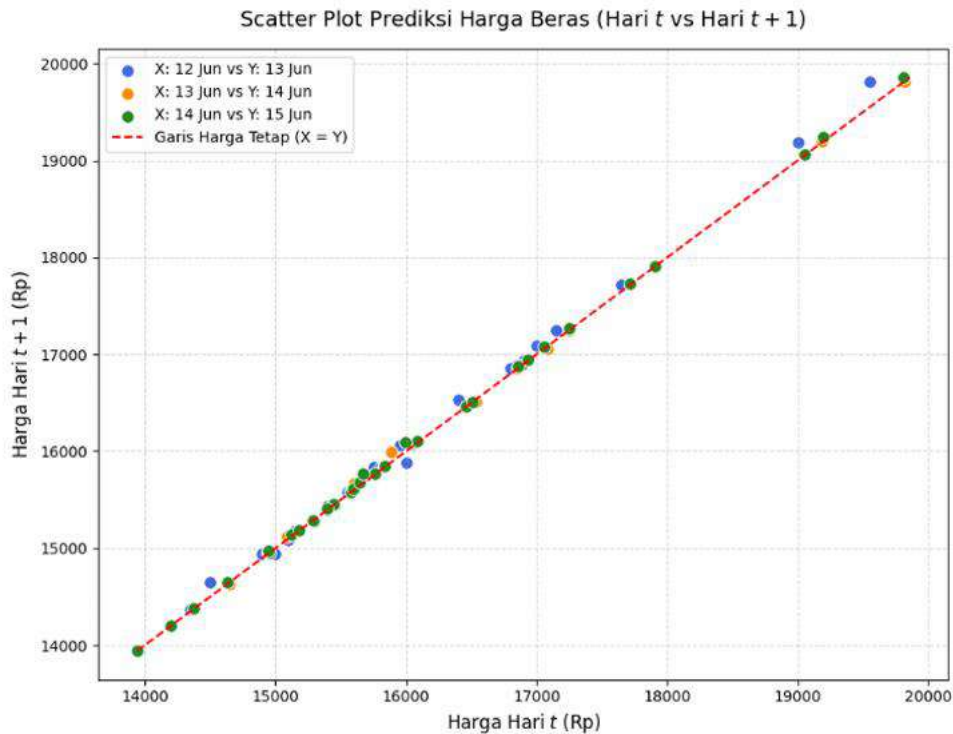
Tabel 3. 17. Prediksi dan Aktual Kenaikan Harga Beras

Provinsi	Prediksi_13_Juni_2026	Prediksi_14_Juni_2026	Prediksi_15_Juni_2026	Harga Aktual dari Bank Indonesia per 15/06/2026
Semua Provinsi	16073.62	16081.22	16098.77	16.050
Aceh	15278.23	15291.39	15289.97	15.300
Sumatera Utara	14938.22	14956.37	14952.93	15.000
Sumatera Barat	17907.86	17908.69	17911.27	17.900
Riau	16459.91	16459.87	16462.39	16.450
Kepulauan Riau	15587.45	15586.56	15594	15.550
Jambi	15577.18	15577.01	15583.8	15.550
Bengkulu	15581.03	15592.75	15611.65	15.550
Sumatera Selatan	16063.85	16087.51	16108.89	15.950
Kepulauan Bangka Belitung	15435.96	15448.32	15456.19	15.400
Lampung	15091.99	15119.52	15139.46	15.100
Banten	15758.2	15757.98	15772.67	15.700
Jawa Barat	15176.4	15176.17	15182.57	15.150
DKI Jakarta	16884.77	16883.88	16890.81	16.850
Jawa Tengah	15439.49	15446.19	15452.68	15.400
DI Yogyakarta	14200.03	14200.03	14200.03	14.200
Jawa Timur	14941.02	14949.14	14972.7	14.950
Bali	15835.22	15834.1	15849.71	15.750
Nusa Tenggara Barat	13944.49	13942.38	13940.95	13.950
Nusa Tenggara Timur	15392.79	15397	15405.86	15.400
Kalimantan Barat	16851.61	16857.17	16875.78	16.800
Kalimantan Selatan	19187.3	19190.79	19236.26	19.000
Kalimantan Tengah	19812.16	19811.34	19854.16	19.550
Kalimantan Timur	16532.51	16513.14	16513.17	16.400
Kalimantan Utara	17085.81	17053.59	17082.56	17.050
Gorontalo	15614.97	15647.74	15678.05	15.600
Sulawesi Selatan	14372.94	14372.75	14376.81	14.350
Sulawesi Tenggara	15831.02	15836.19	15850.2	15.750
Sulawesi Tengah	15886.47	15994.59	16095.75	16.000
Sulawesi Utara	15603.54	15667.6	15771.22	15.600
Sulawesi Barat	14651.59	14628.5	14646.16	14.600
Maluku	16937.02	16936.32	16943.89	16.900
Maluku Utara	17713.49	17712.8	17728.22	17.650
Papua	19054.99	19055.56	19057.32	19.050
Papua Barat	17245.13	17246.63	17270.01	17.050

Tabel 3. 18. Hasil evaluasi menggunakan MSE dan RMSE dari kenaikan harga beras setiap provinsi

Provinsi	MSE	RMSE
Semua Provinsi	0.01804	0.134314
Aceh	0.015514	0.124557
Sumatera Utara	0.017338	0.131672
Sumatera Barat	0.034843	0.186663
Riau	0.070109	0.264781
Kepulauan Riau	0.107182	0.327387
Jambi	0.091886	0.303127
Bengkulu	0.005277	0.072643
Sumatera Selatan	0.020581	0.143462
Kepulauan Bangka Belitung	0.011901	0.109094
Lampung	0.008613	0.092807
Banten	0.02353	0.153394
Jawa Barat	0.053593	0.231501
DKI Jakarta	0.016924	0.130093
Jawa Tengah	0.032108	0.179186
DI Yogyakarta	0.000778	0.027899
Jawa Timur	0.0408	0.201989
Bali	0.025148	0.15858
Nusa Tenggara Barat	0.082649	0.287487
Nusa Tenggara Timur	0.020219	0.142195
Kalimantan Barat	0.015551	0.124703
Kalimantan Selatan	0.0145	0.120415
Kalimantan Tengah	0.011142	0.105557
Kalimantan Timur	0.013966	0.118178
Kalimantan Utara	0.068133	0.261024
Gorontalo	0.008797	0.093794
Sulawesi Selatan	0.073293	0.270726
Sulawesi Tenggara	0.010405	0.102004
Sulawesi Tengah	0.014361	0.119836
Sulawesi Utara	0.013626	0.116731
Sulawesi Barat	0.016173	0.127173
Maluku	0.01107	0.105216
Maluku Utara	0.046917	0.216604
Papua	0.103967	0.32244
Papua Barat	0.007538	0.086821

Hasil pengujian pada Tabel 3.18, menunjukkan nilai evaluasi dari hasil prediksi dan actual secara keseluruhan memiliki selisih yang relative kecil. Hal ini dibuktikan, dengan rata-rata nilai MSE dan RMSE berturut-turut sebesar 0.1626872189580248 dan 0.03218495473537558. Hal ini dapat diartikan, nilai selisih antara hasil prediksi dengan nilai aktual sudah mendekati 0 dengan hasil paling akurat pada MSE. Oleh karena itu dapat disimpulkan, penggunaan dataset dari tgl 3 Maret- 12 Juni dengan total record 4200 record dapat memprediksi dengan akurat harga beras pada H+1 atau hari berikutnya menggunakan metode MLP Regressor. Visualisasi penerapan metode MLP Regressor dapat dilihat pada Gambar 11 dalam bentuk Scattter plot.



Gambar 3. 2. Scatter plot visualisasi prediksi harga beras menggunakan MLPRegressor

Gambar 3.2. menunjukkan, hasil dari penerapan metode MLP Regressor dalam bentuk Scatter plot. Sumbu X harga pada hari t dan sumbu Y adalah harga pada hari $t+1$. Berdasarkan Gambar scatter plot (Gambar 3.2.) menunjukkan visualisasi untuk melihat korelasi atau konsistensi harga beras dari satu hari ke hari berikutnya. Berikut adalah penjabaran maknanya dari Gambar 3.2.tersebut:

1. Komponen Utama Visualisasi
 - a. Sumbu X (Horizontal - Harga Hari t): Mewakili harga beras pada hari saat ini.
 - b. Sumbu Y (Vertikal - Harga Hari $t+1$): Mewakili harga beras pada hari berikutnya.
 - c. Garis lurus dan diagonal Putus-putus Merah (Garis Harga Tetap $X = Y$): Ini adalah garis referensi "sempurna". Jika sebuah titik jatuh tepat di garis ini, artinya harga beras hari ini sama persis dengan harga beras besok (tidak ada kenaikan atau penurunan).
2. Makna Sebaran Titik (Data) Data pada Gambar 3.2. menunjukkan tingkat akurasi atau stabilitas harga yang sangat tinggi. Berikut poin-poin analisisnya:
 - a. **Kedekatan dengan Garis:** Hampir semua titik (biru, oranye, dan hijau) berada sangat dekat atau menempel pada garis merah. Hal ini dapat diartikan fluktuasi harga dari satu hari ke hari berikutnya sangat kecil. Harga cenderung "statis" atau sangat stabil.
 - b. **Trend:** Titik-titik tersebut membentuk pola diagonal yang searah dengan garis $X=Y$. Hal ini dapat bermakna menunjukkan korelasi positif yang sangat kuat: harga hari besok sangat dipengaruhi (dan hampir sama) dengan harga hari ini.
 - c. **Kesimpulan:** model MLP Regressor mampu menunjukkan bahwa perubahan harga beras harian bersifat sangat incremental (perubahannya tipis). Tidak ada lonjakan harga yang ekstrem (titik yang menjauh dari garis) pada rentang waktu tersebut. Grafik di Gambar 3.2. ini menggambarkan stabilitas pasar beras yang tinggi pada periode 12–15 Juni. Harga dari hari ke hari bergerak

sangat konsisten, di mana kenaikan atau penurunan yang terjadi sangat minimal karena posisi titik-titik data hampir selalu berada di sepanjang garis harga tetap.

3.6. Hasil Pengujian BN-Grams untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax

Perhitungan kuantitatif metrik Keyword Precision (KP) dan Keyword Recall (KR) menggunakan formula baku sebagai berikut:

- **Keyword Precision (KP):** Mengukur proporsi kata kunci hasil deteksi (KBT) yang terdapat pada berita Ground Truth (KGT). Formula: $KP = (|Irisan| / |KBT|) \times 100\%$. $|Irisan|$ adalah jumlah keyword yang beririsan atau sama antara keyword dari berita acuan dengan keyword dari hasil trending topic.
- **Keyword Recall (KR):** Mengukur proporsi kata kunci berita Ground Truth (KGT) yang berhasil ditangkap oleh sistem (KBT). Formula: $KR = (|Irisan| / |KGT|) \times 100\%$
- **Topic Recall (TR):** Mengukur persentase topik relevan. Seluruh sampel topik pada ketiga dataset bernilai $TR = 100\%$ karena tervalidasi relevan dengan berita Ground Truth.

Tabel 3. 19. Pengujian BN-Grams Dataset D1 (Kenaikan Harga Pertamax).

No. Topik	Hasil Trending Topic (KBT)	KBT	KGT	Kata Kunci Irisan ($KGT \cap KBT$)	Irisan	Topic Recall (TR)	Keyword Precision (KP)	Keyword Recall (KR)
1	jalan, perintah, trias, sumber, program, eksekutif, apbn, uu, tuju, masalah, mbg, naik, dpr, politika, bbm, sinergi	16	16	Jalan, perintah, sumber, tuju, masalah, bbm, naik, dpr	8	100%	50,00%	50,00%
4	harga, minyak, naik	3	9	harga, minyak, naik	3	100%	100,00%	33,33%
11	aksi, bangkrut, indonesia	3	10	aksi, bangkrut, indonesia	3	100%	100,00%	30,00%
12	resah, juni, dampak, reda, naik, khawatir, pertamax, bbm, komitmen, publik, harap, Pertamina, harga, jenis	14	15	juni, naik, pertamax, bbm, komitmen, Pertamina, harga, jenis	8	100%	57,14%	53,33%
Rata-rata (Macro)	4 Topik Evaluasi	36 (Total)	50 (Total)	Total Irisan: 22	22	100,00%	76,79%	41,67%

Tabel 3. 20. Pengujian BN-Grams pada Dataset D2 (Rantai Pasok Bahan Pokok)

No. Topik	Hasil Trending Topic (KBT)	KBT	KGT	Kata Kunci Irisan (KGT $\cap$ KBT)	Irisan	Topic Recall (TR)	Keyword Precision (KP)	Keyword Recall (KR)
1	cipta, lokal, pasok, mitra, program, umkm, rantai	7	10	cipta, lokal, pasok, program, umkm, rantai	6	100%	85,71%	60,00%
3	cipta, ekosistem, pasok, daerah, rantai	5	10	cipta, pasok, daerah, rantai	4	100%	80,00%	40,00%
4	gerak, ekonomi, daerah	3	10	gerak, ekonomi, daerah	3	100%	100,00%	30,00%
24	libat, tenaga, kerja, umkm	4	10	libat, tenaga, kerja, umkm	4	100%	100,00%	40,00%
27	lokal, usaha	2	10	lokal	1	100%	50,00%	10,00%
Rata-rata (Macro)	5 Topik Evaluasi	21 (Total)	50 (Total)	Total Irisan: 18	18	100,00%	83,14%	36,00%

Tabel 3. 21. Pengujian BN-Grams pada Dataset D3 (Kelangkaan BBM / Perceived Scarcity)

No. Topik	Hasil Trending Topic (KBT)	KBT	KGT	Kata Kunci Irisan (KGT $\cap$ KBT)	Irisan	Topic Recall (TR)	Keyword Precision (KP)	Keyword Recall (KR)
1	bensin, isi, oplos, pertalite	4	14	pertalite	1	100%	25,00%	7,14%
3	mahal, motor, pertamax, harga, kendaraan, bensin	6	14	pertamax, harga, kendaraan	3	100%	50,00%	21,43%
6	pertamax, mahal	2	12	pertamax	1	100%	50,00%	8,33%
29	pertalite, habis	2	12	pertalite, habis	2	100%	100,00%	16,67%
Rata-rata (Macro)	4 Topik Evaluasi	14 (Total)	52 (Total)	Total Irisan: 7	7	100,00%	56,25%	13,39%

Tabel 3. 22. Perbandingan Pengujian Metode BN-Grams Kinerja Dataset D1-D3

Dataset	Domain Isu	Jumlah Topik	Macro Topic Recall (TR)	Macro Keyword Precision (KP)	Macro Keyword Recall (KR)
Dataset D1	Kenaikan	4 Topik	100,00%	76,79%	41,67%

	Harga Pertamax (Tabel 3.12)				
Dataset D2	Rantai Pasok Bahan Pokok (Tabel 3.10)	5 Topik	100,00%	83,14%	36,00%
Dataset D3	Kelangkaan BBM / Scarcity (Tabel 3.11)	4 Topik	100,00%	56,25%	13,39%
Rata-rata Keseluruhan	3 Dataset Pengujian	13 Topik Total	100,00%	72,06%	30,35%

Tabel 3.22 menunjukkan perbandingan pengujian metode BN-Grams pada dataset D1-D3. Secara keseluruhan metode BN-Grams memiliki nilai topic recall 100%. Hal ini dapat diartikan keseluruhan trending topic dari Twitter di temukan pada berita kompas.com maupun berita lain relevan. Rata-rata keyword precision 72,06%, hal ini menunjukan mayoritas keyword antara hasil trending topic dan berita acuan dibandingkan keyword dari trending topic memiliki banyak kemiripan. Namun, hasil dari keyword recall cukup kecil. Hal ini berarti kemiripan keyword trending topic dan berita acuan cukup kecil dibandingkan dengan keyword dari berita acuan. Hal ini dikarenakan jumlah keyword dari berita acuan lebih banyak dibandingkan dari hasil trending topic.

3.7. Hasil Pengujian Doc-p untuk Deteksi Trending Topic terkait isu Kelangkaan BBM, Rantai Pasok Makanan Pokok dan Kenaikan Pertamax

Perhitungan kuantitatif metrik Keyword Precision (KP) dan Keyword Recall (KR) menggunakan formula baku sebagai berikut:

- **Keyword Precision (KP):** Mengukur proporsi kata kunci hasil deteksi (KBT) yang terdapat pada berita Ground Truth (KGT). Formula: $KP = (|Irisan| / |KBT|) \times 100\%$. $|Irisan|$ adalah jumlah keyword yang beririsan antara hasil trending topic dengan keyword dari berita terverifikasi.
- **Keyword Recall (KR):** Mengukur proporsi kata kunci berita Ground Truth (KGT) yang berhasil ditangkap oleh sistem (KBT). Formula: $KR = (|Irisan| / |KGT|) \times 100\%$
- **Topic Recall (TR):** Mengukur persentase topik relevan. Seluruh sampel topik pada ketiga dataset bernilai TR = 100% karena tervalidasi relevan dengan berita Ground Truth.

Tabel 3. 23. Pengujian Doc-p pada Dataset D1 (Kenaikan Harga Pertamax).

No. Topik	Hasil Trending Topic (KBT)	KBT	KGT	Kata Kunci Irisan ($KGT \cap$ KBT)	Irisan	Topic Recall (TR)	Keyword Precision (KP)	Keyword Recall (KR)
1	Menyetujui, sinergi, eksekutif, mbg, trias, apbn, dpr, politika, kenaikan,	10	12	Menyetujui, dpr, mbg	3	100%	30,00%	25,00%

	permasalahan							
2	Pertamina, nonsubsidi, dampak, 2026, meredakan, keresahan, pertamax, kenaikan, komitmen	9	8	pertamina, pertamax, 2026	3	100%	33,33%	37,50%
3	Mobil, melemah, klik, soal, harga, suara, daihatsu, buka, kenaikan, rupiah	10	9	rupiah, melemah, daihatsu, buka, suara, soal, kenaikan, harga, mobil	9	100%	90,00%	100,00%
4	Kualitas, layanan, produk, harga, pertamax, kenaikan, setuju, minta, baik	9	11	pertamax, harga, kenaikan	3	100%	33,33%	27,27%
Rata-rata (Macro)	4 Topik Evaluasi	38 (Total)	40 (Total)	Total Irisan: 18	18	100,00%	46,67%	47,44%

Tabel 3. 24. Pengujian Metode Doc-p pada Dataset D2 (Rantai Pasok Bahan Pokok)

No. Topik	Hasil Trending Topic (KBT)	KBT	KGT	Kata Kunci Irisan ($KGT \cap KBT$)	Irisan	Topic Recall (TR)	Keyword Precision (KP)	Keyword Recall (KR)
1	Konflik, subianto, terap, prancis, kait, prabowo, macron, republik, palestina, israel, temu	11	8	prabowo, marcon, palestina, israel	4	100%	36,36%	50,00%
2	Mbg, cipta, ekosistem, pasok, daerah, rantai	6	10	mbg, pasok, daerah, rantai	4	100%	66,67%	40,00%
3	memori, korsel, pasok, china, kembang, rivalitas, industri, chip, inti, rantai	10	9	korsel, china, chip	3	100%	30,00%	33,33%
4	gizi, mbg, cipta, ekosistem, dampak, pasok, kontribusi, ekonomi, rantai, masyarakat	10	10	mbg, dampak	2	100%	20,00%	20,00%
5	pakan, ternak, transaksi, impor, kedelai, jagung, dolar, chainnya, produksi, bedah, rantai	11	8	pakan, ternak, impor	3	100%	27,27%	37,50%
Rata-rata (Macro)	5 Topik Evaluasi	48 (Total)	45 (Total)	Total Irisan: 16	16	100,00%	36,06%	36,17%

Tabel 3. 25. Pengujian Metode Doc-p pada Dataset D3 (Kelangkaan BBM / Perceived Scarcity)

No. Topik	Hasil Trending Topic (KBT)	KBT	KGT	Kata Kunci Irisan ($KGT \cap KBT$)	Irisan	Topic Recall (TR)	Keyword Precision (KP)	Keyword Recall (KR)
1	bensin, sen	2	12	(tidak ada irisan)	0	100%	0.00%	0.00%
2	bensin, awett, ibox, fullset, sinyal, bh, kendala, wts, permanen, blokir	10	11	(tidak ada irisan)	0	100%	0.00%	0.00%
3	langka, subsidi, utara, luas, bayang, industri, sumatera, kawasan, ntt, energi	10	10	langka, luas, kawasan, industri	4	100%	40.00%	40.00%
4	bensin, mbg, temenku, biaya, beras, seru, jatah, cerai, kontra, token	10	13	(tidak ada irisan)	0	100%	0.00%	0.00%
Rata-rata (Macro)	4 Topik Evaluasi	32 (Total)	46 (Total)	Total Irisan: 4	4	100%	40.00%	40.00%

Tabel 3. 26. Perbandingan pengujian metode Doc-p pada Kinerja Seluruh Dataset (D1-D3)

Dataset	Domain Isu	Jumlah Topik	Macro Topic Recall (TR)	Macro Keyword Precision (KP)	Macro Keyword Recall (KR)
Dataset D1	Kenaikan Harga Pertamina	4 Topik	100%	46.67%	47.44%
Dataset D2	Rantai Pasok Bahan Pokok	5 Topik	100%	36.06%	36.17%
Dataset D3	Kelangkaan BBM / Scarcity	4 Topik	100%	40.00%	40.00%
Rata-rata Keseluruhan	3 Dataset Pengujian	13 Topik Total	100%	40.91%	41.20%

Tabel 3.26 menunjukkan perbandingan pengujian metode Doc-p pada dataset D1-D3. Secara keseluruhan metode Doc-p memiliki nilai topic recall 100% yang hampir sama dengan BN-Grams. Hal ini dapat diartikan keseluruhan trending topic dari Twitter di temukan pada berita kompas.com maupun berita lain relevan. Rata-rata keyword precision 40,91%, hal ini menunjukan minoritas atau sebagian kecil keyword antara hasil trending topic dan berita acuan dibandingkan keyword dari trending topic memiliki sedikit kemiripan. Selanjutnya, hasil dari keyword recall cukup kecil sebesar 41,20%. Hal ini berarti kemiripan keyword trending topic dan berita acuan cukup kecil dibandingkan dengan keyword dari

berita acuan. Hal ini dikarenakan jumlah keyword dari berita acuan lebih banyak dibandingkan dari hasil trending topic

Secara keseluruhan hasil deteksi trending topic menggunakan metode BN-Grams dan Doc-p menunjukkan tingkat kelangkaan BBM, permasalahan rantai pasok dan kenaikan harga Pertamina. Oleh karena itu, penerapan metode LDA tidak diterapkan karena sudah terwakili dari 2 metode tersebut.

BAB IV

KESIMPULAN DAN SARAN

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil identifikasi permasalahan dan analisis kondisi eksisting, dapat disimpulkan bahwa perubahan iklim memberikan dampak yang signifikan terhadap ketahanan pangan nasional melalui gangguan pada produksi pertanian, distribusi dan rantai pasok, serta meningkatnya volatilitas harga pangan. Selain itu, sistem pemantauan ketahanan pangan yang saat ini masih didominasi oleh data statistik periodik memiliki keterbatasan dalam mendeteksi perubahan kondisi secara cepat dan belum mampu mengakomodasi persepsi masyarakat sebagai indikator awal potensi krisis pangan.

Sebagai solusi atas permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing yang mengintegrasikan data media sosial dengan data statistik resmi. Pendekatan Social Sensing memungkinkan pemanfaatan jejak digital masyarakat sebagai sumber informasi real-time untuk mendeteksi isu-isu ketahanan pangan, menganalisis sentimen masyarakat, mengidentifikasi indikator *perceived scarcity*, serta mendukung prediksi volatilitas harga pangan.

Pada tahap penelitian ini telah dirumuskan kerangka konseptual sistem, identifikasi sumber data, serta metode analisis yang akan digunakan, meliputi BN-Grams dan Doc-P untuk deteksi trending topic, sekaligus pemodelan topik dan pembentukan indikator *perceived scarcity*, serta Neural Network untuk prediksi volatilitas harga pangan. Hasil penelitian ini diharapkan menjadi dasar dalam pengembangan sistem peringatan dini yang mampu mendukung pengambilan keputusan secara lebih cepat, adaptif, dan berbasis data. Secara keseluruhan hasil pengujian sebagai berikut:

1. Hasil pengujian metode BN-Grams menunjukkan hasil topic recall, keyword precision dan keyword recall lebih tinggi dibandingkan Doc-p. Hasil topic recall, keyword precision, keyword recall metode BN-Grams berturut-turut 100%, 72,06%, dan 30,35%.
2. Hasil pengujian metode Doc-p menunjukkan hasil topic recall, keyword precision dan keyword recall berturut-turut 100%; 40,91% dan 41,20%;
3. Secara keseluruhan penerapan metode BN-Grams dan Doc-p menunjukkan keberhasilan dalam mendeteksi topik yang terjadi dimasyarakat terkait kelangkaan bbm diberbagai tempat, hambatan rantai pasok dan kenaikan pertamax berdampak pada komentar ketidaksetujuan dan keprihatinan dari masyarakat.

4.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dicapai, beberapa hal yang perlu dilakukan pada tahapan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Memperluas sumber data *social sensing* dengan mengintegrasikan berbagai platform digital seperti Twitter/X, Instagram, YouTube, portal berita daring, dan Google Trends agar representasi kondisi sosial menjadi lebih komprehensif.
2. Mengintegrasikan data statistik resmi dari Badan Pusat Statistik (BPS), Badan Pangan Nasional, BMKG, dan Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS) untuk meningkatkan akurasi analisis dan prediksi.
3. Melakukan evaluasi dan validasi terhadap metode BN-Grams, Doc-P, LDA, dan Neural Network menggunakan data historis maupun data aktual sehingga diperoleh

model dengan tingkat akurasi yang optimal.

4. Mengembangkan dashboard sistem peringatan dini yang mampu menyajikan informasi secara real-time, termasuk visualisasi tren isu, analisis sentimen, indikator *perceived scarcity*, prediksi harga pangan, serta notifikasi dini terhadap potensi gangguan rantai pasok.
5. Melakukan uji implementasi sistem pada skala yang lebih luas dengan melibatkan pemerintah daerah maupun instansi terkait untuk mengevaluasi efektivitas sistem dalam mendukung pengambilan keputusan di bidang ketahanan pangan.

DAFTAR PUSTAKA

1. Sahar R, Munawaroh M, Iqbal J. Climate change adaptation in agriculture food supply chains: a bibliometric and content analysis. *Discov Sustain*. 2025;6(1396):1–34.
2. Akpa AF. The effects of climate extreme events on selected food crop yields in Sub-Saharan Africa. *Heliyon*. 2024;10(9):1–10.
3. Arunima Malik, Li M, Lenzen M, Fry J, Liyanapathirana N, Beyer K, et al. Impacts of climate change and extreme weather on food supply chains cascade across sectors and regions in Australia. *Nat Food*. 2022;3:631–43.
4. Muflikh YN, Smith C, Brown C, Kusnadi N, Kiloos AM, Aziz AA. Integrating system dynamics to value chain analysis to address price volatility in the Indonesian chilli value chain. *Food Policy*. 2024;128.
5. Manikas, I., Ali BM&, Sundarakani B. A systematic literature review of indicators measuring food security. *Agric Food Secur*. 2023;12(10).
6. Lucia JGP de, López-Ballesteros A, Fernández-Pedauyé J, Senent-Aparicio J, José M. Cecilia. Harnessing social sensing for real-time flood event reconstruction: A digital autopsy of the 2024 Valencia DANA. *Int J Disaster Risk Reduct*. 2026;132:1–20.
7. Indra, Setiawati S, Vaddhana S, Septiarini A. Comparison Of Naive Bayes And Support Vector Machine For Detecting Hoax In Indonesian Tweet Case Study Of Tweet Covid-19. 2022 9th Int Conf Electr Eng Comput Sci Informatics. 2022;61–6.
8. Widarso MR, Djameluddin S. Analisis Harga Pangan Pokok Terhadap Ketahanan Pangan di indonesia. *SEPA J Sos Ekon Pertan dan Agribisnis [Internet]*. 2024;21(2):256–72. Available from: <https://jurnal.uns.ac.id/sepa/article/view/83821/pdf>
9. Loris Belcastro, Marozzo F, Talia D, Trunfio P, Branda F, Palpanas T, et al. Using social media for sub-event detection during disasters. *J Big Data*. 2021;8(79):1–22.
10. Martín Corral D, Herranz MG, Cebrian M, Moro E. Social media sensors as early signals of influenza outbreaks at scale. *EPJ data Sci A Springer Open J*. 2024;13(43):1–16.
11. Prasetyo Ariwibowo, Indra I. Deteksi Trending Topik Terkait Covid-19 Pada Tweet Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Maximum Capturing. *SENAMIKA Pros Semin Nas Mhs Bid Ilmu Komput dan Apl*. 2021;2(2):289–99.
12. Indra I, Aliza N. Detecting Disaster Trending Topics on Indonesian Tweets Using BNgram. *MatrikJurnal Manajemen, Tek Inform dan Rekayasa Komput*. 2023;23(1):201–14.
13. Lebovitz, S., & Lifshitz-Assaf H. Is AI ground truth really true? The dangers of training and evaluating AI tools based on experts' know-what. *MIS Q Manag Inf Syst*. 2021;45(3):1501–1525.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Realisasi Penggunaan Anggaran

Jenis Pembelajaran	Komponen	Item	Kuantitas	Biaya Satuan	Total
Belanja Bahan	Bahan penelitian (habis pakai)	Materai	8	15.000	120.000
Belanja Bahan	Bahan penelitian (habis pakai)	ATK	1	80.000	80.000
Pengumpulan Data	Honor pembantu peneliti	Pengumpulan data media sosial (Twitter/X, IG), data harga pangan, preprocessing awal (2 bulan × 10 hari × 3 jam × 25.000)	60	25.000	1.500.000
Pengumpulan Data	FGD	Diskusi dengan pakar (ketahanan pangan / distribusi / ekonomi pangan)	3	300.000	600.000
Pengumpulan Data	Transport	Transport koordinasi dengan instansi (Dinas Pangan/BPS/dll)	2	150.000	300.000
Pengumpulan Data	Konsumsi	Konsumsi rapat & FGD (3 pertemuan x 300.000)	3	300.000	900.000
Analisis Data	Honor pengolah data	Pengembangan modul: sentiment analysis, topic detection, trend analysis, integrasi data	4	1.500.000	6.000.000
Analisis Data	Honor narasumber	Pakar ketahanan pangan / ekonomi pangan	1	400.000	400.000
Pengembangan Sistem	Pengembangan Dashboard	Pembuatan sistem monitoring & early warning	1	1.800.000	1.800.000
Pelaporan	Honor administrasi	Penyusunan	1	300.000	300.000

penelitian	peneliti	laporan akhir			
Lainnya	Biaya pendaftaran HKI	Pendaftaran HKI sistem/aplikasi	1	200.000	200.000
	Publikasi Ilmiah	Publikasi jurnal SINTA + proofreading + translate	1	2.800.000	2.800.000
Total					15.000.000

Lampiran 2 Surat Perjanjian Kontrak Penelitian

	UNIVERSITAS BUDI LUHUR Kampus Pusat : Jl. Raya Ciledug - Petukangan Utara - Jakarta Selatan 12260 Telp : 021-5853753 (hunting), Fax : 021-5853489, http://www.budiluhur.ac.id	FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS EKONOMI DAN BISNIS FAKULTAS ILMU SOSIAL DAN STUDI GLOBAL FAKULTAS TEKNIK FAKULTAS KOMUNIKASI DAN DESAIN KREATIF
---	---	---

SURAT PERJANJIAN KONTRAK PENELITIAN
Nomor A/UBL/DRPM/000/045/04/26

Pada hari ini, Selasa 28 April 2026 Semester Genap Tahun Ajaran 2025/2026, kami yang bertandatangan di bawah ini:

1. **Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A.**, selaku Direktur Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Budi Luhur, selanjutnya disebut **PIHAK PERTAMA**.
2. **Dr. Indra, S.Kom., M.T.I.**, selaku Peneliti selanjutnya disebut **PIHAK KEDUA**.

Kedua belah pihak menyatakan bersepakat untuk membuat perjanjian kontrak penelitian sebagai berikut:

Pasal 1
Judul Penelitian

PIHAK PERTAMA dalam jabatannya tersebut di atas, memberikan tugas kepada PIHAK KEDUA untuk melaksanakan penelitian yang berjudul: **Pengembangan Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing untuk Mendeteksi Volatilitas Harga dan Gangguan Rantai Pasok Akibat Perubahan Iklim di Indonesia Skema Penelitian Utama**

Pasal 2
Personalia Penelitian

Peneliti Utama : Dr. Indra, S.Kom., M.T.I.
Anggota Peneliti : Reva Ragam Santika, S.Kom., M.M., M.Kom.

Pasal 3
Waktu dan Biaya Penelitian

1. Waktu penelitian adalah 6 bulan, terhitung sejak tanggal 02 Maret 2026 sampai dengan 02 September 2026.
2. Biaya pelaksanaan penelitian ini dibebankan pada Yayasan Pendidikan Budi Luhur Cakti Tahun 2026 dengan nilai kontrak sebesar Rp 15,000,000.00 (lima belas juta rupiah)

Pasal 4
Cara Pembayaran

Pembayaran biaya penelitian diberikan secara bertahap, sebagai berikut:

1. Tahap pertama sebesar 50% dari nilai kontrak, setelah surat perjanjian kontrak penelitian ini ditandatangani oleh kedua belah pihak.
2. Tahap kedua sebesar 50% dari nilai kontrak, setelah PIHAK KEDUA menyerahkan Laporan Hasil Penelitian kepada PIHAK PERTAMA.

Pasal 5
Keaslian Penelitian dan Ketidakterikatan dengan Pihak Lain

1. PIHAK KEDUA bertanggungjawab atas keaslian judul penelitian sebagaimana disebutkan dalam Pasal 1 Surat Perjanjian Kontrak Penelitian ini (bukan duplikat/jiplakan/plagiat) dari penelitian orang lain.
2. PIHAK KEDUA menjamin bahwa judul penelitian tersebut bebas dari ikatan dengan pihak lain atau tidak sedang didanai oleh pihak lain.

KAMPUS ROXY : Pusat Niaga Roxy Mas Blok E.2 No. 38-39 Telp : 021 -6328709 - 6328710, Fax : 021 -6322872
KAMPUS SALEMBA : Sentra Salemba Mas Blok S-T, Telp : 021 -3928688 - 3928689 , Fax : 021 -3161636



3. PIHAK KEDUA menjamin bahwa judul penelitian tersebut bukan merupakan penelitian yang SEDANG ATAU SUDAH selesai dikerjakan, baik didanai oleh pihak lain maupun oleh sendiri.
4. PIHAK PERTAMA tidak bertanggungjawab terhadap tindakan plagiat yang dilakukan oleh PIHAK KEDUA.
5. Apabila dikemudian hari diketahui ketidakbenaran pernyataan ini, maka kontrak penelitian DINYATAKAN BATAL, dan PIHAK KEDUA wajib mengembalikan dana yang telah diterima kepada Yayasan Pendidikan Budi Luhur Cakti sebagai pemberi dana.

**Pasal 6
Monitoring Penelitian**

1. PIHAK PERTAMA berhak untuk:
 - a. Melakukan pengawasan administrasi, monitoring, dan evaluasi terhadap pelaksanaan penelitian.
 - b. Memberikan sanksi jika dalam pelaksanaan penelitian terjadi pelanggaran terhadap isi perjanjian oleh peneliti.
 - c. Bentuk sanksi disesuaikan dengan tingkat pelanggaran yang dilakukan.
2. Pemantauan kemajuan penelitian dikoordinasikan oleh PIHAK PERTAMA.
3. Pelaksanaan kemajuan penelitian dilaksanakan pada tanggal 13 Juni 2026.
4. Format Laporan Kemajuan dan teknis pelaksanaannya diatur oleh PIHAK PERTAMA.

**Pasal 7
Laporan Akhir Penelitian**

PIHAK KEDUA wajib menyerahkan laporan akhir dalam bentuk softcopy, paling lambat tanggal 31 Juli 2026.

**Pasal 8
Sanksi**

Segala kelalaian baik disengaja maupun tidak, sehingga menyebabkan keterlambatan menyerahkan laporan hasil penelitian dengan batas waktu yang telah ditentukan akan mendapatkan sanksi sebagai berikut:

1. Tidak diperbolehkan mengajukan usulan penelitian pada semester berikutnya bagi ketua dan anggota peneliti.
2. PIHAK KEDUA diberikan kesempatan perpanjangan waktu penelitian selama 2 (dua) minggu sampai dengan tanggal 14 Agustus 2026.
3. Jika setelah masa perpanjangan tersebut PIHAK KEDUA tidak dapat menyelesaikan penelitiannya, PIHAK KEDUA diwajibkan mengembalikan dana yang sudah diterima kepada Yayasan Pendidikan Budi Luhur Cakti dengan cara mengembalikan tunai kepada PIHAK PERTAMA.



**UNIVERSITAS
BUDI LUHUR**

Kampus Pusat : Jl. Raya Ciledug - Petukangan Utara - Jakarta Selatan 12260
Telp : 021-5853753 (hunting), Fax : 021-5853489, <http://www.budiluhur.ac.id>

FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS EKONOMI DAN BISNIS
FAKULTAS ILMU SOSIAL DAN STUDI GLOBAL
FAKULTAS TEKNIK
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN DESAIN KREATIF

**Pasal 9
Penutup**

Perjanjian ini berlaku sejak ditandatangani dan disetujui oleh PIHAK PERTAMA dan PIHAK KEDUA.

PIHAK PERTAMA



Prof. Dr. Ir. Prudensius Maring, M.A.
NIP. 190043

Jakarta, 28 April 2026

PIHAK KEDUA

Dr. Indra, S.Kom., M.T.I.
NIP. 080062

**UNIVERSITAS
BUDI LUHUR**

Lampiran 3 Catatan Harian



UNIVERSITAS BUDI LUHUR
DIREKTORAT RISET DAN PENGABDIAN MASYARAKAT

CATATAN HARIAN KEGIATAN PENELITIAN

TANGGAL	KEGIATAN	DURASI (JAM)	PIC
20/05/2026 – 29/05/2026	Menyusun Proposal Penelitian: Studi literatur mengenai dampak iklim terhadap pangan, <i>social sensing</i> , dan definisi operasional sistem peringatan dini.	6 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom
30/05/2026	Submit Proposal Penelitian.	2 Jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom
15/06/2026	Crawling & Collecting Data: Pengambilan data media sosial (Twitter/Instagram/dll) terkait kelangkaan pangan/harga, serta data pendukung iklim (BMKG). <i>Preprocessing data</i> teks.	2 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I
18/06/2026	Implementasi Algoritma Deteksi Masalah: Penerapan metode teks mining (misal: analisis sentimen atau topik modeling) untuk mendeteksi percakapan publik mengenai volatilitas harga.	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I
18/06/2026	Analisis Rantai Pasok: Mengidentifikasi hubungan antara anomali cuaca (data iklim) dengan pola percakapan mengenai gangguan distribusi pangan di media sosial.	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I
20/06/2026	Membuat Laporan Kemajuan.	6 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I

			Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom
30/07/2026	Integrasi & Pemodelan EWS: Uji coba model integrasi data <i>social sensing</i> dan data iklim untuk membentuk logika <i>Early Warning System</i> (Sistem Peringatan Dini).	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I
05/08/2026	Evaluasi Model: Validasi hasil deteksi sistem terhadap data historis volatilitas harga pangan yang riil terjadi di Indonesia.	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I
07/08/2026	Membuat draft Laporan Akhir dan revisi program/prototipe sistem.	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom
07/08/2026	Membuat Draft Pengajuan HKI (Hak Cipta Program) dan Draft publikasi SINTA (hasil penelitian).	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom
11/8/2026	Submit Laporan Akhir Penelitian.	4 jam	Dr. Indra, S.Kom, M.T.I Reva Ragam Santika, M.M., M.Kom

Lampiran 4 Artikel Ilmiah (draft)

Matrik: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika, dan Rekayasa Komputer
Vol. xx, No. x, Bulan Tahun, pp. xx~xx
ISSN: 2476-9843, [accredited by Kemenristekdikti, Decree No: 200/M/KPT/2020](#)
DOI: 10.30812/matrik.v24i1.xxxxx

□ x

DEVELOPMENT OF A SOCIAL SENSING-BASED EARLY WARNING SYSTEM FOR FOOD SECURITY TO DETECT PRICE VOLATILITY AND SUPPLY CHAIN DISRUPTIONS CAUSED BY CLIMATE CHANGE IN INDONESIA

Indra¹, Reva Ragam Santika¹

Universitas Budi Luhur, Jakarta, Country (9 pt)
Second Affiliation, City, country (9 pt)

Article Info

Article history:

Received mm dd, yyyy

Revised mm dd, yyyy

Accepted mm dd, yyyy

Keywords:

Food Security;

Supply Chain;

Volatility;

Trending topic;

BN-Grams.

ABSTRACT (10 PT)

Climate change and global geopolitical dynamics have significantly affected the stability of food supply chains and food price volatility in Indonesia. Existing food security monitoring systems are still primarily based on conventional, historical indicators, making them unable to detect emerging crises in a timely and responsive manner. This study aims to develop a social sensing-based food security early warning system that integrates unstructured data from social media (Twitter/X) with conventional data from Statistics Indonesia (BPS) and the Ministry of Trade (Kemendag). Three main methods are employed: (1) BN-Grams and Doc-p for trending topic detection as early signals of supply chain disruptions; (2) Latent Dirichlet Allocation (LDA) to identify public perceptions of food scarcity (*perceived scarcity*); and (3) Artificial Neural Networks (ANN) to predict food price volatility in real time. System performance is evaluated using topic recall, keyword precision, and keyword recall for trending topic detection, as well as Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) for price prediction. The research output is a real-time food security monitoring dashboard that can serve as a decision-support tool for relevant stakeholders.

Copyright ©2025 The Authors.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Corresponding Author:

Name of Corresponding Author, Hp,

Faculty and Study program,

Affiliation, City, Country,

Email: corresp-author.

How to Cite:

This is an open access article under the CC BY-SA license (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

Journal homepage: <https://journal.universitasbumigora.ac.id/index.php/matrik>

1 INTRODUCTION (10 PT)

Climate change has become a structural factor that increases the vulnerability of food systems to disruptions in production and supply chains. Changes in climate patterns and the increasing occurrence of extreme weather events can affect agricultural production and subsequently generate impacts on food distribution and availability [1], [2]. These impacts do not remain at the production level but can cascade through food supply chains and affect multiple sectors and regions [3]. In Indonesia, disruptions in food value chains are also associated with changes and volatility in food commodity prices, which can affect food access and economic stability [4]. These conditions indicate that food security should be viewed as a system that depends not only on production but also on the stability of food distribution, availability, and prices.

Food security monitoring generally relies on conventional indicators, including food availability, production, consumption, stocks, and prices. A systematic review of food security indicators shows that food security assessment still relies heavily on indicators representing specific dimensions of the food system [5]. In Indonesia, food price data are also an important component in analyzing food security conditions [6]. Although these data are essential for describing food conditions at the macro level, most official indicators are obtained through periodic statistical data collection mechanisms. Consequently, rapidly emerging changes within society may not be immediately reflected in conventional indicators.

The development of digital technologies has generated new data sources that can complement conventional statistical data. Social media and other digital platforms produce large volumes of unstructured data that reflect public activities, perceptions, and responses to various events. In the context of monitoring social phenomena, these data can be utilized as a source of social sensing, which refers to the use of digital traces generated by society to obtain information about social conditions in a more timely manner [7]. Previous studies have demonstrated that social media data can be used to detect events or changes at an early stage, including supporting sub-event detection during disasters [7] and identifying early signals of disease outbreaks [8]. Real-time social sensing has also demonstrated potential for reconstructing event dynamics based on information generated by the public [9].

In the context of food security, this approach provides an opportunity to capture social signals that may not yet be reflected in official statistics. Increasing discussions concerning food scarcity, price increases, distribution disruptions, or crop failures may serve as early indications of changes in food conditions. In addition to indicating emerging issues, digital data can represent public perceptions of food availability. This aspect is important because public responses to information about scarcity or price increases may develop more rapidly than changes in statistical indicators. Therefore, the social and informational dimensions contained in digital data can serve as complementary information for strengthening food security monitoring.

One technique that can be used to capture emerging changes in social media data is trending topic detection. Aiello et al. demonstrated that Twitter data can be used to sense emerging topics [10]. For Indonesian-language Twitter data, Indra et al. developed BN-Grams and Doc-p for detecting trending topics [11]. BN-Grams has also been applied to detect disaster-related topics in Indonesian tweets [12]. Other studies have demonstrated that Twitter message analysis can be used to detect events and emerging topics through clustering approaches [13], while link-anomaly detection can be used to identify emerging topics in social streams [14]. Topic evolution in digital data can also be analyzed using change-point detection approaches to identify temporal changes in data patterns [15].

Although these studies demonstrate the potential of digital data for detecting rapidly emerging phenomena, their application to the development of food security early warning systems in Indonesia remains open for further investigation. Food security studies generally rely on statistical and economic indicators, whereas social sensing has been more widely applied to disasters, epidemics, and other social phenomena [7], [9]. Consequently, a research gap remains in integrating signals derived from digital public interactions with food price and supply chain indicators within a unified food security monitoring framework. Furthermore, an approach that simultaneously combines emerging issue detection, identification of perceived food scarcity, and food price volatility prediction within a single early warning system has not been explicitly demonstrated in the references considered in this study.

To address this gap, this study proposes a Social Sensing-based Food Security Early Warning System that integrates unstructured social media data with conventional food-related data. Social sensing data are used to capture early signals from emerging food-related issues among the public, while statistical data provide complementary information regarding food prices and food security conditions. The analytical framework employs BN-Grams and Doc-p to detect trending topics as potential early signals of supply chain disruptions, Latent Dirichlet Allocation (LDA) to identify topics associated with perceived food scarcity, and Artificial Neural Networks (ANNs) to predict food price volatility.

The novelty of this study lies in the integration of social sensing with conventional food indicators within a unified food security early warning framework. Unlike approaches that rely solely on statistical data or exclusively analyze social media data, this study connects three information dimensions: social signals generated by the public, perceptions of food scarcity, and food price dynamics to generate early warning information. This integration is designed to enable the system not only to describe food conditions that have already occurred but also to capture emerging signals within society and relate them to food price dynamics. The research output is a real-time food security monitoring dashboard that presents trending topics, perceived scarcity, and food price volatility predictions. The system is expected to serve as a decision-support tool for government and relevant stakeholders to identify potential food security disruptions at an earlier stage and support more data-driven responses.

2 RESEARCH METHOD (10 PT)

This study adopts an experimental approach to develop a social sensing-based food security early warning system. The research is designed to integrate unstructured social media data with conventional food price data. Chronologically, the research consists of eight stages: (1) data acquisition, (2) data preprocessing, (3) n-gram feature extraction and weighting, (4) trending topic detection, (5) perceived scarcity identification, (6) food price prediction using an Artificial Neural Network (ANN), (7) result integration, and (8) system evaluation.

2.1. Research Design

The research architecture is designed to generate two main groups of outputs. The first output is a set of social signals obtained from digital data analysis to detect emerging issues and potential food supply chain disruptions. The second output is food price prediction based on conventional data. These outputs are subsequently integrated into a dashboard as an early warning and decision-support system.

The overall research architecture consists of four layers: the data acquisition layer, data processing and analytics layer, early warning layer, and visualization layer. The data acquisition layer collects social sensing and conventional data. The data processing and analytics layer performs preprocessing, feature extraction, trending topic detection, perceived scarcity analysis, and price prediction. The early warning layer integrates the analytical outputs to generate risk indicators. Finally, the visualization layer presents the results through a food security monitoring dashboard.

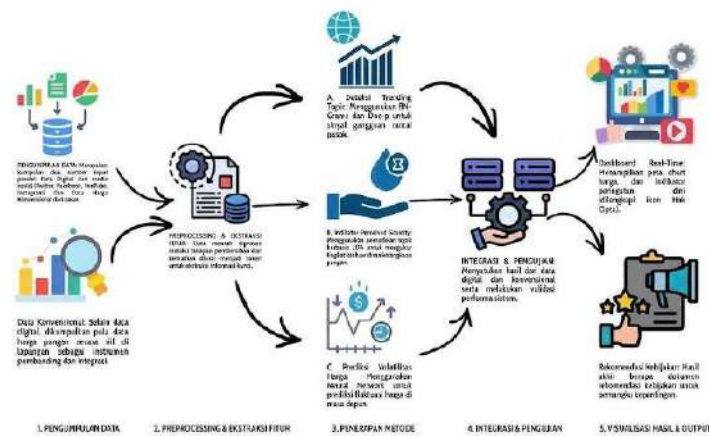


Figure 1. System Workflow

2.2. Data Acquisition

The research data consist of two groups: social sensing data and conventional data.

2.2.1. Social Sensing Data

Social sensing data are collected from digital platforms containing public interactions related to food security. Twitter/X is used as the primary data source, with keywords related to food security, including "economic crisis", "food commodities", "price increase", and "Bulog". The collected data are filtered based on language and relevance to food security issues. Additional data from Instagram, Facebook, and YouTube comments may be used to capture public perceptions regarding food availability, price increases, distribution disruptions, and scarcity-related issues. The collected data consist primarily of textual content, publication timestamps, and other relevant metadata.

The use of social media as a social sensing source is supported by previous studies demonstrating that digital traces generated by the public can be utilized to detect changes in social conditions and emerging events [7]–[9].

2.2.2. Conventional Data

Conventional data consist of food commodity price data obtained from official government sources, particularly Statistics Indonesia (BPS) and the Ministry of Trade (Kemendag). These data are used as economic indicators for modeling food price changes and volatility and as reference data for comparison with signals obtained from social sensing.

2.3. Data Preprocessing

Preprocessing is performed according to the characteristics of each data source. For textual data, preprocessing aims to produce clean and consistent text before feature extraction. The preprocessing steps include:

1. **Cleaning**, by removing URLs, special characters, punctuation, and irrelevant textual elements.
2. **Tokenization**, by splitting text into individual words or tokens.

3. **Stemming**, by reducing inflected words to their root forms.
4. **Stopword removal**, by removing common words that provide limited information for topic detection.
5. **Normalization**, by standardizing non-standard word forms when necessary.

For conventional data, preprocessing includes feature selection, data transformation, feature construction, missing-value handling, and outlier identification and treatment. These procedures are performed to produce data suitable for price prediction modeling.

2.4. Trending Topic Detection Using BN-Grams and Doc-p

Trending topic detection is performed to identify emerging issues in social sensing data. The approach is based on the use of BN-Grams and Doc-p for detecting *trending topics* in Twitter data [11], including applications to Indonesian-language Twitter data [12].

2.4.1. N-Gram Extraction and Weighting

Following preprocessing, the textual data are transformed into *n-gram* representations. Each *n-gram* is assigned a weight according to its occurrence frequency and distribution across documents.

For the BN-Grams baseline, weighting is performed using **DF-IDF(*t*)**. This measure represents the importance of an *n-gram* based on its document frequency and temporal distribution.

For the modified BN-Grams approach, *n-gram* weighting is performed using the **Doc-p** formulation. The modification is intended to obtain weights that more effectively represent the emergence of terms in the data stream.

Named Entity Recognition (NER) is also applied to identify entities such as persons, locations, and organizations. Identified entities are assigned a weight of 1.5, whereas other terms receive a weight of 1.0. This weighting factor is used to strengthen terms considered to contain higher contextual information.

2.4.2. N-Gram Clustering

The weighted *n-grams* are subsequently grouped according to contextual similarity. Two clustering approaches are evaluated. The **BN-Grams baseline** uses hierarchical clustering with the group-average method, whereas the **modified BN-Grams** approach uses Frequent Term-Based Clustering. The clustering process generates groups of *n-grams* representing specific issues or topics.

2.4.3. Trending Topic Ranking

Following clustering, each cluster is assigned a score to determine its importance.

For the BN-Grams baseline, ranking is performed using the maximum DF-IDF(*t*) value within each cluster. The cluster with the highest value is selected as a candidate *trending topic*.

For the modified BN-Grams approach, ranking is based on the Doc-p score. The cluster with the highest Doc-p score is selected as a candidate *trending topic*.

This approach is supported by previous studies on *trending topic detection* in Twitter [10], [11] and *emerging topic detection* in social streams [14].

2.5. Perceived Scarcity Detection

In addition to detecting emerging issues, social sensing data are used to identify public perceptions of potential food scarcity (*perceived scarcity*). Textual data related to scarcity, availability, price increases, difficulty in obtaining commodities, and distribution disruptions are grouped according to the topics emerging from the data.

Topic identification is performed using **Latent Dirichlet Allocation (LDA)**. The LDA model is used to obtain topic distributions across the document collection and identify topics associated with perceived food scarcity. The resulting topic distribution is used to construct a *perceived scarcity* indicator representing the intensity of public discussion regarding potential scarcity of specific commodities.

2.6. Food Price Prediction Using Artificial Neural Network

Food price prediction is performed using an Artificial Neural Network (ANN). The input data consist of historical food prices and supporting variables available in the research dataset. The modeling process includes data normalization, training and testing dataset construction, network parameter initialization, feedforward computation, error calculation, backpropagation, weight and bias updates, and iterative training until the specified number of epochs is reached or the error falls below the predefined threshold.

The ANN architecture consists of an **input layer**, **hidden layer**, and **output layer**. The input layer receives food price variables and supporting variables, the hidden layer performs nonlinear transformations, and the output layer generates the estimated food price. The ANN training procedure can be summarized as follows:

Algorithm 1. Artificial Neural Network Training

1. Input the food price dataset.
2. Perform preprocessing and data normalization.
3. Divide the dataset into training and testing sets.
4. Initialize weights and biases.
5. Feed the training data into the input layer.
6. Compute hidden-layer neuron values through feedforward propagation.
7. Compute the network output.
8. Calculate the error between actual and predicted values.
9. Perform backpropagation to obtain error gradients.

10. Update weights and biases.
11. Repeat Steps 5–10 until the maximum number of epochs is reached or the error satisfies the predefined threshold.
12. Store the final weights and biases.
13. Apply the trained model to the testing data.

2.7. Integration and Early Warning System

The outputs from the two analytical components are integrated to construct the early warning system. Social sensing signals, consisting of *trending topics* and *perceived scarcity* indicators, represent changes in public discourse, while ANN predictions represent potential changes in food prices.

The integration produces two main outputs. The first is a **social indicator**, consisting of *trending topics* related to potential supply chain disruptions and *perceived scarcity*. The second is an **economic indicator**, consisting of predicted increases or decreases in food prices.

All indicators are presented through a real-time food security monitoring dashboard. The dashboard displays emerging topics, perceived scarcity levels, and food price predictions to provide supporting information for relevant stakeholders.

2.8. Evaluation and Testing

Evaluation is conducted on two main components: *trending topic* detection performance and food price prediction performance.

2.8.1. Ground Truth

Trending topic detection is evaluated against a ground truth dataset. The ground truth consists of food-related topics or issues confirmed through independent external information sources, including popular news sources and official government information from Kompas.com, Tempo.co, Kemendag, and BPS.

The use of external sources as ground truth provides an independent reference against which social sensing detection results can be evaluated. Ground truth is used as an evaluation reference in AI system development and assessment [16].

2.8.2. Trending Topic Evaluation

The performance of *trending topic* detection is evaluated using three metrics: Topic Recall (TR), Keyword Precision (KP), and Keyword Recall (KR).

Topic Recall (TR) measures the proportion of ground-truth topics successfully detected by the proposed method:

$$TR = \frac{|GT \cap BT|}{|GT|}$$

where:

- (GT) = set of ground-truth topics;
- (BT) = set of detected trending topics.

Keyword Precision (KP) measures the proportion of detected keywords that match keywords in the ground truth:

$$KP = \frac{|KGT \cap KBT|}{|KBT|}$$

where:

- (KGT) = set of ground-truth keywords;
- (KBT) = set of keywords in the detected trending topics.

Keyword Recall (KR) measures the proportion of ground-truth keywords successfully detected by the proposed method:

$$KR = \frac{|KGT \cap KBT|}{KGT}$$

These metrics are used to compare the performance of the **BN-Grams baseline** and **modified BN-Grams** approaches. The comparison determines whether the proposed modifications to weighting and clustering improve the system's ability to identify emerging topics.



3 RESULTS AND ANALYSIS (10 PT)

This section presents the results of the development of the Social Sensing-Based Food Security Early Warning System and discusses the performance of each system component. The evaluation focuses on the ability of BN-Grams and Doc-p to detect emerging topics, the ability of Latent Dirichlet Allocation (LDA) to identify perceived food scarcity, the role of sentiment analysis in representing public perceptions, and the performance of the Neural Network in predicting food price volatility. The analytical outputs are subsequently integrated with food and climate-related data and presented through a monitoring dashboard.

3.1. Data Acquisition and Dataset Characteristics

Public conversations were collected through Twitter (X) crawling using keywords related to fuel, fuel prices, subsidies, scarcity, and supply-chain issues. Data were collected from 9–12 June 2026. The resulting CSV dataset contained

conversation_id_str, created_at, favorite_count, full_text, id_str, and image_url attributes. The crawled data were subsequently used as the main input for preprocessing. Examples of the raw data are presented in Table 1.

Table 1. Example of crawled data

ID	Date	Favorite	Text excerpt
206522249742037027	11 Jun 2026	0	@s_qword @masrupilamii Embege dan kopdes udah...
2065222149141578186	11 Jun 2026	0	As a perfumer pengen bikin parfum aroma BBM...
2065221960506998995	11 Jun 2026	4	KITA LAGI PADA MEREM HARGA BBM DINAIKIN...

Preprocessing was performed sequentially using Pandas, NLTK, and Sastrawi in Google Colab. The stages included case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, word normalization, and stemming. Case folding standardized text to lowercase. Cleaning removed special characters, URLs, mentions, hashtags, numbers, punctuation, single characters, and redundant whitespace. Tokenization divided text into word-level tokens, while stopword removal reduced common words with limited analytical value. Informal and slang terms were normalized using a normalization dictionary, followed by stemming to obtain root forms.

Table 2. Examples of preprocessing results

Dataset	Example before preprocessing	Example after preprocessing
D1 – Pertamina increase	Mobil keluaran baru antre Pertalite. Dampak kenaikan harga Pertamina...	mobil keluar antre pertalite dampak naik harga bbm jenis pertamax...
D2 – Basic-food supply chain	Sino kaya tong pumasok ng maaga kasi akala double pay...	sino kaya tong pumasok ng maaga kasi akala double pay...
D3 – Fuel scarcity	KITA LAGI PADA MEREM HARGA BBM DINAIKIN...	['merem','harga','bbm','dinaikin','selamat','menempuh',...]

3.2 Trending-Topic Detection Results Using BN-Grams and Doc-P

Following preprocessing, the data were analyzed to detect trending topics as early signals of emerging issues. BN-Grams was tested on 500 tweets from dataset D2, which represented the basic-food supply-chain topic. The parameters consisted of trigrams, a term-distance threshold of 0.3, a minimum cluster-distance threshold of 0.4, and a maximum cluster-distance threshold of 0.7.

Table 3. BN-Grams parameters

Parameter	Value
NGRAM_LENGTH	Trigrams (3 words)
THRESHOLD_DISTANCE_TERMS	0.3
MINIMUM_THRESHOLD_DISTANCE_CLUSTERS	0.4
MAXIMUM_THRESHOLD_DISTANCE_CLUSTERS	0.7

The D2 analysis produced 27 trending topics. Several results were associated with the Free Nutritious Meals (MBG) program, local MSMEs, local employment, and regional supply chains. However, inspection of the associated tweets indicated that only a limited number of conversations directly addressed food supply-chain conditions. One relevant tweet highlighted the risk of logistical failure when food-supply management is overly centralized. This finding indicates that trending-topic detection should not rely solely on term frequency; the relevance of the associated tweets to the target indicator must also be considered.

Table 4. Examples of trending topics in D2

No.	Trending topic	Interpretation
1	cipta lokal pasok lokal mitra program umkm rantai	Indicates local MSME and supply-chain involvement.
3	cipta ekosistem ekosistem pasok daerah rantai	Indicates the formation of regional supply-chain networks.
4	gerak ekonomi daerah ekonomi	Indicates the relationship between supply chains and regional economic activity.
24	libat tenaga kerja umkm	Indicates local employment and MSME involvement.
27	lokal usaha	Indicates local business involvement.

In D3, the detected topics provided more direct signals of perceived scarcity. The identified topics included “bensin,” “mahal,” and “Pertalite habis.” Associated tweets described long queues, limited Pertalite availability at several fuel stations, and public complaints following the increase in Pertamina prices. Therefore, digital conversations can serve as an early indicator of perceived scarcity and pressure on fuel availability.

Table 5. Trending topics related to perceived scarcity in D3

No.	Trending topic	Detected signal
1	bensin; bensin isi; oplos	Difficulty obtaining Pertalite and fuel- station queues.

3	mahal; motor; Pertamina; harga; kendaraan; bensin	Price pressure and search for alternative transportation.
6	banget; sedih	Social and emotional impacts of fuel-price increases.
29	Pertalite; habis	Indication of Pertalite stock depletion at several stations.

For D1, the detected topics reflected the Pertamina price increase, public concern, demonstrations, and discussions about possible effects on basic-food prices. These findings indicate that digital signals capture not only fuel-price discussions but also public perceptions of their broader economic consequences. □ filecite □ turn0file0 □ L481-L544 □

3.3 Rice-Price Prediction Results Using MLP Regressor

To complement social-sensing signals, the study used rice-price data from Bank Indonesia. The dataset covered 35 provinces from 3 March to 12 June 2026, resulting in 4,200 records. The MLP Regressor procedure included reading the Excel dataset, converting price values to numeric form, constructing time-series features from the previous seven days, splitting the data into 80% training and 20% testing sets, training the neural network, generating price predictions, and evaluating the model using Mean Squared Error (MSE) and Root Mean Squared Error (RMSE).

Table 6. Examples of MLP Regressor evaluation results

Province/Aggregate	MSE	RMSE
All Provinces	0.018040	0.134314
Aceh	0.015514	0.124557
West Sumatra	0.034843	0.186663
West Java	0.053593	0.231501
DKI Jakarta	0.016924	0.130093
DI Yogyakarta	0.000778	0.027899
Papua	0.103967	0.322440
West Papua	0.007538	0.086821

The prediction results showed that predicted prices for most provinces were relatively close to the observed prices. For the aggregate of all provinces, the MSE was 0.018040 and the RMSE was 0.134314. The relatively small error values indicate that the model was able to follow the daily price pattern during the evaluation period. Among the sampled provinces, DI Yogyakarta recorded the lowest MSE (0.000778), while Papua recorded the highest MSE (0.103967).

The prediction scatter plot showed that most points were located close to the X=Y reference line. This pattern indicates that the following day's rice price tended to follow the previous day's price, with relatively small changes during the observed period. Thus, the MLP Regressor can serve as a predictive component that complements social-sensing signals for monitoring food-price changes.

3.4 Integrated Discussion

Overall, the findings reveal two complementary types of signals for an early-warning food-security system. First, digital-conversation signals were obtained through crawling and trending-topic analysis. These signals provide information about public perceptions, perceived scarcity, queues, commodity availability, and concerns arising from price changes. Second, quantitative signals were obtained through rice-price prediction using the MLP Regressor. Combining these sources provides complementary perspectives: social sensing captures public perceptions and experiences, while the predictive model provides a quantitative indication of price tendencies.

Nevertheless, the D2 results demonstrate that a trending topic does not necessarily represent a food-supply-chain condition directly. Therefore, clustered tweets should be rechecked for relevance to the targeted food-security indicators. This finding is important for early-warning system development because digital signals may contain noise, ambiguous context, and unrelated topics. Consequently, trending topics should be combined with relevance validation and quantitative data before being interpreted as an early-warning signal.

4 CONCLUSION (10 PT)

This study demonstrated that a social-sensing approach can be used to obtain early signals related to scarcity and food-condition changes from public conversations on Twitter (X), complemented by commodity-price data. The crawling process conducted from 9–12 June 2026 produced data that were processed through case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, normalization, and stemming to obtain structured text for further analysis. The application of BN-Grams and Doc-P to the conversation data generated trending topics indicating several signals, including fuel-station queues, limited Pertalite availability, Pertamina price increases, public concerns, and relationships between supply chains, MSMEs, and regional economic activity. However, the supply-chain dataset also showed that a trending topic does not always directly represent a food-supply-chain condition; therefore, tweet relevance needs to be further verified. In addition to digital signals, the MLP Regressor applied to 4,200 rice-price records from 35 provinces generated predictions that were relatively close to the

observed prices during the evaluation period, with an aggregate MSE of 0.018040 and RMSE of 0.134314. These findings indicate that combining social sensing with price prediction provides a basis for developing an early food-security warning system that considers both public-perception signals and quantitative indicators. Future development should strengthen trending-topic relevance validation, extend the observation period and data sources, and integrate digital and price indicators into a measurable early-warning mechanism.

5 ACKNOWLEDGEMENTS (10 PT)

Collate acknowledgements in a separate section at the end of the article before the references and do not, therefore, include them on the title page, as a footnote to the title or otherwise. List here those individuals who provided help during the research (e.g., providing language help, writing assistance or proof reading the article, etc.).

6 DECLARATIONS

AI USAGE STATEMENT

During the preparation of this work, the authors used ChatGPT (OpenAI) to improve the language and clarity of the manuscript. After using this tool, the authors reviewed and edited the content as needed and took full responsibility for the publication's content.

AUTHOR CONTRIBUTION

This section must be filled.

FUNDING STATEMENT

This section must be filled.

COMPETING INTEREST

This section must be filled.

REFERENCES (10 PT)

- [1] R. Sahar, M. Munawaroh, and J. Iqbal, "Climate change adaptation in agriculture food supply chains: a bibliometric and content analysis," *Discov. Sustain.*, vol. 6, no. 1396, pp. 1–34, 2025, doi: <https://doi.org/10.1007/s43621-025-02105-9>.
- [2] A. F. Akpa, "The effects of climate extreme events on selected food crop yields in Sub-Saharan Africa," *Heliyon*, vol. 10, no. 9, pp. 1–10, 2024, doi: [doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e30796](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30796).
- [3] Arunima Malik *et al.*, "Impacts of climate change and extreme weather on food supply chains cascade across sectors and regions in Australia," *Nat. Food*, vol. 3, pp. 631–643, 2022, doi: <https://doi.org/10.1038/s43016-022-00570-3>.
- [4] Y. N. Muflikh, C. Smith, C. Brown, N. Kusnadi, A. M. Kiloos, and A. A. Aziz, "Integrating system dynamics to value chain analysis to address price volatility in the Indonesian chilli value chain," *Food Policy*, vol. 128, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2024.102713>.
- [5] Manikas, I., B. M. & Ali, and B. Sundarakani, "A systematic literature review of indicators measuring food security," *Agric Food Secur.*, vol. 12, no. 10, 2023, doi: <https://doi.org/10.1186/s40066-023-00415-7>.
- [6] M. R. Widarso and S. Djamaluddin, "Analisis Harga Pangan Pokok Terhadap Ketahanan Pangan di Indonesia," *SEPA J. Sos. Ekon. Pertan. dan Agribisnis*, vol. 21, no. 2, pp. 256–272, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.uns.ac.id/sepa/article/view/83821/pdf>
- [7] Loris Belcastro *et al.*, "Using social media for sub-event detection during disasters," *J. Big Data*, vol. 8, no. 79, pp. 1–22, 2021, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00467-1>.
- [8] D. Martín Corral, M. G. Herranz, M. Cebrian, and E. Moro, "Social media sensors as early signals of influenza outbreaks at scale," *EPJ data Sci. A Springer Open J.*, vol. 13, no. 43, pp. 1–16, 2024, doi: <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-024-00474-1>.
- [9] J. G. P. de Lucia, A. López-Ballesteros, J. Fernández-Pedayú, J. Senent-Aparicio, and José M. Cecilia, "Harnessing social sensing for real-time flood event reconstruction: A digital autopsy of the 2024 Valencia DANA," *Int. J. Disaster Risk Reduct.*, vol. 132, pp. 1–20, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2025.105966>.
- [10] A. Aiello, L. M., Petkos, G., Martin, C., Comey, D., Papadopoulos, S., Skraba, R., Goker, A., Kompatsiaris, L., & Jaimes, "Sensing trending topics in twitter," *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 15, no. 6, pp. 1268–1282, 2013.
- [11] Indra, E. Winarko, and R. Pulungan, "Trending topics detection of Indonesian tweets using BN-grams and Doc-p," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 31, no. 2, pp. 266–274, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.01.005>.

-
- [12] I. Indra and N. Aliza, "Detecting Disaster Trending Topics on Indonesian Tweets Using BNGram," *Matrik Jurnal Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 23, no. 1, pp. 201–214, 2023, doi: 10.30812/matrik.v23i1.3308.
 - [13] A. Kaleel, S.B. dan Abhari, "Cluster-discovery of Twitter messages for event detection and trending," *J. Comput. Sci.*, vol. 6, pp. 47–57, 2015, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jocs.2014.11.004>.
 - [14] T. Takahashi, R. Tomioka, and K. Yamanishi, "Discovering emerging topics in social streams via link-anomaly detection," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 26, no. 1, pp. 120–130, 2014, doi: 10.1109/TKDE.2012.239.
 - [15] H. Urabe, Y., Yamanishi, K., Tomioka, R., & Iwai, "Real-time change-point detection using sequentially discounting normalized maximum likelihood coding," *Lect. Notes Comput. Sci. (Including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6635, no. LNAI(PART 2), pp. 185–197, 2011, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-20847-8_16.

 REPUBLIK INDONESIA KEMENTERIAN HUKUM	
SURAT PENCATATAN CIPTAAN	
Dalam rangka perlindungan ciptaan di bidang ilmu pengetahuan, seni dan sastra berdasarkan Undang-Undang Nomor 28 Tahun 2014 tentang Hak Cipta, dengan ini menerangkan:	
Nomor dan tanggal permohonan	: EC002026146933, 18 Agustus 2026
Pencipta	
Nama	: Indra, Reva Ragam Sanika dkk
Alamat	: Jl. Dahlia III Blok D1/10, Komp. Taman Cipulir Estate, Larangan, Kota Tangerang, Banten
Kewarganegaraan	: Indonesia
Pemegang Hak Cipta	
Nama	: Direktorat Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat
Alamat	: Jl. Ciledug Raya, RT.10/RW.2, Pesangrahan, Kota Adm. Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12260
Kewarganegaraan	: Indonesia
Jenis Ciptaan	: Program Komputer
Judul Ciptaan	: Sistem Peringatan Dini Ketahanan Pangan Berbasis Social Sensing untuk Mendeteksi Volatilitas Harga dan Gangguan Rantai Pasok Akibat Perubahan Iklim di Indonesia
Tanggal dan tempat diumumkan untuk pertama kali di wilayah Indonesia atau di luar wilayah Indonesia	: 11 Agustus 2026, di DKI Jakarta
Jangka waktu perlindungan	: Berlaku selama 50 (lima puluh) tahun sejak Ciptaan tersebut pertama kali dilakukan Pengumuman.
Nomor Pencatatan	: 001424751
adalah benar berdasarkan keterangan yang diberikan oleh Pemohon. Surat Pencatatan Hak Cipta atau produk Hak terkait ini sesuai dengan Pasal 72 Undang-Undang Nomor 28 Tahun 2014 tentang Hak Cipta.	
	a.n. MENTERI HUKUM DIREKTUR JENDERAL KEKAYAAN INTELEKTUAL  Dr. Hermansyah Siregar, S.H., M.H. NIP. 197010161992031001
	Dislaimer: 1. Dalam hal pemohon memberikan keterangan tidak sesuai dengan surat pernyataan, Menteri berwenang untuk mencabut surat pencatatan permohonan. 2. Surat Pencatatan ini telah disegel secara elektronik menggunakan segel elektronik yang diterbitkan oleh Balai Besar Sertifikasi Elektronik, Badan Siber dan Sandi Negara. 3. Surat Pencatatan ini dapat dibuktikan keasliannya dengan memindai kode QR pada dokumen ini dan informasi akan ditampilkan dalam browser.



LAMPIRAN PENCIPTA

No	Nama	Alamat
1	Indra	Jl. Dahlia III Blok D1/10, Komp. Taman Cipulir Estate Larangan, Kota Tangerang
2	Reva Ragam Santika	Apartemen Gateway Pesanggrahan Tower B LT. 8 No. 6 RT. 011 RW. 003 Pesanggrahan, Kota Adm. Jakarta Selatan
3	Ghevira Devanda	JL. Nawi RT. 004 RW. 008 Larangan, Kota Tangerang
4	Rendika Adji Putra	Apart Gateway Pesanggrahan Unit C.16,17 JL. Ciledug Raya RT. 011 RW. 003 Pesanggrahan, Kota Adm. Jakarta Selatan





Disclaimer:

1. Dalam hal pemohon memberikan keterangan tidak sesuai dengan surat pernyataan, Menteri berwenang untuk mencabut surat pencatatan permohonan.
2. Surat Pencatatan ini telah disegel secara elektronik menggunakan segel elektronik yang diterbitkan oleh Balai Besar Sertifikasi Elektronik, Badan Siber dan Sandi Negara.
3. Surat Pencatatan ini dapat dibuktikan keasliannya dengan memindai kode QR pada dokumen ini dan informasi akan ditampilkan dalam browser.