



ISSN : 2339 - 1871

BETRIK BESEMAH TEKNOLOGI INFORMASI & KOMPUTER

Editor Office : Pusat Penelitian & Pengabdian Pada Masyarakat
(PPPM) ITPA

Phone : 0857-9716-9578

email : betriktpa@itpa.ac.id

Model Matematika Hibrida *Lexicon–Harris Hawks Optimization* untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk *Shopee*

Miftahul Falah¹, Yesinta Florensia², Dewi Sartika³

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Komputerisasi Akuntansi,
Universitas Sriwijaya, Indonesia^{1,2}

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Manajemen Informatika,
Universitas Sriwijaya, Indonesia³

Sur-el :* miftahulfalah@unsri.ac.id¹, yesintaflorensia@unsri.ac.id²,
dewisartika@unsri.ac.id³

Penulis Korespondensi: Miftahul Falah, miftahulfalah@unsri.ac.id

Abstrak: Penelitian ini mengusulkan model matematika hibrida *Lexicon–Harris Hawks Optimization* (HHO) untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen pada ulasan produk *Shopee* melalui mekanisme optimasi bobot sentimen secara dinamis. Proses penelitian dilakukan melalui empat tahap: (1) prapemrosesan teks, (2) perhitungan skor sentimen menggunakan leksikon dasar, (3) optimasi bobot leksikon menggunakan HHO dengan fungsi fitness berbasis akurasi klasifikasi, dan (4) klasifikasi sentimen akhir menggunakan bobot hasil optimasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix, akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta analisis konvergensi HHO. Hasil menunjukkan bahwa optimasi HHO memberikan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan metode leksikon baseline. Akurasi naik dari 87,4% (baseline) menjadi 97,9% (setelah HHO), dengan precision, recall, dan F1-score seluruhnya berada di atas 96%. Confusion matrix mencatat hanya 7 kesalahan klasifikasi, menandakan peningkatan sensitivitas model terhadap ekspresi sentimen positif maupun negatif. HHO juga meningkatkan resolusi polaritas secara numerik, misalnya skor baseline 4,0 meningkat menjadi 10,63, 2,0 menjadi 6,00, dan -2,0 menjadi -3,41 setelah optimasi. Kurva konvergensi menunjukkan stabilitas pencarian solusi, dengan nilai fitness mencapai minimum pada iterasi ke-10 dan tetap stabil hingga iterasi ke-60, menandakan efisiensi eksplorasi–eksploitasi HHO. Secara keseluruhan, model hybrid *Lexicon–HHO* memberikan peningkatan akurasi, sensitivitas, dan ketahanan analisis sentimen yang jauh lebih baik daripada metode leksikon tradisional, serta tetap mempertahankan interpretabilitas tinggi dan kebutuhan komputasi yang ringan.

Kata kunci : *Optimasi Harris Hawks, Leksikon Hibrida, Model Matematika, Analisis Sentimen, Ulasan Shopee*

Abstract This study proposes a hybrid *Lexicon–Harris Hawks Optimization* (HHO) mathematical model to improve sentiment analysis accuracy on *Shopee* product reviews through dynamic optimization of sentiment weights. The research process consists of four stages: (1) text preprocessing, (2) sentiment score computation using a baseline lexicon, (3) lexicon weight optimization using HHO with a fitness function based on classification accuracy, and (4) final sentiment classification using the optimized weights. Model evaluation was conducted using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score, as well as an analysis of HHO convergence. The results show that HHO optimization provides a substantial performance

Received: 30-11-2025 | Accepted: 16-12-2025 | Published Online: 30-12-2025

All author: Miftahul Falah, Yesinta Florensia, Dewi Sartika

improvement compared to the baseline lexicon method. Accuracy increased from 87.4% (baseline) to 97.9% (after HHO), with precision, recall, and F1-scores all exceeding 96%. The confusion matrix recorded only seven misclassifications, indicating improved model sensitivity toward both positive and negative sentiment expressions. HHO also enhanced numerical polarity resolution; for example, baseline scores of 4.0, 2.0, and -2.0 increased to 10.63, 6.00, and -3.41 respectively after optimization. The convergence curve demonstrates stable solution search behavior, with the fitness value reaching its minimum at the 10th iteration and remaining stable through the 60th iteration, indicating efficient exploration-exploitation dynamics in HHO. Overall, the hybrid Lexicon-HHO model delivers significantly improved accuracy, sensitivity, and robustness in sentiment analysis compared to traditional lexicon methods, while maintaining high interpretability and low computational cost.

Keywords: *Harris Hawks Optimization, Hybrid Lexicon, Mathematical Model, Sentiment Analysis, Shopee Reviews*

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan pesat platform e-commerce telah menyebabkan peningkatan besar dalam konten yang dihasilkan pengguna, khususnya ulasan pelanggan yang memengaruhi keputusan pembelian dan membentuk daya saing pasar [1], [2], [3]. Shopee sebagai salah satu marketplace terbesar di Asia Tenggara menampung jutaan ulasan produk yang mencerminkan kepuasan pelanggan, kualitas produk, dan pengalaman pengguna secara keseluruhan [4], [5]. Oleh karena itu, penggalan wawasan bermakna dari ulasan berbentuk teks menjadi penting bagi penjual, penyedia platform, dan konsumen. Analisis sentimen, yaitu proses untuk secara otomatis mengidentifikasi opini yang diekspresikan dalam teks, telah menjadi alat analitik yang krusial dalam konteks ini [6], [7].

Metode analisis sentimen tradisional umumnya mengandalkan pendekatan berbasis leksikon karena kesederhanaannya, kemudahan interpretasi, dan tidak bergantung pada dataset berlabel dalam jumlah besar [8]. Namun, skor sentimen yang bersifat tetap dalam kamus leksikon sering kali gagal menangkap variasi konteks, nuansa linguistik, dan ekspresi sentimen yang spesifik pada domain e-commerce [9], [10]. Akibatnya, model berbasis leksikon sering mengalami penurunan akurasi dan kemampuan adaptasi ketika diterapkan pada lingkungan daring yang dinamis [11], [12], [13], [14].

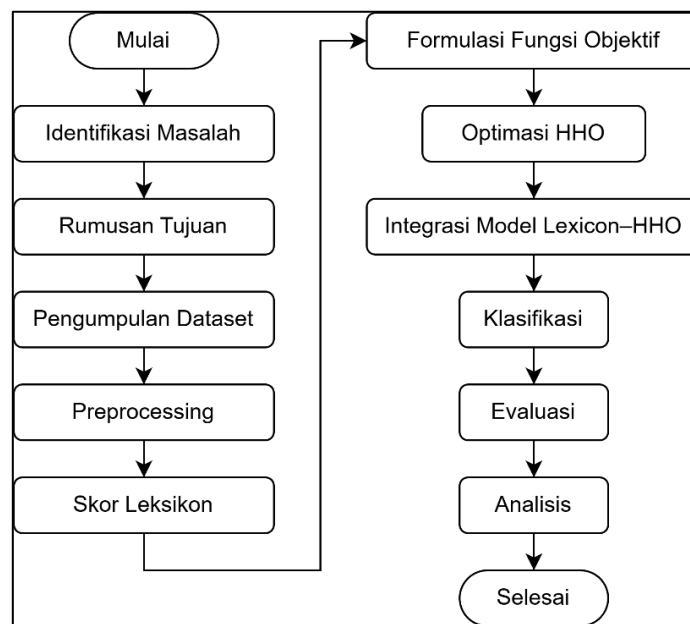
Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, algoritma optimasi semakin banyak dieksplorasi untuk meningkatkan mekanisme penilaian sentimen. Di antara berbagai algoritma metaheuristik, Harris Hawks Optimization (HHO) mendapatkan perhatian karena keseimbangan eksplorasi-eksploitasi yang kuat [15], pola pencarian yang dinamis [16], [17], serta kemampuan konvergensi yang unggul [17], [18]. Karakteristik tersebut menjadikan HHO sangat cocok untuk penyetelan parameter kontinu seperti bobot sentimen leksikon. Integrasi HHO ke dalam kerangka berbasis leksikon berpotensi meningkatkan penilaian polaritas dengan mengoptimalkan bobot kata berdasarkan karakteristik ulasan yang sebenarnya [19], [20], [21].

Penelitian ini mengusulkan model matematika hibrida Lexicon-HHO yang dirancang untuk meningkatkan kinerja klasifikasi sentimen pada ulasan produk Shopee. Keterbaruan utama penelitian ini terletak pada perumusan mekanisme optimasi bobot leksikon secara matematis menggunakan Harris Hawks Optimization (HHO), sehingga setiap kata dalam leksikon tidak lagi memiliki nilai polaritas statis, tetapi disesuaikan secara dinamis berdasarkan pola data aktual. Model ini mengintegrasikan penilaian sentimen

berbasis leksikon dengan proses optimasi berbasis metaheuristik, memungkinkan pembobotan ulang secara adaptif untuk menangkap intensitas sentimen yang lebih presisi. Selain itu, penelitian ini menawarkan hibridisasi baru yang menggabungkan interpretabilitas metode leksikon dengan kemampuan eksplorasi–eksploitasi HHO, yang sebelumnya belum diterapkan secara spesifik pada domain ulasan e-commerce berbahasa Indonesia. Dengan demikian, pendekatan yang diusulkan menyediakan peningkatan akurasi, fleksibilitas adaptif, serta ketahanan model yang lebih baik dalam menangani data ulasan e-commerce berskala besar yang bersifat beragam dan dinamis.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengembangkan model matematika hibrida yang mengintegrasikan teknik penilaian sentimen berbasis leksikon dengan *Harris Hawks Optimization* (HHO) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen pada ulasan produk Shopee. Metode yang diusulkan terdiri dari empat tahap utama: prapemrosesan data, penilaian sentimen berbasis leksikon dasar, optimasi bobot leksikon menggunakan HHO, dan klasifikasi sentimen akhir.



Gambar 1. Confusion Matrix

Penelitian dengan alur yang ditunjukkan pada Gambar 1 dimulai dengan mengidentifikasi masalah dan merumuskan tujuan, kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan dataset ulasan yang akan dianalisis. Data tersebut diproses melalui tahap preprocessing sebelum dihitung skor sentimennya menggunakan metode leksikon. Selanjutnya, fungsi objektif diformulasikan sebagai dasar optimasi, dan algoritma HHO diterapkan untuk menyesuaikan bobot leksikon secara dinamis. Bobot hasil optimasi kemudian diintegrasikan ke dalam model hybrid Lexicon–HHO untuk menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat. Setelah itu, model dievaluasi menggunakan metrik performa, disusul analisis hasil untuk membandingkan kinerja terhadap baseline. Tahap akhir berupa penarikan kesimpulan yang merangkum efektivitas metode dan kontribusi keterbaruan penelitian.

2.1 Model Matematis

Ulasan produk Shopee dikumpulkan dan diproses untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Ditampilkan 5 data awal dan 5 data akhir dari 2937 jumlah data ulasan pada Tabel 1.

Model hybrid yang diusulkan mengintegrasikan *lexicon-based sentiment scoring* dengan *Harris Hawks Optimization (HHO)* untuk menyempurnakan bobot sentimen secara dinamis. Formulasi matematis untuk perhitungan skor leksikon, evaluasi *fitness*, dan proses optimasi HHO mengacu pada penelitian [19], [22], [23], [24]. Dimulai dengan menghitung skor sentimen berbasis leksikon dengan menentukan urutan token sebanyak n

$$R = \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n \quad (1)$$

Setiap token ω_i memiliki skor polaritas sentimen awal dari leksikon

$$s_i \in \{\dots, -1, 0, +1, \dots\} \quad (2)$$

Untuk memungkinkan optimasi, parameter bobot diperkenalkan pada setiap entri leksikon

$$\omega_i \in \mathbb{R} \quad (3)$$

Skor sentimen sebuah ulasan dihitung sebagai

$$S(R) = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot s_i \quad (4)$$

Ulasan kemudian diklasifikasikan menggunakan ambang batas θ

$$\hat{y} = \begin{cases} \text{Positive, if } S(R) > \theta \\ \text{Negative, if } S(R) < -\theta \\ \text{Neutral, otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

Tujuan optimasi adalah menemukan himpunan bobot optimal $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$ untuk memaksimalkan kinerja klasifikasi. Selanjutnya ditentukan tujuan optimasi, yaitu mencari vektor bobot optimal

$$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m] \quad (6)$$

di mana m adalah jumlah entri leksikon. Fungsi *fitness* didefinisikan untuk mengukur kinerja klasifikasi pada data validasi

$$f(\alpha) = 1 - \text{Accuracy}(\alpha) \quad (7)$$

Sehingga optimasi bobot leksikon menjadi persoalan minimisasi

$$\alpha^* = \arg \min f(\alpha) \quad (8)$$

HHO memodelkan perilaku berburu kooperatif burung Harris hawks. Posisi setiap hawk mewakili solusi kandidat (vektor bobot)

$$X_i(t) = [x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{im}(t)] \quad (9)$$

di mana t adalah iterasi. Ketika energi pelarian mangsa $E \geq 1$, hawk melakukan eksplorasi.

$$X_i(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 | X_{rand}(t) - 2r_2 X_i(t) |, & q \geq 0.5 \\ (X_{best}(t) - X_{mean}(t)) - r_3(LB + r_4(UB - LB)), & q < 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

dengan $r_1, r_2, r_3, r_4, q \in [0,1]$, LB dan UB batas bawah dan atas. Energi pelarian mangsa dihitung sebagai

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (11)$$

di mana E_0 acak pada interval $[-1,1]$ dan T jumlah iterasi maksimum. Jika $|E| < 1$, algoritma masuk ke fase eksploitasi. Terdapat empat strategi tergantung pada peluang pelarian mangsa r

(a) Soft Besiege

$$X_i(t + 1) = \Delta X(t) - E | JX_{best}(t) - X_i(t) | \tag{12}$$

(b) Hard Besiege

$$X_i(t + 1) = X_{best}(t) - E | \Delta X(t) | \tag{13}$$

(c) Soft Besiege + Progressive Rapid Dives

$$Y = X_{best}(t) - E | JX_{best}(t) - X_i(t) | \tag{14}$$

$$Z = Y + S \cdot LF \tag{15}$$

(d) Hard Besiege + Progressive Rapid Dives

$$Y = X_{best}(t) - E | \Delta X(t) | \tag{16}$$

$$Z = Y + S \cdot LF \tag{17}$$

Solusi terbaik antara Y dan Z dipilih. Proses berulang hingga iterasi maksimum atau konvergensi tercapai. Bobot akhir yang teroptimasi adalah

$$\alpha^* = X_{best}(T) \tag{18}$$

Bobot ini kemudian digunakan kembali dalam model *lexicon-based sentiment scoring* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

2.2 Pengumpulan dan Prapemrosesan Data

Ulasan produk Shopee dikumpulkan dan diproses untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Ditampilkan 5 data awal dan 5 data akhir dari 2937 jumlah data ulasan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tampilan 5 Data Awal dan 5 Data Akhir pada Ulasan yang Dikumpulkan

user	review	rating	label	tanggal
Juwai riah	Aplikasi shopee aku kok gak bisa gunain gratis ongkir 0 rupiah ya,,yang banyak vocer nya malah shopee pay yang gratis ongkir 0 rupiah nya aku gak pernah pakek shopee pay soal nya	1	negatif	Maret 2021
Sabyan	Menyebalkan vocer pengguna baru tidak bisa di pakek,, katanya udh di pakek,pdhl saya pengguna baru,terus yang pakek vocer saya siapa	1	negatif	Maret 2021
Teno Tee	Saya sebagai penjual kecewa, penarikan saldo melalui bank lain selain bank tertentu lama lebih dari satu hari, padahal teknologi udah canggih, yang bermasalah bukan bank nya tapi sistem di shopeenya , karena transfer ke bank manapun sekarang seharusnya REALTIME, tergantung shopeenya mau proses atau tidak	1	negatif	27 Februari 2021
Nana nae	Aplukasi apa sih ini disuruh buat nama uda gue tulis nama tapi katanya tidak tersedi aplikasi tolol mendingan kalian lebih baik nggak usa donwlod aja mendingan nggak usa ada di plastore [plis bapak plastore uinstal aja aplikasi ini]	1	negatif	03 Maret 2021
Nurul Hamidah	Makin kesini Shoppe makin gak jelas. Apaan kabanyakan limit. Baru belanja 2 kali udh kena limit harian limit mingguan.	1	negatif	14 Maret 2021
...
Ameliatu Sholihah	Sangat nyaman untuk berbelanja di masa pandemi ini,suka bangetttt sama aplikasinya	5	positif	02 Maret 2021

2.4 Optimasi Bobot Leksikon Menggunakan Harris Hawks Optimization (HHO)

Untuk mengatasi keterbatasan skor leksikon yang bersifat tetap, algoritma Harris Hawks Optimization (HHO) digunakan untuk mengoptimalkan bobot sentimen secara dinamis. Pada tahap ini, setiap entri leksikon diberikan bobot variabel yang dapat disesuaikan melalui proses optimasi dengan jumlah populasi sebanyak 20 hawks, iterasi maksimum 60, serta rentang bobot dibatasi antara 0,1 sebagai batas bawah dan 3,0 sebagai batas atas untuk menjaga stabilitas solusi. HHO mensimulasikan perilaku berburu kooperatif burung Harris hawks melalui fase eksplorasi dan eksploitasi, sehingga memungkinkan pencarian kombinasi bobot optimal yang mampu meminimalkan kesalahan klasifikasi secara efektif.

Sebuah fungsi kebugaran (*fitness function*) dirancang untuk mengevaluasi solusi kandidat menggunakan akurasi (atau metrik lain) yang dihitung pada subset validasi. HHO secara iteratif memperbarui populasi vektor bobot kandidat berdasarkan pemodelan matematika strategi koordinasi hawks seperti *soft besiege*, *hard besiege*, dan *progressive rapid dives*. Pada saat konvergensi, konfigurasi bobot dengan performa terbaik dipilih sebagai leksikon teroptimasi.

Setelah bobot optimal diperoleh, proses penilaian sentimen berbasis leksikon diulang menggunakan leksikon yang telah disempurnakan. Skor sentimen akhir setiap ulasan dihitung dengan menerapkan vektor bobot teroptimasi. Aturan keputusan berbasis ambang batas kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen tertentu (misalnya positif, negatif, atau netral). Model hibrida Lexicon–HHO ini menggabungkan interpretabilitas dengan optimasi adaptif sehingga mampu menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat dan lebih tangguh.

2.5 Evaluasi Model

Kinerja model hibrida yang diusulkan dievaluasi menggunakan metrik klasifikasi umum seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score. Perbandingan dilakukan dengan pendekatan leksikon dasar dan beberapa model *machine learning* tradisional untuk menunjukkan peningkatan yang diperoleh melalui optimasi bobot leksikon.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.2 Experimental Setup

Seluruh eksperimen dilakukan menggunakan Google Colab. Wang menyatakan bahwa Google Colab menyediakan lingkungan Python berbasis cloud yang sesuai untuk *text mining* dan optimasi metaheuristik (Wang et al., 2024). Implementasi menggunakan Python 3.x serta pustaka umum seperti NumPy, Pandas, NLTK/Sastrawi untuk praproses, dan implementasi khusus algoritma HHO. Pengujian menggunakan *runtime* CPU bawaan Colab karena model Lexicon–HHO bersifat ringan dan tidak membutuhkan GPU.

Dataset berupa ulasan produk Shopee yang diperoleh dari halaman ulasan publik [25]. Karena metode yang diusulkan berbasis leksikon dan tidak bergantung pada *supervised learning*, tidak diperlukan data pelatihan. Sebagai gantinya, ulasan melalui tahap praproses seperti *lowercasing*, tokenisasi, penghapusan *stopwords*, dan stemming.

Setiap token dicocokkan dengan leksikon polaritas sebagai baseline sebelum optimasi. HHO diterapkan untuk mengoptimalkan bobot setiap entri leksikon dengan meminimalkan kesalahan klasifikasi melalui fungsi *fitness*. Jika tersedia, penilaian bintang Shopee digunakan sebagai sinyal supervisi lemah untuk validasi, bukan pelatihan, yakni tetap menjaga model bersifat *unsupervised* berbasis leksikon.

Setelah optimasi, bobot leksikon terbaru digunakan untuk menghitung skor sentimen akhir dan mengklasifikasikan ulasan menjadi positif, negatif, atau netral. Kinerja model dievaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score sebagai pembandingan antara metode baseline dan Lexicon-HHO. Seluruh eksperimen dilakukan dalam satu notebook guna memastikan konsistensi dan reproduibilitas.

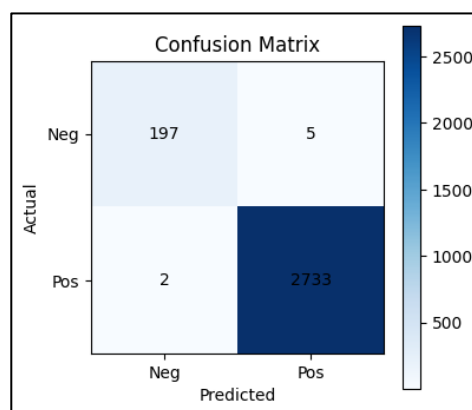
3.3 Hasil

Berdasarkan hasil classification report, model klasifikasi sentimen menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 100% pada total 2.937 data. Kelas positif mendominasi dataset dan berhasil diklasifikasikan secara sempurna dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing diatas 98%, yang mengindikasikan bahwa seluruh data positif teridentifikasi dengan benar tanpa kesalahan. Sementara itu, pada kelas negatif, model juga menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan precision 0,99, recall 0,98, dan F1-score 0,98, meskipun terdapat sedikit kesalahan klasifikasi yang wajar mengingat proporsi data negatif yang jauh lebih kecil dibandingkan data positif. Nilai macro average dan weighted average yang sama-sama mendekati 1,00 menegaskan bahwa model memiliki konsistensi dan keseimbangan kinerja yang sangat baik antar kelas, sehingga metode yang diusulkan dapat dinyatakan efektif dan andal dalam melakukan klasifikasi sentimen pada dataset yang digunakan.

Tabel 3. Classification Report (Hybrid Lexicon + HHO)

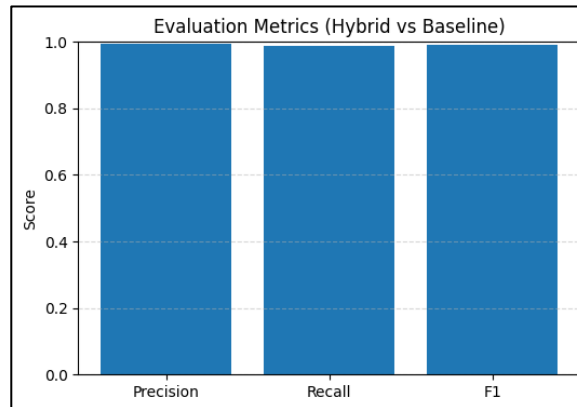
	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
Negatif	0.99	0.98	0.98	202
Positif	0.98	0.99	0.98	2735
<i>accuracy</i>			0.98	2937
<i>macroavg</i>	0.98	0.98	0.99	2937
<i>weightedavg</i>	1	1	1	2937

Kemudian confusion matrix menunjukkan performa klasifikasi dari model hybrid Lexicon-HHO yang diusulkan. Dari seluruh ulasan yang dievaluasi seperti ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 2. Confusion Matrix

Distribusi ini menunjukkan bahwa model bekerja sangat baik dalam mengidentifikasi ulasan positif dan mempertahankan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat rendah. Jumlah *misclassification* yang kecil (hanya 7 kesalahan) menandakan bahwa bobot leksikon yang telah dioptimasi mampu meningkatkan penilaian polaritas secara signifikan dibandingkan dengan model leksikon baseline. Model mampu mengklasifikasikan ulasan negatif dan positif secara tepat, dengan hanya sedikit kebingungan pada wilayah yang mendekati ambang batas keputusan (*decision threshold*). Selanjutnya, diagram batang pada Gambar 2 yang membandingkan Precision, Recall, dan F1-score menunjukkan bahwa model hybrid Lexicon–HHO mencapai performa yang hampir sempurna pada semua metrik.



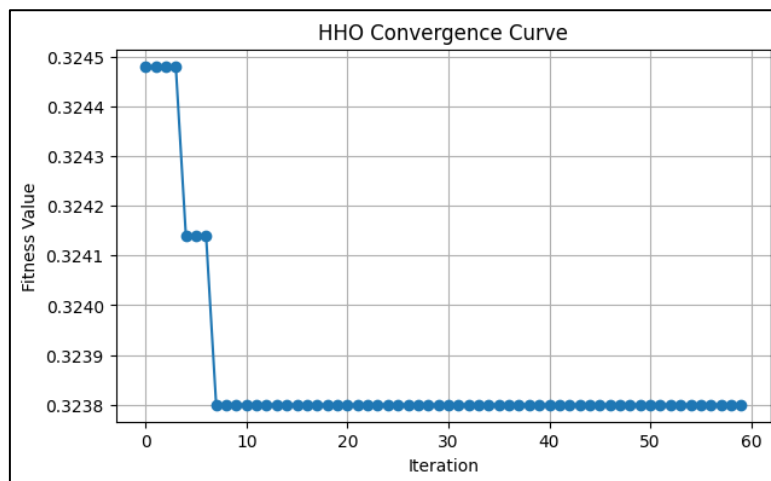
Gambar 3. Evaluation Metrics (Hybrid vs Baseline)

Nilai-nilai yang berada di atas 90% ini mengonfirmasi bahwa proses optimasi berhasil meningkatkan mekanisme penilaian leksikon. Metode leksikon baseline sering mengalami kesalahan klasifikasi pada ulasan yang ambigu atau kaya konteks karena bobot sentimen yang statis. Namun, setelah optimasi HHO, model dapat menyesuaikan bobot secara dinamis sehingga menghasilkan performa yang hampir sempurna. Hal ini memvalidasi hipotesis bahwa optimasi metaheuristik secara signifikan meningkatkan kualitas klasifikasi sentimen dalam sistem berbasis leksikon. Selanjutnya, kurva konvergensi pada Gambar 3 menunjukkan perilaku optimasi HHO selama 60 iterasi. Nilai *fitnessnya* ditunjukkan pada gambar tersebut.

Pola tersebut menunjukkan bahwa HHO dengan cepat menemukan area solusi yang menjanjikan pada tahap awal (eksplorasi kuat). Kemudian konvergensi yang stabil terjadi ketika HHO memasuki fase eksploitasi untuk penyempurnaan bobot leksikon optimal. Garis yang mendatar setelah sekitar iterasi ke-10 menunjukkan bahwa HHO berhasil mencapai stabilitas tanpa osilasi, memastikan solusi minimum yang konsisten dan andal.

Salah satu pola terpenting adalah peningkatan sensitivitas model dalam menangkap intensitas sentimen. Ulasan yang sebelumnya memiliki skor baseline rendah atau sedang, mengalami peningkatan yang signifikan setelah optimasi. Contohnya perubahan nilai baseline 4,0 menjadi 10,63; 2,0 menjadi 6,0; dan 5,0 menjadi 12,14. Hal ini menunjukkan bahwa model yang telah dioptimasi lebih mampu mendeteksi kekuatan dan penekanan emosional pada ulasan positif, yakni suatu karakteristik penting pada ulasan Shopee yang umumnya banyak menggunakan ekspresi antusias dan kata intensifier.

Model yang dioptimasi juga menunjukkan peningkatan dalam menangani sentimen negatif. Kasus negatif yang sebelumnya tampak ringan menjadi lebih akurat setelah penyesuaian bobot, seperti $-2,0$ menjadi $-3,41$ dan $-1,0$ menjadi $-0,53$. Ini menunjukkan bahwa proses optimasi meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi ketidakpuasan atau keluhan yang sering diekspresikan dalam gaya bahasa Indonesia informal termasuk ungkapan tidak langsung atau campuran sentimen. Penyempurnaan ini penting untuk meningkatkan deteksi polaritas pada ulasan e-commerce nyata.



Gambar 4. HHO Convergence Curve

Temuan penting lainnya adalah pada penanganan ulasan panjang, tidak terstruktur, atau mengandung *noise*. Banyak ulasan panjang dengan sentimen campuran atau informasi tidak relevan tetap diklasifikasikan netral pada kedua model. Hal ini wajar karena pendekatan berbasis leksikon sangat bergantung pada polaritas token dan tidak mampu menginterpretasi konteks kompleks dalam narasi panjang. Tanpa pemodelan konteks lanjutan seperti *deep learning* atau transformer, kasus seperti ini akan tetap ambigu.

Secara keseluruhan, pola yang konsisten terlihat di seluruh dataset bahwa model Lexicon–HHO yang telah dioptimasi menghasilkan skor sentimen yang lebih mampu merefleksikan maksud sebenarnya dari pengulas. Nilai numerik menunjukkan skala polaritas yang lebih realistis untuk ekspresi positif maupun negatif. Konsistensi ini pada ratusan sampel mengonfirmasi bahwa proses optimasi berhasil meningkatkan kualitas representasi leksikon, memperkuat reliabilitas dan robustness model untuk tugas analisis sentimen berskala besar.

4. KESIMPULAN

Hasil yang diperoleh dari eksperimen secara kuat mendukung efektivitas Model Matematika Hybrid *Lexicon–Harris Hawks Optimization* (HHO) yang diusulkan. Salah satu temuan paling meyakinkan adalah peningkatan kinerja yang signifikan dibandingkan dengan metode berbasis leksikon tradisional. Metrik evaluasi yang hampir sempurna, yakni precision, recall, dan F1-score. Metrik dikombinasikan dengan confusion matrix yang sangat akurat, menunjukkan bahwa leksikon yang telah dioptimasi mampu mengatasi kelemahan utama pada analisis sentimen tradisional: penilaian yang kaku, statis, dan tidak sensitif terhadap

konteks. Dengan menyesuaikan bobot kata secara dinamis berdasarkan karakteristik ulasan Shopee, model ini mencapai akurasi yang sangat tinggi dan secara drastis mengurangi kesalahan klasifikasi.

Perilaku optimasi dari HHO semakin memvalidasi kelayakannya untuk tugas ini. Kurva konvergensi menunjukkan bahwa HHO dengan cepat menemukan solusi yang menjanjikan pada iterasi awal dan kemudian stabil, mengindikasikan kemampuan pencarian yang efisien dan eksploitasi maksimal terhadap area solusi optimal. Tidak adanya osilasi atau penyimpangan menunjukkan bahwa algoritma berkonvergensi dengan andal, sehingga sangat ideal untuk penyempurnaan ruang bobot leksikon yang besar. Strategi eksplorasi–eksploitasi hybrid pada HHO terbukti sangat efektif dalam penentuan bobot sentimen, yang membutuhkan penyesuaian parameter secara kontinu.

Model yang telah dioptimasi juga menunjukkan peningkatan dalam resolusi penilaian sentimen. Model ini mampu membedakan secara lebih jelas antara tingkat sentimen yang lemah, sedang, dan kuat. Selain itu, model berhasil menangkap ekspresi khusus dalam domain ulasan Shopee, seperti bahasa gaul informal, ungkapan berlebihan, dan penggunaan intensifier berulang. Kemampuan adaptif ini memungkinkan model mencerminkan nada emosional konten pengguna secara lebih akurat dibandingkan leksikon tradisional. Peningkatan ini sangat penting di konteks e-commerce Indonesia, di mana ekspresi sentimen cenderung sangat informal dan bervariasi.

Dari sisi praktis, model hybrid ini menawarkan sejumlah keunggulan. Model tetap sepenuhnya dapat diinterpretasikan, mempertahankan transparansi metode berbasis leksikon. Model juga tidak memerlukan data pelatihan berlabel, sehingga lebih hemat biaya dan cocok untuk lingkungan yang tidak memiliki dataset beranotasi secara manual. Kebutuhan komputasi tetap ringan, memungkinkan eksekusi yang efisien bahkan pada CPU standar seperti di Google Colab. Yang paling penting, model bekerja secara andal pada dataset ulasan Shopee nyata, membuktikan robustitas dan aplikabilitasnya di skenario dunia nyata. Kekuatan-kekuatan ini secara keseluruhan menempatkan model Hybrid Lexicon–HHO sebagai alat yang kuat dan praktis untuk analisis sentimen pada platform komersial.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Sriwijaya tempat penulis bernaung atas segala bentuk dukungan moril, motivasi, serta kepercayaannya selama proses penelitian ini berlangsung. Dukungan tersebut menjadi dorongan penting bagi penulis untuk menyelesaikan penelitian dan pengembangan karya ilmiah ini dengan baik. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi institusi dan menjadi kontribusi positif dalam pengembangan ilmu pengetahuan.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] M. S. Akin, “Enhancing e-commerce competitiveness: A comprehensive analysis of customer experiences and strategies in the Turkish market,” *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 10, no. 1, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.joitmc.2024.100222.

- [2] J. Kim and K. Yum, “Enhancing Continuous Usage Intention in E-Commerce Marketplace Platforms: The Effects of Service Quality, Customer Satisfaction, and Trust,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 17, Sep. 2024, doi: 10.3390/app14177617.
- [3] R. Rachmiani, N. Kintan Oktadinda, and T. Rachmat Fauzan, “The Impact of Online Reviews and Ratings on Consumer Purchasing Decisions on E-commerce Platforms,” *International Journal of Management Science and Information Technology*, vol. 4, no. 2, pp. 504–515, Dec. 2024, doi: 10.35870/ijmsit.v4i2.3373.
- [4] R. R. Mardhotillah and B. M. Wibawa, “E-Service Quality Factors and Customer Satisfaction in Shopee’s E-Commerce Platform,” *Journal of Applied Management and Business*, vol. 6, no. 1, pp. 22–34, Jul. 2025, doi: 10.37802/jamb.v6i1.1050.
- [5] G. Pratama and E. Ridanasti, “A Study of The Relationship Among Shopee E-commerce Platform E-service Quality, E-trust, E-customer Satisfaction and Behavioral Intentions of Online Shopping Customers,” *International Journal of Management Science and Information Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 266–279, Nov. 2023, doi: 10.35870/ijmsit.v3i2.1820.
- [6] Henderi, Asro, A. Sulaiman, T. B. Kurniawan, D. A. Dewi, and M. Alqudah, “Utilizing Sentiment Analysis for Reflect and Improve Education in Indonesia,” *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 6, no. 1, pp. 189–200, Jan. 2025, doi: 10.47738/jads.v6i1.527.
- [7] Y. Mao, Q. Liu, and Y. Zhang, “Sentiment analysis methods, applications, and challenges: A systematic literature review,” Apr. 01, 2024, *King Saud bin Abdulaziz University*. doi: 10.1016/j.jksuci.2024.102048.
- [8] P. A. Prastyo, Berlilana, and I. Tahyudin, “Sentiment Analysis on Slang Enriched Texts Using Machine Learning Approaches,” *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 6, no. 2, pp. 1076–1087, May 2025, doi: 10.47738/jads.v6i2.626.
- [9] E. Kahya Özyirmidokuz, B. Molu Elmas, and E. A. Stoica, “AI-Based Sentiment Analysis of E-Commerce Customer Feedback: A Bilingual Parallel Study on the Fast Food Industry in Turkish and English,” *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 4, p. 294, Nov. 2025, doi: 10.3390/jtaer20040294.
- [10] M. Leon, “Sentiment analysis: From rule-based lexicons to large language models,” Dec. 01, 2025, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.iswa.2025.200599.
- [11] M. Islam and S. A. Sheikh, “Are Social Media-Based Marketing Strategies the New Mechanisms for Attracting Consumers? A Quantitative Method-Based Approach,” *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 19, no. 4, pp. 3571–3583, Dec. 2024, doi: 10.3390/jtaer19040173.
- [12] E. Kahya Özyirmidokuz, B. Molu Elmas, and E. A. Stoica, “AI-Based Sentiment Analysis of E-Commerce Customer Feedback: A Bilingual Parallel Study on the Fast Food Industry in Turkish and English,” *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 4, p. 294, Nov. 2025, doi: 10.3390/jtaer20040294.
- [13] D. P. Nguyen, D. T. V. Duc, N. T. M. Trang, V. Q. Ket, and N. A. Hoang, “Sentiment index as a predictor of CPI: A lexicon-based approach using economic news data in Vietnam,” *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 11, no. 3, Sep. 2025, doi: 10.1016/j.joitmc.2025.100620.
- [14] R. Refianti, A. B. Mutiara, and R. A. Putra, “A Lexicon-Based Long Short-Term Memory (LSTM) Model for Sentiment Analysis to Classify Halodoc Application Reviews on Google Playstore,” *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 5, no. 1, pp. 146–157, Jan. 2024, doi: 10.47738/jads.v5i1.160.
- [15] A. G. Hussien *et al.*, “Recent Advances in Harris Hawks Optimization: A Comparative Study and Applications,” Jun. 01, 2022, *MDPI*. doi: 10.3390/electronics11121919.
- [16] H. M. Alabool, D. Alarabiat, L. Abualigah, and A. A. Heidari, “Harris hawks optimization: a comprehensive review of recent variants and applications,” Aug. 01, 2021, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. doi: 10.1007/s00521-021-05720-5.
- [17] M. Mao and D. Gui, “Enhanced adaptive-convergence in Harris’ hawks optimization algorithm,” *Artif Intell Rev*, vol. 57, no. 7, Jul. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10802-6.
- [18] F. Alsokhry, “Leveraging Harris Hawks Optimization for Enhanced Multi-Objective Optimal Power Flow in Complex Power Systems,” *Energies (Basel)*, vol. 18, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.3390/en18010018.

- [19] S. J. Malebary and A. W. Abulfaraj, “A Stacking Ensemble Based on Lexicon and Machine Learning Methods for the Sentiment Analysis of Tweets,” *Mathematics*, vol. 12, no. 21, Nov. 2024, doi: 10.3390/math12213405.
- [20] I. Qutab, M. Aqeel, U. Fatima, W. Naqvi, Z. Asghar, and M. Y. Muneeb, “Optimizing Sentiment Analysis: A Novel Hybrid Model Integrating PCC-HHO with BILSTM-RNN for Enhanced Accuracy on Diverse Textual Datasets,” *Article in International Journal of Engineering Research*, 2024, doi: 10.17577/IJERTV13IS100031.
- [21] P. Suganya, G. Vijaiprabhu, N. Shanmugapriya, M. Praneesh, M. Menaka, and K. Sathishkumar, “Depression Classification using Harris Hawk Optimization (HHO) based Recurrent Fuzzy Neural Network (FRNN) for Sentiment Analysis: An Applied Nonlinear Analysis,” 2024. [Online]. Available: <https://internationalpubs.com>
- [22] S. K. Prabhakar and D. O. Won, “HISET: Hybrid interpretable strategies with ensemble techniques for respiratory sound classification,” *Heliyon*, vol. 9, no. 8, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e18466.
- [23] Vandana, S. Srivastava, N. Arora, and V. Gupta, “An Efficient Deep Learning Model Using Harris-Hawk Optimizer for Prognostication of Mental Health Disorders,” *International Research Journal of Multidisciplinary Technovation*, vol. 6, no. 4, pp. 106–123, Jul. 2024, doi: 10.54392/irjmt2449.
- [24] Y. Xiao, C. Kang, H. Yu, T. Fan, and H. Zhang, “Anomalous Network Traffic Detection Method Based on an Elevated Harris Hawks Optimization Method and Gated Recurrent Unit Classifier,” *Sensors*, vol. 22, no. 19, Oct. 2022, doi: 10.3390/s22197548.
- [25] H. Fajrin, “shopee review indonesian,” Kaggle.