



Deteksi Promosi Judi Online Terselubung di Media Sosial Menggunakan FastText dan BiLSTM

Ditra Fadhil Triastara^{1*}, Mahardika Abdi Prawira Tanjung²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}ditrafadhil086@gmail.com, ²mahardikaabdiprawira@umsu.ac.id

Abstrak

Promosi judi online di media sosial semakin sulit dikenali karena disamarkan melalui istilah, singkatan, dan kalimat yang menyerupai konten biasa, sehingga pemantauan manual maupun pencocokan kata kunci saja kurang memadai. Penelitian ini bertujuan membangun dan menguji sistem deteksi promosi judi online terselubung pada konten media sosial berbahasa Indonesia yang memadukan representasi kata FastText dan klasifikasi Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dengan analisis kata kunci, tautan, sponsor, dan gambar. Metode yang digunakan adalah eksperimen kuantitatif dan rekayasa perangkat lunak dengan model Prototype. Skor setiap komponen digabungkan melalui pembobotan (teks 35%, tautan 25%, sponsor 20%, gambar 20%) dengan ambang keputusan 50%, dan sistem diimplementasikan sebagai aplikasi web yang menampilkan rincian perhitungan setiap langkah. Pengujian awal terhadap 10 sampel (5 promosi judi dan 5 konten aman) menghasilkan akurasi 90%, presisi 100%, recall 80%, dan F1-score 88,9%. Satu sampel promosi tidak terdeteksi karena skor totalnya 49,4%, tepat di bawah ambang, sementara keluaran FastText dan BiLSTM pada sampel tersebut masih netral (50%). Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan multi-sumber dapat memberikan keputusan yang transparan, tetapi ukuran sampel yang kecil dan sensitivitas ambang menuntut pengujian pada dataset yang lebih besar sebelum sistem digunakan secara luas.

Kata Kunci: judi online, promosi terselubung, media sosial, FastText, BiLSTM.

PENDAHULUAN

Media sosial telah menjadi saluran utama pertukaran informasi sehingga volume konten berbasis teks, seperti komentar, keterangan (*caption*), dan unggahan, terus bertambah setiap hari. Kondisi ini turut dimanfaatkan oleh pihak yang menyebarkan promosi judi online. Pusat Pelaporan dan Analisis Transaksi Keuangan (PPATK) menyebutkan bahwa perputaran dana judi online di Indonesia mencapai sekitar Rp283 triliun pada tahun 2024 (Investortrust, 2024), angka yang menunjukkan besarnya skala persoalan yang perlu ditekan, salah satunya dengan membatasi penyebaran promosinya di ruang digital.

Promosi tersebut tidak selalu ditulis secara langsung. Pelaku menyamakannya dengan istilah populer, singkatan, kalimat yang seolah tidak berkaitan dengan perjudian, hingga penggantian huruf dengan karakter Unicode untuk menghindari penyaringan otomatis (Hidayat dkk., 2026; Marpaung dkk., 2026). Contohnya kalimat "Main santai, cuan lancar tiap hari, link ada di bio" yang tidak menyebut kata judi, tetapi memuat indikasi ajakan dan tautan. Empat kesulitan utama dapat dirumuskan: jumlah konten yang sangat besar sehingga sulit dipantau, promosi yang tidak disampaikan secara langsung, kalimat yang menyerupai konten biasa, dan makna kata yang bergantung pada konteks. Pemantauan manual tidak dapat mengimbangi laju konten, sedangkan pencocokan kata kunci mudah dielakkan dengan variasi penulisan.

Pengolahan bahasa alami (*Natural Language Processing*, NLP) berbasis representasi kata dan pembelajaran mendalam menjadi pendekatan yang lazim untuk masalah ini. Pratama dan Irvan (2026) pada jurnal ini melaporkan bahwa klasifikasi teks berbahasa Indonesia berbasis *word embedding* dan *convolutional neural network* mencapai akurasi 99,19% pada 619 pertanyaan chatbot, yang menunjukkan bahwa representasi vektor kata efektif untuk teks pendek berbahasa Indonesia. FastText merepresentasikan kata melalui *n*-gram karakter (subkata) sehingga tetap dapat menghasilkan vektor bagi kata yang jarang muncul atau ditulis dengan variasi (Bojanowski dkk., 2017), sedangkan BiLSTM membaca urutan kata dari arah maju dan mundur sehingga konteks kalimat dapat ditangkap lebih lengkap (Hochreiter dan Schmidhuber, 1997; Schuster dan Paliwal, 1997).

Kajian terdahulu (Tabel 1) menunjukkan bahwa kombinasi FastText dengan jaringan rekuren memberikan hasil yang baik pada berbagai tugas klasifikasi teks, misalnya deteksi sarkasme pada analisis

sentimen (Amalia dkk., 2024), deteksi emosi (Wangsajaya dkk., 2025), dan deteksi *phishing* surel (Rukiman dan Rahmatulloh, 2025). Pada domain promosi judi online, model dua arah terbukti lebih baik daripada model satu arah (Ammar dkk., 2025), dan model berbasis *transformer* maupun hibrida mencapai akurasi di atas 96% pada komentar YouTube (Sumihar dkk., 2025; Pratama dkk., 2025; Hidayat dkk., 2026).

Tabel 1. Ringkasan penelitian terdahulu yang relevan

Penelitian	Tugas dan data	Metode	Hasil utama
Amalia dkk. (2024)	Analisis sentimen dengan deteksi sarkasme	BiLSTM, FastText	Peningkatan sekitar 0,07–0,08 pada presisi, recall, F1, dan akurasi
Wangsajaya dkk. (2025)	Deteksi emosi, ±6.000 tweet berbahasa Indonesia	BiLSTM, FastText, Chi-Square	Akurasi 86,3% (LSTM 81,5%; SVM 73,8%)
Rukiman dan Rahmatulloh (2025)	Deteksi <i>phishing</i> surel, dataset publik	FastText, LSTM	Akurasi sekitar 92%
Liebenlito dkk. (2024)	Deteksi <i>clickbait</i> , 9.600 data latih	FastText	Akurasi sekitar 77%, F1 69%
Ammar dkk. (2025)	Spam promosi judi, komentar YouTube	LSTM, GRU, BiLSTM, BiGRU	BiGRU terbaik: akurasi 98%, F1 0,83
Sumihar dkk. (2025)	Promosi judi online, komentar YouTube	BERT–LSTM, <i>slang-aware embedding</i>	Akurasi 96%, F1 0,96
Pratama dkk. (2025)	Promosi judi online, 6.350 komentar	DistilBERT, DeBERTa	Akurasi 99,29% dan 99,84%; pembandingan SVM TF-IDF 99,89%
Hidayat dkk. (2026)	Spam judul ter- <i>obfuscate</i> , 6.000 komentar	IndoBERT, LinearSVC, hibrida	Akurasi 0,9978 (IndoBERT dan hibrida)
Marpaung dkk. (2026)	Aplikasi web moderasi komentar YouTube	IndoBERT pra-latih	Uji <i>black box</i> tujuh fitur diterima; tanpa metrik klasifikasi

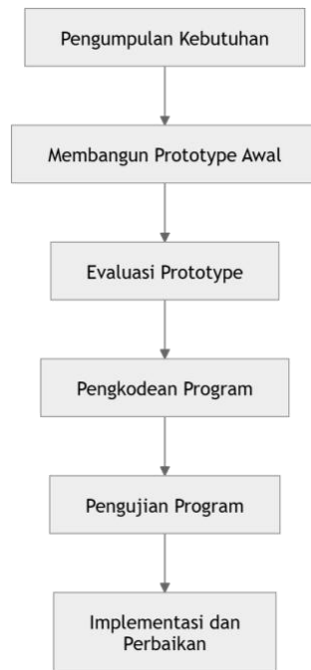
Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut menilai teks saja, padahal promosi judi terselubung sering disertai sinyal lain: tautan menuju domain judi, penyebutan sponsor atau afiliasi, dan gambar berisi teks promosi. Aplikasi moderasi yang telah dibangun (Marpaung dkk., 2026) memanfaatkan model pra-latih tanpa pelaporan metrik klasifikasi. Berdasarkan penelusuran literatur yang dilakukan penulis, penggabungan skor FastText–BiLSTM, kata kunci berbobot, analisis tautan, sponsor, dan gambar dalam satu keputusan terbobot yang dapat ditelusuri langkah demi langkah belum banyak dilaporkan untuk promosi judi online berbahasa Indonesia. Inilah kebaruan yang ditawarkan artikel ini.

Permasalahan penelitian dirumuskan sebagai berikut: bagaimana mendeteksi promosi judi online terselubung pada konten media sosial berbahasa Indonesia secara otomatis dengan memanfaatkan representasi FastText dan klasifikasi BiLSTM, serta seberapa baik kinerja awal sistem tersebut. Tujuan penelitian ini adalah (1) menerapkan FastText untuk representasi teks dan BiLSTM untuk memahami pola kalimat promosi judi online; (2) membangun sistem deteksi otomatis berbasis web yang menggabungkan skor teks, tautan, sponsor, dan gambar; serta (3) mengevaluasi kinerja awal sistem menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

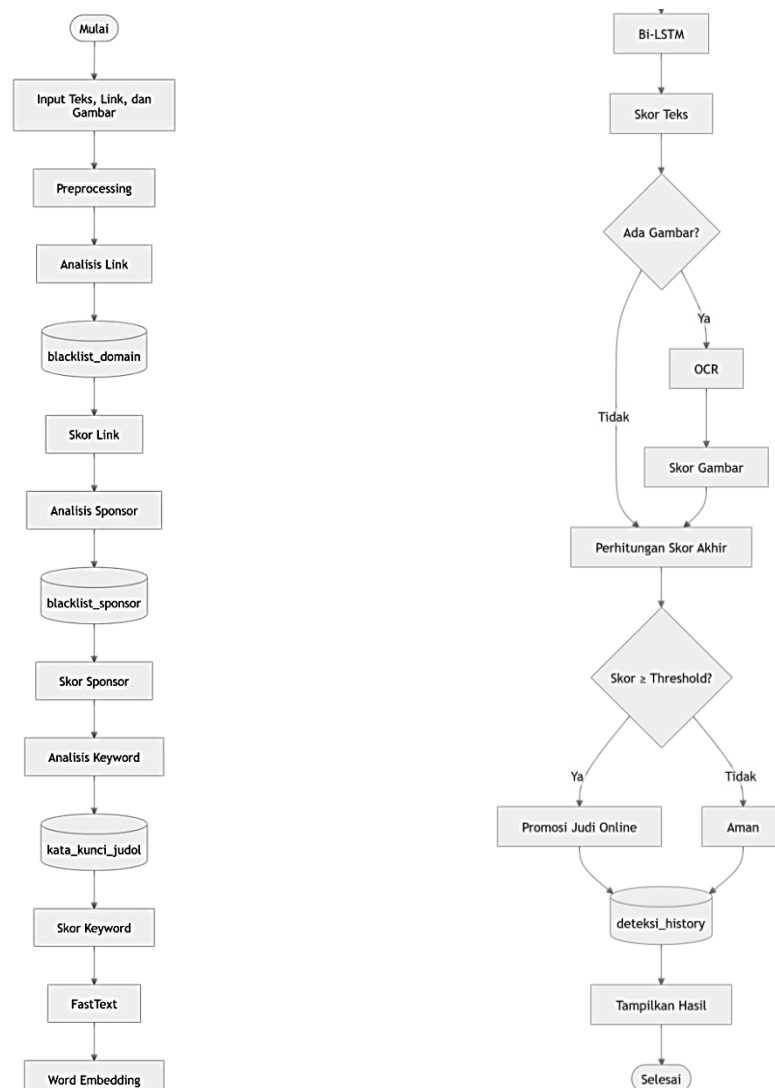
METODE

Desain penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan dua metode. Metode eksperimen digunakan untuk menguji kemampuan model klasifikasi teks, yaitu data dibagi menjadi data latih dan data uji agar kemampuan generalisasi dapat diukur dengan metrik klasifikasi. Metode rekayasa perangkat lunak digunakan untuk merancang, membangun, dan mengimplementasikan program deteksi dengan model Prototype (Pressman dan Maxim, 2020). Model ini terdiri atas enam tahap, yaitu pengumpulan kebutuhan, pembangunan prototipe awal, evaluasi prototipe, pengodean program, pengujian program, serta implementasi dan perbaikan, dan tahap-tahap tersebut dapat diulang hingga sistem stabil (Gambar 1). Keseluruhan alur penelitian disajikan pada Gambar 2.



Gambar 1. Tahapan pengembangan sistem dengan model Prototype



Gambar 2. Diagram alir (*flowchart*) alur penelitian: (a) bagian pertama; (b) bagian kedua

Data dan kamus kata kunci

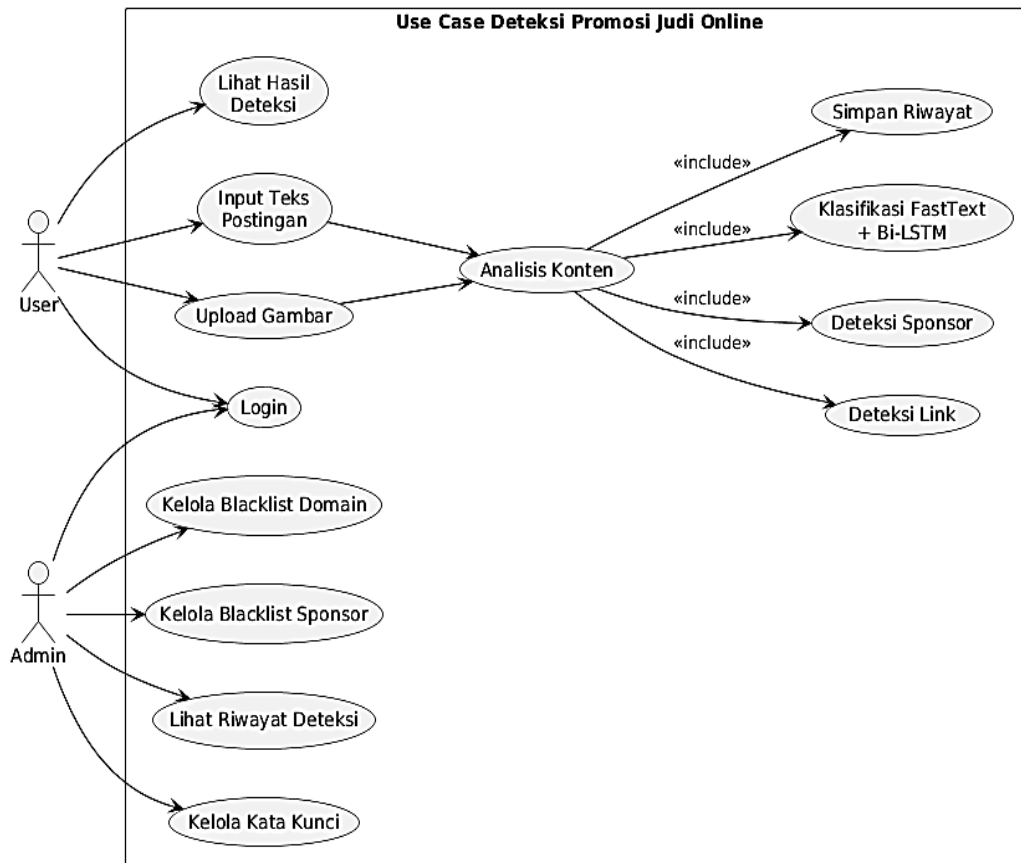
Subjek penelitian berupa unggahan media sosial berbahasa Indonesia yang terdiri atas kelas positif (promosi judi online) dan kelas negatif (konten biasa). Data dikumpulkan melalui observasi terhadap bentuk promosi judi yang beredar (pola bahasa, istilah, dan singkatan), studi literatur, dan dokumentasi, yaitu penyimpanan data yang telah diseleksi dan dilabeli beserta hasil pengujian. Selain model pembelajaran mesin, sistem memanfaatkan kamus kata kunci judi online berbobot yang dikelola pada basis data. Kamus awal memuat 62 kata kunci dalam tujuh kategori dengan bobot 1,0–1,5 (Tabel 2), sedangkan pada saat pengujian program mencocokkan teks dengan 173 kata kunci yang tersimpan pada basis data.

Tabel 2. Ringkasan kamus kata kunci awal

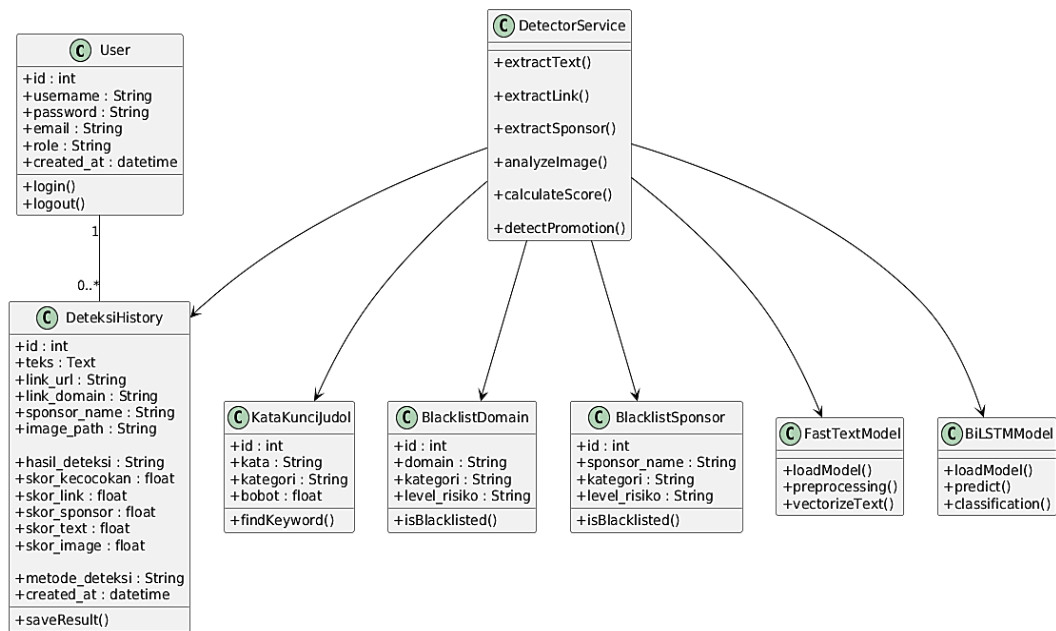
Kategori	Jumlah	Rentang bobot	Contoh kata kunci
Slot	15	1,0–1,5	slot, gacor, maxwin, scatter, free spin
Poker	7	1,4–1,5	poker, bandar, royal flush, texas holdem
Casino	7	1,3–1,5	casino, roulette, blackjack, baccarat
Sports betting	8	1,4–1,5	taruhan, parlay, odds, sportsbook
Promosi	9	1,2–1,5	bonus new member, cashback, deposit, freebet
Link	6	1,4–1,5	link alternatif, link slot, link gacor
Sponsor	10	1,2–1,5	sponsor, endorse, affiliate, referral
Total	62		

Lingkungan implementasi dan perancangan sistem

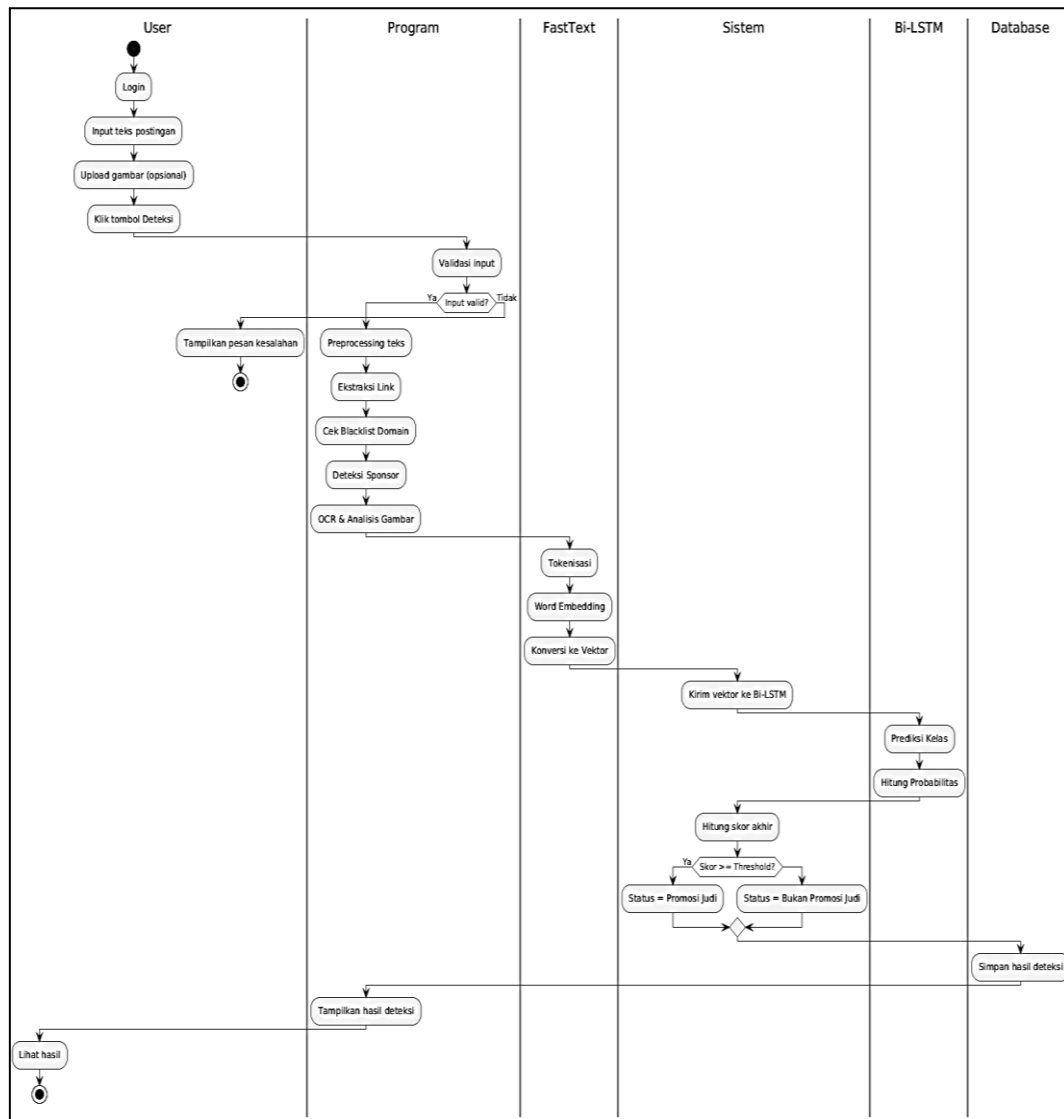
Sistem dikembangkan dengan bahasa Python 3.11 untuk pemrosesan teks dan model (TensorFlow/Keras untuk BiLSTM, pustaka FastText untuk representasi kata, NLTK dan Sastrawi untuk praproses bahasa Indonesia, serta scikit-learn untuk evaluasi), Tesseract OCR untuk ekstraksi teks dari gambar, dan aplikasi web dengan basis data MySQL. Perangkat keras minimum berupa prosesor Intel Core i5 generasi ke-8 atau AMD Ryzen 5, RAM 8 GB, dan SSD 256 GB. Basis data terdiri atas lima tabel, yaitu pengguna, kata kunci judul, *blacklist* domain, *blacklist* sponsor, dan riwayat deteksi. Perancangan sistem menggunakan *Unified Modeling Language* (UML) berupa *use case diagram* (Gambar 3), *class diagram* (Gambar 4), *activity diagram* (Gambar 5), dan *sequence diagram* (Gambar 6), serta rancangan antarmuka pada Gambar 7.



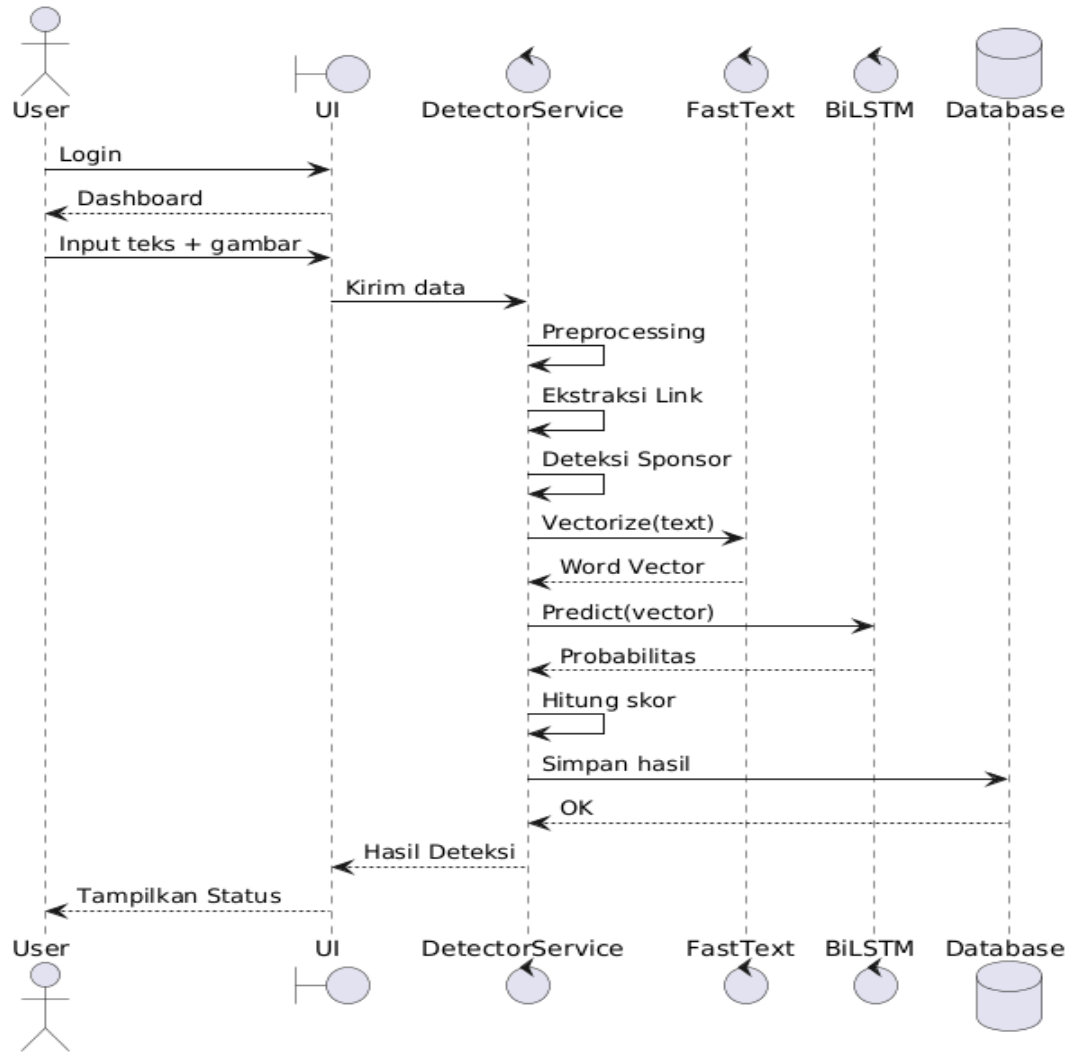
Gambar 3. *Use case diagram* sistem deteksi promosi judi online terselubung



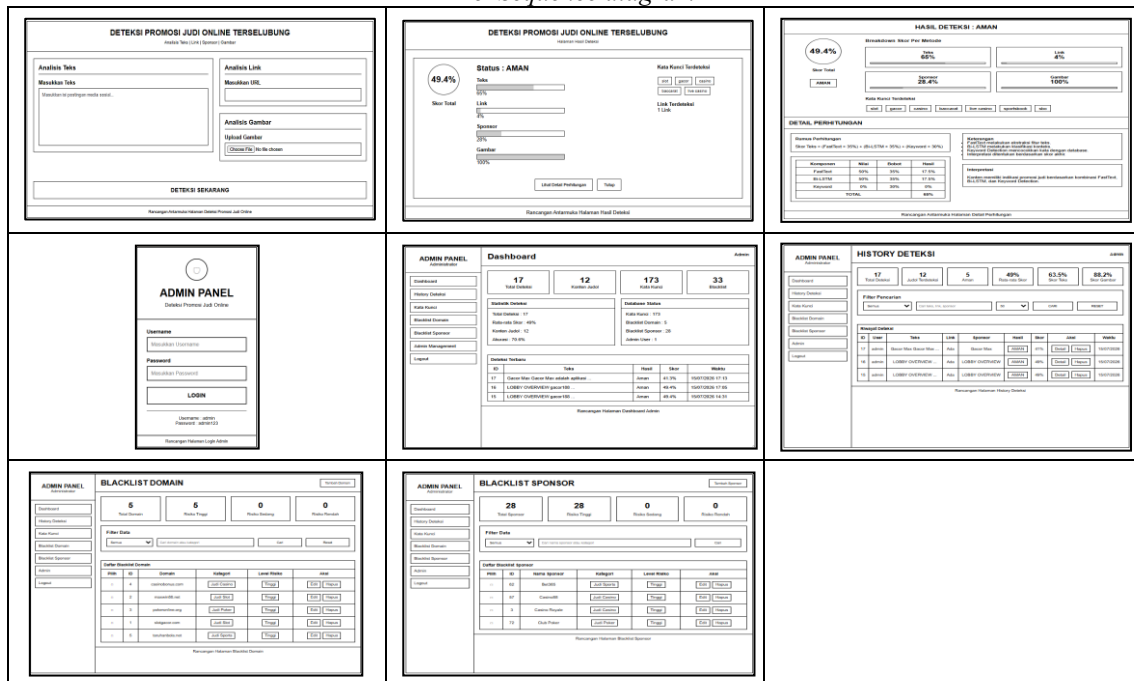
Gambar 4. *Class diagram* sistem



Gambar 5. *Activity diagram* sistem



Gambar 6. Sequence diagram sistem



Gambar 7. Rancangan antarmuka: (a) halaman awal; (b) hasil deteksi; (c) detail langkah dan perhitungan; (d) login admin; (e) dasbor admin; (f) riwayat deteksi; (g) kata kunci; (h) *blacklist* domain; (i) *blacklist* sponsor

Praproses dan model teks

Praproses menerapkan *case folding*, penghapusan karakter selain huruf, angka, dan spasi, serta normalisasi spasi berlebih (Persamaan 1). Tokenisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming* dirumuskan sebagai kebutuhan fungsional sistem.

$$T_c = \text{trim}(\text{regex}(\text{regex}(\text{lower}(T), [\text{^a-z0-9}\backslash\text{s}] \rightarrow " "), \backslash\text{s}+ \rightarrow " ")) \quad (1)$$

Setiap kata dan n-gram karakternya dipetakan menjadi vektor oleh FastText; vektor teks (v_T) diperoleh dari rata-rata vektor kata dan subkatanya, kemudian probabilitas label dihitung dengan fungsi *softmax* (Bojanowski dkk., 2017):

$$P(y | T) = \text{softmax}(W \cdot v_T) \quad (2)$$

Vektor kata selanjutnya diproses oleh BiLSTM dengan dua lapis LSTM berukuran 64 unit. Sel LSTM mengatur aliran informasi melalui *forget gate* (f_t), *input gate* (i_t), dan *output gate* (o_t) (Hochreiter dan Schmidhuber, 1997):

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

Pada BiLSTM, keluaran arah maju (h_t^f) dan arah mundur (h_t^b) digabungkan, lalu probabilitas kelas promosi diperoleh dari fungsi sigmoid (σ) pada keluaran akhir (h_{final}):

$$h_t = h_t^f + h_t^b, \quad P = \sigma(W \cdot h_{\text{final}} + b) \quad (7)$$

Skor kata kunci, tautan, sponsor, dan gambar

Skor kata kunci dihitung dari total bobot kata kunci yang terdeteksi dan dibatasi maksimum 1 (100%):

$$S_{kw} = \min(1, \sum w_i / 10) \quad (8)$$

Skor tautan dan skor sponsor masing-masing merupakan jumlah empat faktor dibagi lima. Faktor tautan adalah keberadaan domain pada *blacklist* (B), pola mencurigakan (P), penggunaan pemendek URL (U), dan domain baru (N); faktor sponsor adalah *blacklist*, kata kunci, pola, dan penyebutan langsung. Faktor gambar adalah dimensi (D), warna mencolok (W), teks hasil OCR (O), dan nama berkas (F). Bobot faktor tautan dan gambar disajikan pada Tabel 3.

$$S_{\text{link}} = (B + P + U + N) / 5 \quad (9)$$

$$S_{\text{sponsor}} = (B + K + P + L) / 5 \quad (10)$$

$$S_{\text{gambar}} = (D + W + O + F) / 5 \quad (11)$$

Tabel 3. Bobot faktor skor tautan dan skor gambar

Komponen	Faktor	Bobot	Keterangan
Tautan	Blacklist domain	+2,0	Domain terdaftar pada <i>blacklist</i>
Tautan	Pola mencurigakan	+1,0	URL memuat kata mencurigakan
Tautan	URL shortener	+1,5	Menggunakan pemendek URL
Tautan	Domain baru	+0,5	Ekstensi baru (.xyz, .club, dan sejenisnya)
Gambar	Dimensi besar	+0,8	Lebih dari 200.000 piksel
Gambar	Warna mencolok	+0,8	Warna cerah (merah, emas, kuning)
Gambar	Teks OCR	+1,5	Teks terdeteksi dari gambar
Gambar	Nama berkas	+0,5	Nama berkas mencurigakan

Skor teks merupakan gabungan keluaran FastText, BiLSTM, dan kata kunci. Skor total dihitung dari empat komponen berbobot, dan label "Judol terdeteksi" diberikan apabila skor total mencapai ambang 50%:

$$S_{\text{teks}} = 0,35 S_{\text{FT}} + 0,35 S_{\text{BiLSTM}} + 0,30 S_{kw} \quad (12)$$

$$S_{\text{total}} = 0,35 S_{\text{teks}} + 0,25 S_{\text{link}} + 0,20 S_{\text{sponsor}} + 0,20 S_{\text{gambar}} \quad (13)$$

$$\text{Label} = \text{Judol jika } S_{\text{total}} \geq 50\%; \text{ selain itu Aman} \quad (14)$$

Skema pengujian dan metrik evaluasi

Pengujian awal menggunakan 10 sampel, yaitu 5 sampel promosi judi online (kelas positif) dan 5 sampel konten aman (kelas negatif). Hasil prediksi dibandingkan dengan label untuk membentuk *confusion matrix* (TP, TN, FP, FN), kemudian dihitung akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* (Sokolova dan Lapalme, 2009):

$$\text{Akurasi} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (15)$$

$$\text{Presisi} = TP / (TP + FP) \quad (16)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (17)$$

$$F1\text{-score} = 2 \times \text{Presisi} \times \text{Recall} / (\text{Presisi} + \text{Recall}) \quad (18)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

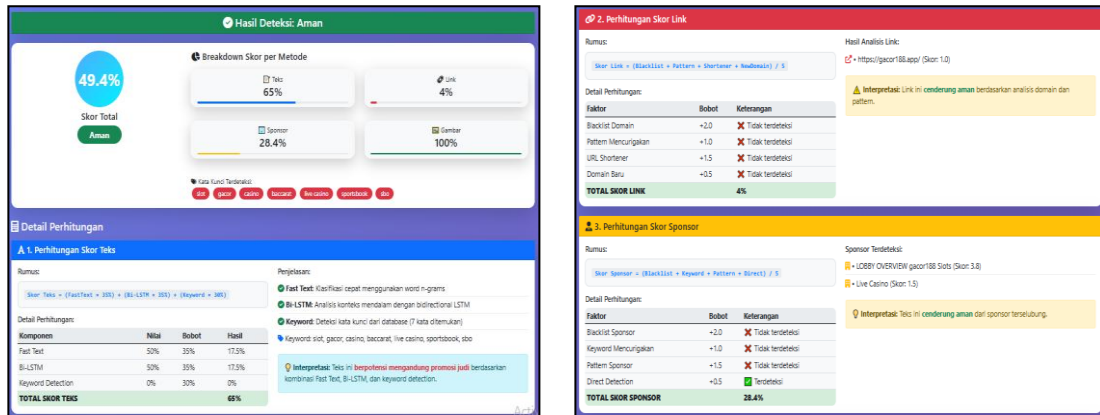
Implementasi sistem

Aplikasi dijalankan pada lingkungan lokal. Pada halaman awal (Gambar 8), pengguna memasukkan teks, tautan, dan/atau mengunggah gambar (JPG, PNG, atau GIF, maksimum 5 MB). Setelah data diisi (Gambar 9), tombol "Deteksi Sekarang" menampilkan hasil berupa skor total, label, skor per komponen, kata kunci yang terdeteksi, serta tombol untuk melihat detail perhitungan sepuluh langkah, membuka dasbor, dan mencetak hasil (Gambar 10). Dasbor (Gambar 11) menampilkan data deteksi yang pernah dilakukan, dan hasil dapat dicetak ke dalam berkas PDF (Gambar 12). Halaman admin yang dilindungi *login* (Gambar 13) menyediakan dasbor admin, riwayat deteksi, serta pengelolaan kata kunci, *blacklist* domain, dan *blacklist* sponsor, sehingga kamus dapat diperbarui mengikuti perubahan istilah promosi tanpa mengubah kode program.

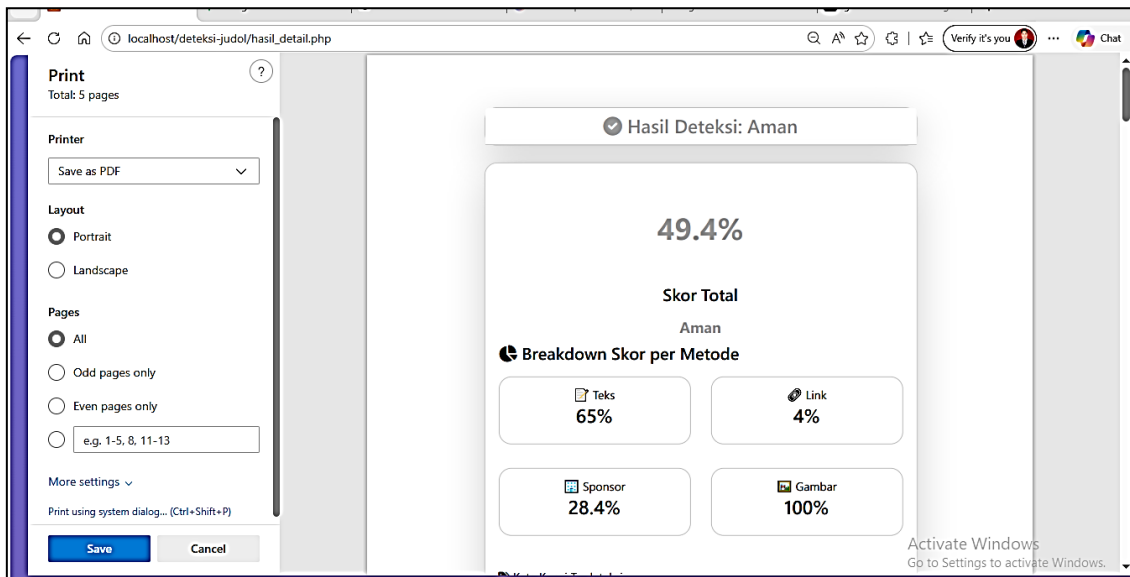
Gambar 8. Halaman awal program

Gambar 9. Tampilan setelah data teks, tautan, dan gambar dimasukkan

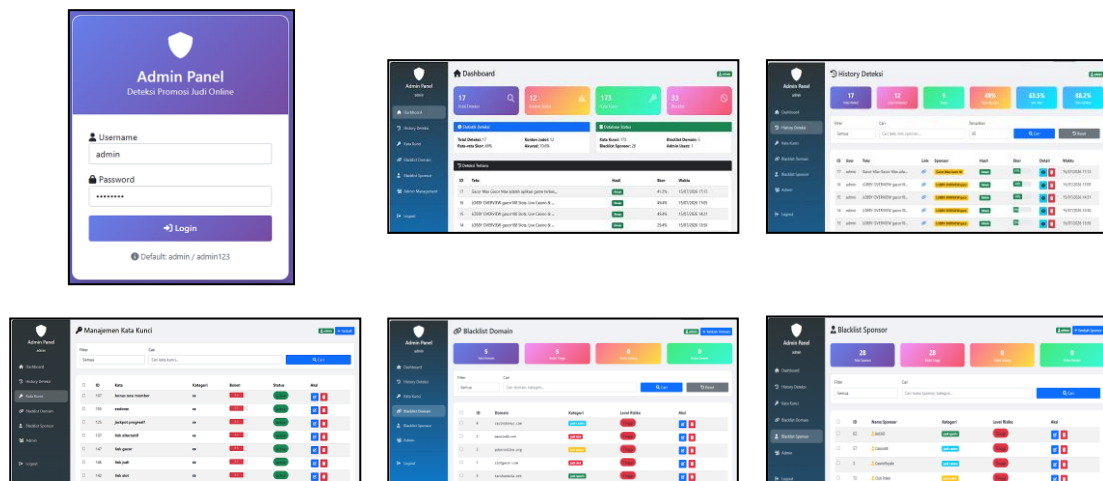
Gambar 10. Tampilan hasil deteksi



Gambar 11. Dasbor data deteksi: (a) bagian pertama; (b) bagian kedua



Gambar 12. Hasil cetak laporan deteksi



Gambar 13. Halaman admin: (a) login; (b) dasbor admin; (c) riwayat deteksi; (d) kata kunci; (e) blacklist domain; (f) blacklist sponsor

Alur deteksi sepuluh langkah

Setiap deteksi melalui sepuluh langkah yang rinciannya dapat dibuka pengguna pada halaman hasil (Tabel 4). Transparansi ini memungkinkan petugas moderasi menelusuri komponen yang paling berpengaruh pada suatu keputusan.

Tabel 4. Sepuluh langkah proses deteksi

Langkah	Proses	Keluaran
1	Inisialisasi: memuat model FastText dan BiLSTM, koneksi basis data, dan kamus kata kunci	Sistem siap
2	Praproses teks (Persamaan 1)	Teks bersih
3	Deteksi kata kunci berbobot (Persamaan 8)	S_{kw}
4	Klasifikasi FastText (Persamaan 2)	S_{FT}
5	Analisis konteks BiLSTM, dua lapis LSTM 64 unit (Persamaan 3–7)	S_{BiLSTM}
6	Analisis tautan dan domain: <i>blacklist</i> , pola, pemendek URL, domain baru (Persamaan 9)	S_{link}
7	Analisis sponsor: <i>blacklist</i> , kata kunci, pola, penyebutan langsung (Persamaan 10)	$S_{sponsor}$
8	Analisis gambar: OCR Tesseract, dimensi, warna, nama berkas (Persamaan 11)	S_{gambar}
9	Penggabungan skor berbobot (Persamaan 12 dan 13)	S_{total}
10	Keputusan dengan ambang 50% (Persamaan 14)	Judol/Aman

Hasil pengujian

Tabel 5 menyajikan hasil pengujian pada 10 sampel. Empat dari lima sampel promosi (sampel 2–5) terdeteksi sebagai Judol dengan skor total 72,3–85,6%, dan kelima sampel konten aman terklasifikasi Aman dengan skor 2,8–12,3%. Sampel 1 (teks dari sebuah situs judi) memperoleh skor 49,4% sehingga diklasifikasikan Aman dan menjadi *false negative*.

Tabel 5. Data uji dan hasil deteksi

No	Sampel teks	Sumber	Label	Skor total (%)	Prediksi	Hasil
1	"LOBBY OVERVIEW gacor188 Slots, Live Casino & Sportsbook"	Situs judi	Positif	49,4	Aman	Salah (FN)
2	"Dapatkan jackpot maxwin sekarang juga! Link di bio"	Media sosial	Positif	78,2	Judol	Benar (TP)
3	"Slot gacor hari ini, scatter dan wild melimpah"	Media sosial	Positif	85,6	Judol	Benar (TP)
4	"Parlay akurat 90%, gabung sekarang"	Media sosial	Positif	72,3	Judol	Benar (TP)
5	"Bonus new member 100% slot online"	Media sosial	Positif	81,5	Judol	Benar (TP)
6	"Belajar coding dari dasar sampai mahir"	Konten aman	Negatif	12,3	Aman	Benar (TN)
7	"Resep masakan nusantara yang lezat"	Konten aman	Negatif	8,7	Aman	Benar (TN)
8	"Tips dan trik untuk kesehatan mental"	Konten aman	Negatif	5,2	Aman	Benar (TN)
9	"Review film terbaru di bioskop"	Konten aman	Negatif	3,1	Aman	Benar (TN)
10	"Cara menanam sayur di pekarangan rumah"	Konten aman	Negatif	2,8	Aman	Benar (TN)

Berdasarkan Tabel 5 diperoleh TP = 4, FN = 1, TN = 5, dan FP = 0 (Tabel 6). Akurasi sebesar 9/10 = 90,0%, presisi 4/4 = 100%, *recall* 4/5 = 80,0%, dan *F1-score* 88,9%.

Tabel 6. *Confusion matrix* dan metrik evaluasi

Aktual \ Prediksi	Judol	Aman	Metrik	Nilai
Positif (promosi judi)	4 (TP)	1 (FN)	Akurasi	90,0%
Negatif (konten aman)	0 (FP)	5 (TN)	Presisi	100%
			<i>Recall</i>	80,0%
			<i>F1-score</i>	88,9%

Studi kasus: sampel 1

Sampel 1 diuraikan karena menjadi satu-satunya kesalahan klasifikasi. Teks dimasukkan bersama tautan <https://gacor188.app/> dan satu gambar berukuran 991×539 piksel. Tujuh kata kunci terdeteksi dengan total bobot 10,8 sehingga $S_{kw} = \min(1; 10,8/10) = 100\%$. FastText dan BiLSTM sama-sama menghasilkan skor netral 50%, sehingga skor teks = $(50\% \times 0,35) + (50\% \times 0,35) + (100\% \times 0,30) = 65\%$. Pada analisis tautan, domain tidak masuk *blacklist*, tidak memakai pemendek URL, dan bukan domain baru; hanya kata "gacor" pada domain yang menambah 0,2 sehingga skor tautan = $0,2/5 = 4\%$. Analisis sponsor memberi faktor penyebutan langsung +1,42 sehingga skor sponsor = $1,42/5 = 28,4\%$. Tabel 7 merangkum kontribusi setiap komponen sebagaimana ditampilkan aplikasi.

Tabel 7. Komponen skor total sampel 1 (keluaran aplikasi)

Komponen	Skor (%)	Bobot (%)	Kontribusi (%)
Teks	65,0	35	22,8
Tautan	4,0	25	1,0
Sponsor	28,4	20	5,7
Gambar	100,0	20	20,0
Total			49,4

Skor gambar yang ditampilkan aplikasi adalah 100%. Apabila dihitung ulang secara manual dari Tabel 3 ($0,8 + 0,8 + 1,5 + 0,5 = 3,6$; $3,6/5 = 72\%$), skor total menjadi $22,75 + 1,0 + 5,68 + 14,4 = 43,8\%$. Kedua nilai berada di bawah ambang 50% sehingga label akhir tidak berubah, tetapi perbedaan ini menandakan bahwa perhitungan skor gambar pada program perlu disinkronkan dengan spesifikasi.

Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem memisahkan kedua kelas dengan jelas pada sampel yang diuji: skor tertinggi konten aman (12,3%) jauh di bawah skor terendah promosi yang terdeteksi (72,3%). Presisi 100% berarti tidak ada konten aman yang salah ditandai, sifat yang penting pada moderasi konten karena kesalahan penandaan dapat merugikan pengguna sah. Sebaliknya, *recall* 80% menunjukkan masih adanya promosi yang lolos.

Kesalahan pada sampel 1 bukan disebabkan oleh lemahnya sinyal kata kunci, yang justru penuh (100%) dan menyumbang 30 dari 65 poin skor teks. Penyebabnya adalah penggabungan terbobot: keluaran netral FastText dan BiLSTM (masing-masing 50%) serta skor tautan dan sponsor yang rendah menekan skor total hingga 49,4%, hanya 0,6 poin di bawah ambang. Keluaran netral kedua model neural mengindikasikan bahwa model tidak memberikan informasi pembeda untuk teks tersebut; teks pada sampel 1 relatif panjang dan bercampur istilah berbahasa Inggris serta nama merek, yang dapat berada di luar pola data latih. Dugaan ini perlu dibuktikan melalui evaluasi komponen model secara terpisah. Perilaku serupa dilaporkan Fauzi dan Tanjung (2026) pada jurnal ini: sistem deteksi manipulasi citra berbasis skor terbobot (bobot ELA 0,2 dan histogram 0,8 dengan ambang 6,0) mencapai akurasi 71,81% pada 298 citra, yang memperlihatkan bahwa pemilihan bobot dan ambang sangat menentukan kinerja metode gabungan. Dengan demikian, kalibrasi bobot dan ambang menggunakan data validasi yang memadai, misalnya melalui kurva ROC, merupakan langkah penting; menurunkan ambang berdasarkan satu sampel saja tidak dapat dibenarkan.

Akurasi 90% pada penelitian ini tidak dapat dibandingkan langsung dengan akurasi 96–99% pada Tabel 1, karena penelitian-penelitian tersebut menguji ribuan komentar sedangkan penelitian ini hanya 10 sampel. Dengan sampel sekecil itu, satu kesalahan menggeser akurasi sepuluh poin persen, dan interval kepercayaan Wilson 95% untuk 9 dari 10 sampel benar adalah sekitar 59,6–98,2%. Pratama dkk. (2025) bahkan melaporkan bahwa pembandingan SVM dengan TF-IDF mencapai akurasi setara model *transformer* pada data komentar judi, sehingga pembandingan sederhana (hanya kata kunci, hanya FastText, hanya BiLSTM) sebaiknya disertakan agar kontribusi tiap komponen dapat dinilai.

Nilai tambah pendekatan ini terletak pada keterlacakan keputusan dan kemudahan pembaruan. Rincian sepuluh langkah memperlihatkan komponen yang mendorong suatu keputusan, dan petugas dapat menambah kata kunci atau *blacklist* tanpa melatih ulang model. Hal ini relevan karena promosi judi terus berganti istilah. Namun, praproses saat ini menghapus semua karakter di luar huruf, angka, dan spasi, sehingga penyamaran dengan karakter Unicode seperti yang dilaporkan Marpaung dkk. (2026) dan Hidayat dkk. (2026) belum tertangani; normalisasi Unicode perlu ditambahkan sebelum penghapusan karakter.

Keterbatasan

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan: (1) evaluasi hanya pada 10 sampel sehingga hasilnya bersifat awal; (2) kinerja komponen FastText dan BiLSTM secara terpisah pada korpus berlabel berskala besar belum dievaluasi; (3) bobot komponen dan ambang ditetapkan secara manual; (4) terdapat perbedaan antara skor gambar pada program dan perhitungan manual; (5) cakupan terbatas pada bahasa Indonesia dan pada gambar yang memuat teks yang dapat dibaca OCR.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah merancang dan mengimplementasikan algoritma fusi fitur tekstur GLCM (kontras). Penelitian ini membangun sistem deteksi promosi judi online terselubung berbasis web yang menggabungkan representasi FastText dan klasifikasi BiLSTM dengan skor kata kunci, tautan, sponsor, dan gambar dalam satu keputusan terbobot dengan ambang 50%. Pada pengujian awal terhadap 10 sampel, sistem mencapai akurasi 90%, presisi 100%, *recall* 80%, dan *F1-score* 88,9%; satu promosi tidak terdeteksi karena skor totalnya 49,4%, sedikit di bawah ambang. Keputusan yang dapat ditelusuri dan kamus yang mudah diperbarui menjadi kelebihan pendekatan ini, tetapi ukuran sampel yang kecil membuat hasil belum dapat digeneralisasi.

Penelitian lanjutan disarankan untuk (1) mengevaluasi FastText dan BiLSTM pada korpus berlabel yang lebih besar dan beragam platform, termasuk pembandingan dan uji ablasi per komponen; (2) mengkalibrasi bobot dan ambang dengan data validasi; (3) menambahkan normalisasi Unicode untuk menangani penyamaran huruf; (4) membandingkan dengan IndoBERT atau model bahasa besar; (5) menyelaraskan perhitungan skor gambar dengan spesifikasi; dan (6) mengintegrasikan sistem ke layanan pemantauan media sosial secara waktu nyata.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, atas dukungan selama penelitian dan penulisan artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Amalia, J., Matondang, D. F., Hutajulu, G. E. M., & Hasibuan, A. (2024). Impact of sarcasm detection on sentiment analysis using Bi-LSTM and FastText. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 14(4), 353–362. <https://doi.org/10.21456/vol14iss4pp353-362>
- Ammar, M. Z., Putra, R. E., & Yamasari, Y. (2025). Deep learning-based detection of online gambling promotion spam in Indonesian YouTube comments. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(6). <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i6.11240>
- Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., & Mikolov, T. (2017). Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5, 135–146. https://doi.org/10.1162/tacl_a_00051
- Fauzi, M. D., & Tanjung, M. A. P. (2026). Deteksi manipulasi citra bukti struk pembayaran uang kuliah menggunakan metode error level analysis dan histogram color shift berbasis web. *Indonesian Journal of Multidisciplinary Scientific Studies*, 4(6), 431–439. <https://doi.org/10.33151/ijomss.v4i6.1130>
- Hidayat, D. B., Chamid, A. A., & Jazuli, A. (2026). Implementasi model hybrid IndoBERT-LinearSVC untuk deteksi spam judul obfuscated pada komentar YouTube. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 22(3), 820–833. <https://doi.org/10.35889/progresif.v22i3.3914>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Investortrust. (2024, 6 November). *PPATK sebut transaksi perputaran dana judi online capai Rp 283 triliun di 2024*. <https://investortrust.id/national/46651/ppatk-sebut-transaksi-perputaran-dana-judi-online-capai-rp-283-triliun-di-2024>
- Liebenlito, M., Yesinta, A. A., & Musti, M. I. S. (2024). Deteksi clickbait pada judul berita online berbahasa Indonesia menggunakan FastText. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 5(1), 56–62. <https://doi.org/10.52158/jacost.v5i1.655>
- Marpaung, F. F., Nugraha, H. B., & Ridwan, T. (2026). Rancang bangun aplikasi web untuk moderasi komentar judi online pada YouTube menggunakan model IndoBERT. *Jurnal Rekayasa Komputasi Terapan*, 6(1). <https://newjournal.unindra.ac.id/index.php/JRKT/article/download/1144/260/3393>
- Pratama, H. M., Wijayakusuma, I. G. N. L., & Widiastuti, R. S. (2025). Comparison of online gambling promotion detection performance using DistilBERT and DeBERTa models. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(6), 3716–3725. <https://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC/article/view/11293>

- Pratama, R., & Irvan. (2026). Implementasi convolutional neural network berbasis word embedding untuk klasifikasi pertanyaan chatbot. *Indonesian Journal of Multidisciplinary Scientific Studies*, 4(6), 535–545. <https://doi.org/10.33151/ijomss.v4i6.1142>
- Pressman, R. S., & Maxim, B. R. (2020). *Software engineering: A practitioner's approach* (9th ed.). McGraw-Hill Education.
- Rukiman, S. H., & Rahmatulloh, A. (2025). Evaluasi efektivitas penggunaan FastText embedding dan LSTM networks dalam deteksi phishing email. *Faktor Exacta*, 18(2), 194–200. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v18i2.26769>
- Schuster, M., & Paliwal, K. K. (1997). Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(11), 2673–2681. <https://doi.org/10.1109/78.650093>
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427–437. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>
- Sumihar, Y. P., Lase, K. J. D., & Lase, J. H. (2025). Pengembangan model deep learning dengan slang-aware embeddings untuk deteksi promosi judi online. *JUTISI: Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 14(3), 1479–1487. <https://doi.org/10.35889/jutisi.v14i3.3226>
- Wangsajaya, Y. H. D., Setyowati, E., & Wibowo, A. (2025). Deteksi emosi teks X berbahasa Indonesia menggunakan Bi-LSTM dengan seleksi fitur Chi-Square. *Jurnal Algoritma*, 22(2), 546–555. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-2.2658>