ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK DETEKSI VISUAL SITUS JUDI ONLINE

Gusti Ngurah Senja Ghautama✉, Agus Adi Putrawan, Made Pasek Agus Ariawan
Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: senjaghautama2004@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp554-564

ABSTRACT

Online gambling poses a serious cyber threat in Indonesia, causing financial, social, and psychological impacts on society. According to PPATK's 2025 annual report, the circulation of online gambling funds reached IDR 286.84 trillion throughout 2025, with 12.3 million depositors recorded, despite declining from the previous year due to government intervention. The rapid emergence of new domains renders blacklist-based blocking ineffective. URL and text-content detection methods are also vulnerable to obfuscation, whereas visual characteristics of web pages remain more consistent and harder to manipulate. This study implements a Convolutional Neural Network (CNN) for detecting online gambling sites based on visual analysis of web pages. The novelty lies in a custom CNN architecture with four convolutional blocks for binary visual classification of gambling pages, without relying on URL patterns or text content. The dataset consists of 2,188 web page screenshots collected via Selenium-based crawling, split 70:15:15 for training, validation, and testing. Preprocessing includes resizing images to 216x384 pixels and data augmentation. The CNN architecture employs four convolutional blocks (Conv2D, Batch Normalization, ReLU, and Max Pooling), followed by GlobalAveragePooling2D, Dense layers, and Dropout. Testing achieved 97.27% accuracy with a precision, recall, and F1-score of 0.97, demonstrating the strong potential of this visual CNN approach for automated online gambling site detection.
Keyword: Online Gambling, Visual Detection, Deep Learning, CNN, Image Classification.

ABSTRAK

Perjudian online merupakan ancaman siber serius di Indonesia yang berdampak finansial, sosial, dan psikologis bagi masyarakat. Berdasarkan laporan PPATK, perputaran dana judi online sepanjang 2025 mencapai Rp286,84 triliun dengan 12,3 juta orang melakukan deposit, meski telah menurun dari tahun sebelumnya berkat intervensi pemerintah. Tingginya kemunculan domain baru membuat pendekatan pemblokiran berbasis blacklist tidak efektif. Metode deteksi berbasis URL dan konten teks rentan terhadap obfuskasi, sedangkan tampilan visual halaman web bersifat lebih konsisten dan sulit dimanipulasi. Penelitian ini mengimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi situs judi online berbasis analisis visual halaman web. Kebaruan penelitian ini adalah arsitektur CNN kustom dengan empat blok konvolusi untuk klasifikasi visual biner halaman perjudian tanpa bergantung pada pola URL atau konten teks. Dataset terdiri atas 2.188 citra tangkapan layar yang dikumpulkan menggunakan library Selenium, dibagi dengan rasio 70:15:15 untuk data latih, validasi, dan uji. Preprocessing mencakup resizing citra menjadi 216x384 piksel dan augmentasi data. Arsitektur CNN terdiri dari empat blok konvolusi (Conv2D, Batch Normalization, ReLU, Max Pooling), diikuti GlobalAveragePooling2D, Dense layer, dan Dropout. Hasil pengujian mencapai akurasi 97,27% dengan precision, recall, dan F1-score masing-masing 0,97, membuktikan potensi pendekatan CNN visual sebagai solusi deteksi otomatis situs judi online.
Kata Kunci: Perjudian Online, Deteksi Visual, Deep Learning, CNN, Klasifikasi Citra.

PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi informasi saat ini diiringi dengan peningkatan perbuatan ilegal di ruang siber, salah satunya adalah fenomena perjudian *online* yang terus menjadi ancaman serius di Indonesia. Berdasarkan Catatan Capaian Strategis PPATK Tahun 2025, perputaran dana judi *online* sepanjang 2025 mencapai Rp286,84 triliun dalam 422,1 juta transaksi, dengan 12,3 juta orang tercatat melakukan deposit melalui berbagai kanal keuangan (PPATK, 2026). Perjudian *online* juga mendominasi 47,49% dari seluruh laporan transaksi keuangan mencurigakan (LTKM) yang diterima PPATK sepanjang 2025. Meskipun nilainya menurun sekitar 20% dari Rp359,81 triliun pada tahun 2024 berkat intervensi pemerintah, skala ancaman ini masih sangat besar dan terus

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

merusak kondisi finansial, sosial, dan psikologis masyarakat(Rohmah & Khodijah, 2024; Yapis Jayapura, 2024).

Tantangan utama dalam pemberantasan judi *online* adalah tingginya jumlah situs ilegal yang terus bermunculan. Kementerian Komunikasi dan Digital (Kemkomdigi) mencatat telah memblokir lebih dari 2,087 juta konten perjudian sepanjang 2025, dan secara akumulatif memutus akses terhadap 3,452 juta situs perjudian sejak Oktober 2024 hingga Mei 2026 (Kemkomdigi, 2026). Meskipun demikian, upaya pemblokiran berbasis *blacklist* terbukti kurang efektif karena operator situs judi *online* dengan mudah mendaftarkan domain baru untuk menggantikan domain yang diblokir, sehingga proses pemeliharaan dan pembaruan daftar memerlukan biaya dan waktu yang sangat besar.

Selain pemblokiran berbasis daftar hitam (blacklist), metode deteksi otomatis berbasis pengenalan pola URL (URL-based) dan analisis konten teks (content-based) juga lazim digunakan. Sayangnya, metode deteksi berbasis URL sangat rentan terhadap teknik obfuskasi, di mana pengembang situs ilegal dapat secara otomatis menghasilkan variasi domain acak atau menggunakan layanan penyingkat URL (URL shortener). Serupa dengan hal tersebut, pendekatan berbasis konten teks sering kali dikelabui melalui teknik penyembunyian teks (text cloaking) atau memuat konten secara dinamis menggunakan JavaScript, sehingga mesin perayap (crawler) gagal membaca kata kunci perjudian. Sebaliknya, tampilan visual antarmuka (interface) halaman web bersifat jauh lebih konsisten dan sulit dimanipulasi tanpa merusak fungsionalitas serta pengalaman pengguna (user experience). Oleh karena itu, pendekatan deteksi berbasis karakteristik visual menjadi solusi yang lebih tangguh dan persisten dibandingkan analisis berbasis teks maupun URL.

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan berbasis *Deep Learning* telah banyak dipakai pada berbagai tugas klasifikasi citra dikarenakan potensinya guna mempelajari fitur-fitur pada citra secara otomatis dari data visual. Contoh dari metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mampu melakukan ekstraksi pola dan fitur visual dengan cara hierarkis melalui lapisan konvolusi sehingga menghasilkan performa yang baik pada tugas klasifikasi citra (Zhao et al., 2024). Berdasarkan kemampuan tersebut, penelitian ini mengusulkan implementasi CNN untuk mendeteksi konten perjudian *online* berdasarkan tampilan visual situs web.

KAJIAN LITERATUR

Penelitian Pendahuluan

Dalam penyusunan penelitian ini, penulis melakukan tinjauan terhadap beberapa literatur dan studi terdahulu yang relevan dengan topik deteksi situs ilegal, klasifikasi berbasis web, dan penerapan algoritma *Deep Learning*. Tinjauan ini bertujuan untuk memetakan perkembangan metode yang telah ada serta mengidentifikasi celah penelitian (*research gap*) yang akan dilengkapi oleh penelitian ini.

Penelitian oleh Simanjuntak dan Muhammad (2025) yang berjudul "Analisis Perb*and*ingan Algoritma SVM dan CNN dalam Mendeteksi *Website* Judi *Online*" membandingkan performa metode *Support Vector Machine* (SVM) berbasis teks dengan CNN berbasis citra dalam mendeteksi situs judi *online*. Hasil riset memperlihatkan bahwasanya CNN mempunyai performa yang lebih baik ketika mengenali karakteristik visual situs web dan lebih stabil terhadap variasi tampilan dibandingkan metode berbasis teks. Namun, penelitian tersebut berfokus pada perbandingan algoritma dan belum membahas implementasi model CNN untuk klasifikasi visual halaman situs secara utuh (Simanjuntak & Muhammad, 2025).

Penelitian lain dilakukan oleh Yang et al. (2021) melalui studi berjudul *Phishing Website Detection Based on Deep Convolutional Neural Network and Random Forest Ensemble Learning*. Penelitian tersebut menerapkan kombinasi CNN dan *Random Forest* untuk mendeteksi situs *Phishing* berdasarkan karakteristik URL dan tampilan halaman web. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam proses klasifikasi situs web. Meskipun demikian, objek penelitian masih terbatas pada situs *Phishing* dan menggunakan pendekatan *Ensemble Learning* yang berbeda dengan penelitian ini yang berfokus pada klasifikasi visual situs judi *online* menggunakan arsitektur CNN tunggal (R. Yang et al., 2021).

Penelitian lain dilakukan oleh Wen et al. (2024) melalui studi berjudul *MEDAL: A Multimodality-Based Effective Data Augmentation Framework for Illegal Website Identification*. Penelitian tersebut mengembangkan pendekatan berbasis Deep Learning multimodal untuk mengidentifikasi situs web ilegal dengan memanfaatkan informasi visual dan karakteristik halaman web. Hasil riset memperlihatkan bahwasanya metode yang diusulkan sanggup menambahkan akurasi identifikasi situs ilegal dengan cara signifikan. Namun, penelitian tersebut tidak secara khusus berfokus pada klasifikasi situs judi *online* dan menggunakan pendekatan multimodal yang berbeda dengan penelitian ini yang menerapkan CNN untuk

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

klasifikasi visual halaman situs judi *online* secara utuh (Wen et al., 2024).

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Mahmud dan Wirawan (2024) yang mengusulkan metode deteksi situs *phishing* menggunakan algoritma *Machine Learning* dan ekstraksi fitur URL. Walaupun mampu mencapai klasifikasi yang efektif, pendekatan ini memiliki kelemahan mendasar karena sangat rentan terhadap manipulasi pola domain yang sering dilakukan oleh pengembang situs ilegal, serta tidak mempertimbangkan tata letak visual situs sama sekali (Mahmud & Wirawan, 2024).

Penelitian oleh Windarni et al. (2023) menerapkan kombinasi algoritma *Machine Learning* untuk mendeteksi ancaman situs web berdasarkan sekuens karakter dan konten teks. Meskipun menghasilkan nilai akurasi yang memadai, model tersebut masih mengandalkan ekstraksi fitur tekstual yang rentan terhadap teknik pengelabuan seperti text cloaking, berbeda dengan penelitian ini yang murni mengevaluasi citra tangkapan layar sehingga kebal terhadap manipulasi struktur kode sumber (Aprelia Windarni et al., 2023).

Dalam literatur klasifikasi citra modern, berbagai arsitektur *Deep Learning* tingkat lanjut seperti ResNet (*Residual Network*), EfficientNet, *Vision Transformer* (ViT), dan MobileNet sering kali menjadi standar evaluasi. Arsitektur berskala besar seperti ResNet dan EfficientNet mampu mengekstraksi fitur kompleks dengan akurasi maksimal, sedangkan *Vision Transformer* menawarkan mekanisme self-attention global, dan MobileNet dioptimalkan untuk komputasi pada perangkat berdaya rendah. Akan tetapi, implementasi arsitektur pre-trained dengan parameter masif (seperti ResNet, EfficientNet, atau ViT) membutuhkan daya komputasi GPU dan alokasi memori yang sangat besar, sehingga kurang efisien jika diterapkan pada sistem pemantauan berskala masif yang menuntut inferensi cepat. Meskipun MobileNet lebih ringan, performanya sering kali bergantung pada resolusi citra standar yang ketat. Oleh karena itu, pendekatan yang dipilih adalah membangun arsitektur CNN kustom secara mandiri (*from scratch*). Pemilihan arsitektur kustom ini bertujuan untuk membuktikan bahwa fitur visual situs judi *online* dapat diklasifikasikan dengan tingkat akurasi tinggi menggunakan struktur model yang jauh lebih ringkas dan beban komputasi yang ringan, tanpa harus bergantung pada kompleksitas arsitektur skala besar.

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Peneliti & Tahun	Metode	Dataset	Hasil	Keterbatasan
Simanjuntak & Muhammad (2025)	SVM (teks) & CNN (gambar)	Visual dan teks situs judi *online*	CNN lebih stabil dari SVM terhadap variasi tampilan web.	Fokus pada perbandingan algoritma
Yang et al. (2021)	*Deep* CNN & *Random Forest*	Pola URL & visual halaman *Phishing*	Akurasi deteksi mencapai 99,35%.	Objek penelitian bukan situs judi *online*
Wen et al. (2024)	*Deep Learning Multimodal (MEDAL)*	Dataset situs web ilegal	Meningkarkan akurasi identifikasi situs ilegal	Tidak secara khusus mengklasifikasikan situs judi *online*
Mahmud & Wirawan	*Machine Learning*	*Phising* URL	Deteksi *Phising* yang efektif	Sangat rentan terhadap obfuskasi URL, tidak memakai fitur visual.
Windarni et al. (2023)	*Filter Machine Learning*	Teks & URL situs asli dan berbahaya	Mengidentifikasi ancaman berbasis text	Rentan terhadap teknik penyembunyian teks(*text cloaking*).
Penelitian ini	CNN (Gambar)	Visual berupa tangkapan gambar web	Akurasi deteksi mencapai 97,27%	Klasifikasi terbatas pada dua kategori (judi dan n*on*-judi)

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa metode CNN memiliki potensi yang baik guna memahami pola visual pada halaman web. Akan tetapi, hampir seluruh riset masih memiliki fokus terhadap pada perbandingan algoritma, deteksi situs *Phishing*, atau deteksi objek tertentu pada halaman web. Penelitian yang secara khusus menerapkan CNN untuk melakukan klasifikasi visual halaman situs judi *online* secara utuh (*whole-page classification*) masih relatif memiliki keterbatasan.

Maka dari itu, riset ini mengimplementasikan arsitektur CNN untuk melakukan deteksi visual situs judi *online* berdasarkan citra tangkapan layar halaman web. Model yang dibangun bertujuan untuk mengklasifikasikan halaman web ke dalam kategori

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

situs judi *online* dan non-judi berdasarkan karakteristik visual yang dimiliki masing-masing halaman.

Karakteristik Visual dan Manipulasi Antarmuka

Pada penelitian ini, halaman web direpresentasikan dalam bentuk citra tangkapan layar (*screenshot*) sehingga karakteristik visual yang terdapat pada tampilan halaman dapat digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi berbasis citra. Dalam beberapa tahun terakhir, *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menjadi salah satu metode deep learning yang paling banyak digunakan pada tugas klasifikasi citra. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya untuk mengekstraksi fitur secara otomatis tanpa membutuhkan *feature engineering* secara manual. Melalui beberapa lapisan transformasi fitur, CNN mampu membentuk representasi yang semakin abstrak dan kompleks, dimulai dari fitur sederhana seperti tepi hingga pola objek tingkat tinggi, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang unggul pada berbagai aplikasi pengolahan citra (Rangel et al., 2024; Zhao et al., 2024).

Pengolahan Citra Digital (*Digital Image Processing*)

Pengolahan citra digital ialah metode pengolahan citra yang mempunyai tujuan perbaikan mutu citra supaya tidak sulit dilakukan interpretasi oleh manusia ataupun mesin komputer yang berwujud foto ataupun gambar bergerak (Sains dan Teknologi et al., 2021).

Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra ialah proses pengelompokan citra ke dalam kelas khusus berlandaskan atas karakteristik visual yang dimiliki. Pada penelitian ini citra akan dikelompokkan menjadi situs judi dan situs non-judi (klasifikasi biner). Seiring perkembangan *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN) atas bagian dari teknik yang dominan pada tugas klasifikasi citra karena mampu melakukan ekstraksi fitur dengan cara otomatis tanpa membutuhkan proses rekayasa fitur manual seperti pada metode tradisional (Chen et al., 2021).

Deep Learning

Deep Learning merupakan cabang dari *Machine Learning* yang menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan bertingkat dalam untuk mempelajari representasi fitur secara otomatis dari data dalam jumlah besar (Wira Andika et al., 2025). Kemampuan ini memungkinkan sistem untuk mengungkap pola kompleks seperti bentuk dan tekstur pada citra tanpa memerlukan rekayasa fitur manual. Salah satu arsitektur *Deep Learning* yang paling banyak diterapkan pada tugas klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network.*

***Convolutional Neural Network* (CNN)**

Convolutional Neural Network ialah arsitektur jaringan saraf tiruan yang banyak dipakai pada tugas klasifikasi citra (Rangel et al., 2024). CNN mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui operasi konvolusi sehingga berbagai karakteristik penting pada citra dapat dipelajari tanpa memerlukan proses *feature engineering* secara manual (Zhao et al., 2024). Melalui beberapa lapisan transformasi fitur, representasi data secara bertahap diubah menjadi fitur yang lebih abstrak dan informatif sehingga meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi citra (Rangel et al., 2024; Zhao et al., 2024).

Preprocessing

Preprocessing data merupakan tahap penting dalam pengembangan model klasifikasi citra karena performa model sangat dipengaruhi oleh kualitas dan kesesuaian data masukan. Tahap ini dilakukan untuk memastikan dataset telah memenuhi spesifikasi input model *Convolutional Neural Network* (CNN), seperti ukuran citra, format warna, serta struktur pembagian data. Pada penelitian ini, proses *Preprocessing* meliputi pembuatan struktur direktori, pembagian dataset, konversi format warna, *resizing*, normalisasi, dan augmentasi data (Ashurov et al., 2024).

Augmentasi Data

Augmentasi data pada dasarnya adalah suatu teknik memperbanyak variasi data latih secara artifisial dengan cara memodifikasi data secara acak selama *training*. Tujuan dilaksanakannya augmentasi data ini yakni guna menambahkan variasi serta kecukupan data pelatihan. Data yang telah di augmentasi mampu dianggap sebagai data yang diambil dari distribusi yang mirip dengan distribusi aslinya. Dengan demikian, data augmentasi dapat merepresentasikan karakteristik yang lebih komprehensif (S. Yang et al., 2023)

Evaluasi Model

Evaluasi model klasifikasi bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data ke dalam kelas yang sesuai berdasarkan hasil prediksi. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix yang menghasilkan empat komponen True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False

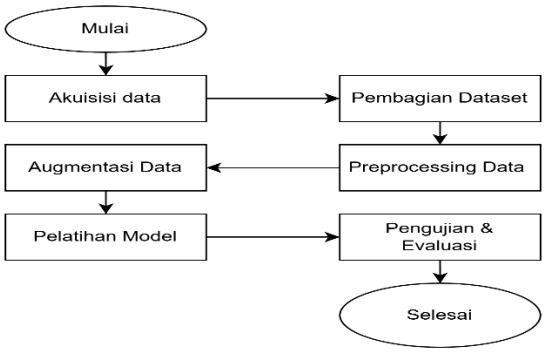
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Negative (FN) sebagai dasar perhitungan metrik *accuracy*, precision, recall, dan F1-score (Zeng, 2025)

METODE PENELITIAN

Riset ini bertujuan untuk membangun model deteksi visual situs judi *online* memakai metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Berikut gambaran alur penelitian ini.



Gambar 1. Bagan Alur Penelitian

Dapat dilihat dalam Gambar 1 proses riset dimulai dari pengumpulan dataset, pembagian dataset menjadi 2 kelas, *Preprocessing* data, augmentasi data, pelatihan model CNN, hingga evaluasi performa model.

Akuisisi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra tangkapan 558atas (screenshot) halaman web yang terdiri atas dua kategori, yaitu situs judi *online* dan situs non-judi *online*. Pengumpulan data dilakukan melalui proses *crawling* otomatis menggunakan 558atasa pemrograman Python dengan memanfaatkan library Selenium WebDriver. Selenium digunakan untuk mengendalikan peramban secara otomatis, mengakses setiap URL yang telah ditentukan, dan mengambil tangkapan 558atas dari tampilan penuh halaman utama masing-masing situs.

Daftar domain yang dijadikan sumber data diperoleh melalui penelusuran manual di internet. Untuk kategori situs judi *online*, domain dikumpulkan dari berbagai sumber referensi terbuka yang mencantumkan 558atasa situs perjudian yang aktif. Untuk kategori situs non-judi, domain dipilih dari berbagai situs web umum seperti portal berita, e-commerce, 558atasan 558atasan558an, dan situs pemerintahan yang secara jelas tidak mengandung konten perjudian.

Proses pemberian label (labeling) dilakukan secara langsung selama proses *crawling* berlangsung. Citra yang berasal dari domain judi *online* secara otomatis disimpan ke dalam direktori berlabel 'judi', sedangkan citra dari domain non-judi disimpan ke dalam direktori berlabel 'non-judi'. Dengan demikian, label kelas setiap citra ditentukan berdasarkan kategori domain sumbernya yang telah diverifikasi sebelum proses *crawling* dimulai. Perlu dicatat bahwa proses pelabelan dalam penelitian ini tidak melalui validasi ahli secara formal. Verifikasi dilakukan secara mandiri oleh peneliti melalui pemeriksaan visual terhadap daftar domain sebelum proses *crawling*. Keterbatasan ini diakui sebagai salah satu 558atasan penelitian dan disarankan untuk ditangani pada penelitian selanjutnya melalui pelibatan validator ahli.

Total dataset yang berhasil dikumpulkan sebanyak 2.188 citra yang terdiri atas 1.094 citra situs judi *online* dan 1.094 citra situs non-judi *online*. Karakteristik dataset yang digunakan dalam penelitian ini dipaparkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Karakteristik Dataset

Karakteristik	Keterangan
Sumber Data	Tangkapan layar halaman web
Instrumen	Google Chrome
Resolusi Citra	1366 × 768
Kelas	Judi dan non-Judi
Jumlah Citra Judi	1.094
Jumlah Citra non-Judi	1.094
Total Citra	2.188
Format Citra	PNG
Jenis Data	Citra Digital

Berdasarkan Tabel 2, dataset yang digunakan merupakan dataset klasifikasi citra biner *(binary image classification*) yang terdiri atas dua kelas, yaitu situs judi *online* dan situs non-judi *online*.

Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan guna mempersiapkan dataset sebelum dipakai pada proses pelatihan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Sejumlah tahapan yang dilakukan meliputi:

(a) Konversi Format Warna: Seluruh citra dikonversi ke format RGB untuk memastikan keseragaman jumlah kanal warna pada setiap data.
(b) Resizing Citra: Ukuran citra diseragamkan menjadi 216 × 384 piksel menggunakan metode *padding* supaya data memiliki dimensi yang sama tanpa mengubah rasio aspek citra.
(c) Pembagian Dataset: Dataset digolongkan atas tiga kelompok data, yakni data latih (*training* set), data

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

validasi (*validation* set), serta data uji (*testing* set) dan memiliki rasio 70:15:15.

(d) Finalisasi Data: Dataset yang telah melalui proses *Preprocessing* berikutnya dipakai selaku masukan dalam tahapan augmentasi data serta pelatihan model CNN.

Augmentasi Data

Augmentasi data dilakukan dalam data latih (*training* set) guna menambahkan variasi data serta membantu model ketika menjalankan generalisasi terhadap data yang belum pernah diketahui sebelumnya (Alomar et al., 2023). Proses augmentasi dilakukan menggunakan *library* TensorFlow Keras melalui kelas ImageDataGenerator.

Tahapan augmentasi yang diterapkan meliputi: (a) Normalisasi Data nilai piksel citra dinormalisasi menggunakan metode rescaling dengan faktor 1/255 alhasil rentang nilai piksel mengalami perubahan dari 0 - 255 menjadi 0 - 1; (b) Zooming - transformasi zoom diterapkan untuk menghasilkan variasi ukuran objek pada citra; (c) Rotasi - transformasi rotasi diterapkan pada citra dengan sudut tertentu untuk menghasilkan variasi orientasi objek; (d) Horizontal Flip - citra dibalik secara horizontal untuk menambah variasi data pelatihan.

Pemodelan CNN

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), arsitektur *Deep Learning* yang mampu mengekstraksi fitur visual secara hierarkis melalui lapisan konvolusi (Zhao et al., 2024). Model dibangun menggunakan *framework* TensorFlow Keras dengan arsitektur *Sequential*.

Setiap blok konvolusi tersusun atas lapisan Conv2D dengan kernel 3×3, *Batch Normalization*, aktivasi ReLU, dan *MaxPooling* 2×2. Jumlah filter pada masing-masing blok ditingkatkan dengan cara bertahap dari 32, 64, 128 sampai 256 untuk mmpermudah model mempelajari fitur visual dari yang sederhana hingga abstrak. *GlobalAveragePooling*2D dipilih menggantikan *Flatten* guna menghasilkan representasi fitur yang lebih kompak serta menurunkan risiko *overfitting*.

Dalam tahapan klasifikasi, hasil ekstraksi fitur dilanjutkan ke lapisan *Dense* sejumlah 256 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU dan *Dropout* sebesar 0,3. Selanjutnya ditambahkan lapisan *Dense* kedua sebanyak 64 neuron yang juga menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan *Dropout* sebesar 0,2. Lapisan keluaran terdiri atas satu neuron tanpa fungsi aktivasi (linear *output*) yang memberikan nilai logits untuk klasifikasi biner. Ringkasan arsitektur disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Arsitektur Model CNN

Lapisan	Konfigurasi	*Output Range*
Conv2D + BN + ReLU	32 filter, 3×3	216×384×32
*MaxPooling*2D	2×2	108×192×32
Conv2D + BN + ReLU	64 filter, 3×3	108×192×64
*MaxPooling*2D	2×2	54×96×64
Conv2D + BN + ReLU	128 filter, 3×3	54×96×128
*MaxPooling*2D	2×2	27×48×128
Conv2D + BN + ReLU	256 filter, 3×3	27×48×256
*MaxPooling*2D	2×2	13×24×256
*GlobalAveragePooling*2D	–	256
Dense + ReLU + *Dropout*(0.3)	256 neuron	256
Dense + *Dropout*(0.2)	64 neuron	64
Dense (*output*)	1 neuron, logits	1

Model dilakukan kompilasi memakai *optimizer* Adam dengan *Learning* rate 1×10^{-4} dan fungsi *loss* *BinaryCrossentropy*(*from_logits=True*). Pelatihan dilakukan hingga 60 epoch dengan *batch size* 32. Untuk mengoptimalkan proses pelatihan, diterapkan tiga callback, yaitu *EarlyStopping* (*patience* = 10), *ModelCheckpoint* untuk menyimpan bobot terbaik, dan ReduceLROnPlateau yang mengurangi *Learning* rate sejumlah faktor 0,5 jikalau val*_loss* stagnan selama 3 epoch secara berkelanjutan.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilaksanakan guna menilai kemampuan model CNN ketika melakukan pengklasifikasian citra halaman web ke dalam kategori situs judi dan non-judi. Proses evaluasi menggunakan data uji (*test set*) sejumlah 15% dari jumlah dataset yang tidak pernah diketahui model sepanjang pelatihan. Metrik evaluasi yang dipakai mencakup atas *accuracy, precision, recall, dan F1-score* yang dihitung berdasarkan *Confusion matrix*. Metrik-metrik evaluasi yang digunakan dihitung menggunakan persamaan

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

berikut:

Accuracy: persentase total prediksi yang benar (baik positif ataupun negatif) dibandingkan terhadap semua data.

$$Accuracy = \frac{(\mathrm{TP} + \mathrm{TN})}{(\mathrm{TP} + \mathrm{TN} + \mathrm{FP} + \mathrm{FN})}$$

Precision: tingkat kesesuaian model guna melakukan identifikasi situs judi *online* dari semua situs yang diprediksi sebagai judi oleh sistem.

$$\mathrm{Precision} = \frac{\mathrm{TP}}{(\mathrm{TP} + \mathrm{FP})}$$

Recall: kemampuan model guna mendapatkan akses dan mendeteksi kembali semua situs judi *online* yang ditemukan pada dataset.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1-*Score*: nilai rerata harmonik yang menyeimbangkan antara presisi dengan *recall*, memberi gambaran performa model secara keseluruhan.

$$\mathrm{F1-Score} = 2\,\mathrm{x}\,\frac{\mathrm{Precision} \times Recall}{\mathrm{Precision} + Recall}$$

Prediksi kelas diperoleh dari keluaran model berupa nilai logits yang kemudian dikonversi menjadi kelas biner menggunakan nilai ambang (*threshold*) tertentu sebelum dibandingkan dengan label sebenarnya. Hasil prediksi kemudian daripada label asli untuk memberikan hasil berupa *Confusion matrix* dan laporan klasifikasi menggunakan *library* Scikit-learn. Keempat metrik evaluasi dihitung menggunakan Persamaan (1) hingga (4).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil *Preprocessing* Data

Pada tahapan *Preprocessing*, seluruh citra hasil akuisisi data dipersiapkan sebelum dipakai pada proses pelatihan model CNN. Dataset yang dipakai mencakup 2.188 citra yang terbagi seimbang ke dalam dua kelas, yakni 1.094 citra situs judi *online* dan 1.094 citra situs non-judi *online*. Seluruh citra dikonversi ke format RGB dan dilakukan resizing menjadi 216 × 384 piksel menggunakan metode *padding* untuk menyeragamkan dimensi masukan model. Dataset setelah itu digolongkan atas data latih, data validasi, serta data uji dengan rasio 70:15:15.

Tabel 4. Distribusi Dataset

Dataset	Persentase	Judi	Non-Judi
Data Latih	*70%*	*765*	*765*
Data Validasi	*15%*	*164*	*164*
Data Uji	*15%*	*165*	*165*
Total	*100%*	*1.094*	*1.094*

Berdasarkan Tabel 4, diperoleh 1.530 citra guna proses pelatihan, 328 citra guna validasi, serta 330 citra guna tes model. Komposisi data yang seimbang pada setiap kelas bertujuan untuk mengurangi bias model terhadap salah satu kategori.

Hasil Augmentasi Data

Augmentasi data diterapkan pada data latih menggunakan kelas ImageDataGenerator dari TensorFlow Keras. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi normalisasi nilai piksel (rescaling), zooming, rotasi, dan horizontal flip. Tujuan augmentasi adalah meningkatkan variasi data pelatihan sehingga model sanggup menjalankan generalisasi secara lebih baik terhadap data yang belum pernah diketahui sebelumnya.

Penerapan augmentasi menghasilkan variasi tampilan citra tanpa mengubah karakteristik utama dari masing-masing kelas. Dengan demikian, model memperoleh lebih banyak variasi pola visual selama proses pelatihan sehingga risiko *overfitting* dapat dikurangi.

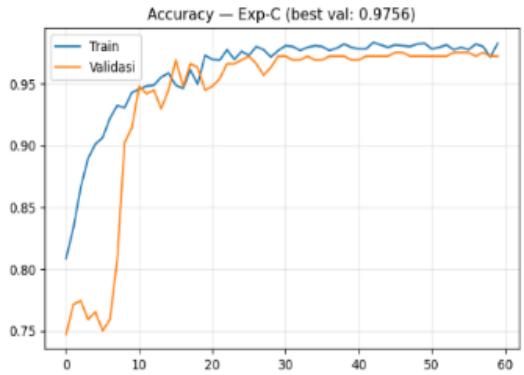
Hasil Pelatihan

Model CNN dilatih memakai *optimizer* Adam dengan *Learning* rate sejumlah 1×10^{-4} serta fungsi *loss* BinaryCrossentropy (from_logits=True). Proses pelatihan dilakukan hingga maksimum 60 epoch dengan memanfaatkan callback *EarlyStopping*, *ModelCheckpoint*, dan ReduceLROnPlateau.

Berdasarkan hasil pelatihan, model terbaik didapatkan dalam *epoch* ke-55 dengan nilai *validation accuracy* sebesar 97,56% dan *validation loss* sebesar 0,0685. Grafik perkembangan *accuracy* dan *loss* selama proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 2 dan Gambar 3.

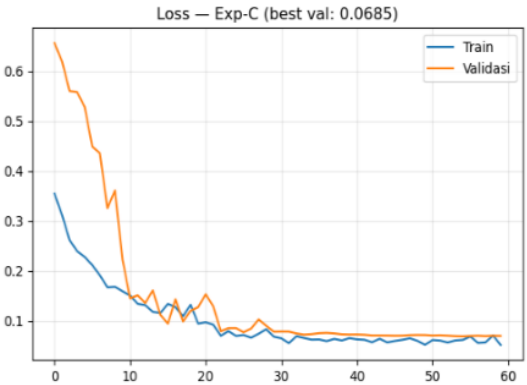
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)



Gambar 2. Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi

Berdasarkan Gambar 2, nilai *accuracy* pada data latih meningkat secara konsisten dari sekitar 80% pada awal pelatihan hingga mencapai lebih dari 98% pada akhir pelatihan. *Accuracy* dalam data validasi juga menunjukkan tren peningkatan yang serupa dan mencapai nilai terbaik sebesar 97,56%. Selisih yang relatif kecil antara *accuracy* data latih serta data validasi memperlihatkan bahwasanya model mempunyai kemampuan generalisasi yang baik dan tidak ditemukan *overfitting* secara signifikan.

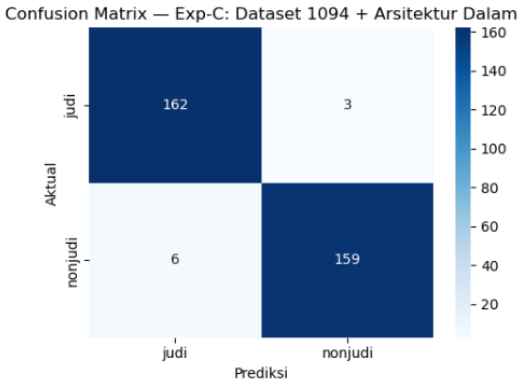


Gambar 3. Grafik *Loss* Pelatihan dan Validasi

Berdasarkan Gambar 3, nilai *loss* dalam data latih serta data validasi mengalami penurunan yang stabil selama proses pelatihan. Nilai *validation loss* terbaik yang diperoleh adalah 0,0685 pada epoch ke-55. Penurunan nilai *loss* yang diikuti dengan peningkatan *accuracy* menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari karakteristik visual yang membedakan situs judi *online* dan situs non-judi *online* secara efektif.

Hasil Evaluasi

Evaluasi dilaksanakan data uji sejumlah 330 citra yang mencakup atas 165 citra situs judi *online* dan 165 citra situs non-judi *online*. Pengukuran performa dilaksanakan memakai *Confusion matrix* dan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan F1-Score.



Gambar 4. *Confusion matrix* Hasil Evaluasi

Berdasarkan *Confusion matrix* pada Gambar 4, model berhasil mengklasifikasikan 162 citra situs judi *online* dan 159 citra situs non-judi *online* dengan benar. Sementara itu, terdapat 3 citra situs judi *online* yang salah dilakukan pengklasifikasian selaku non-judi (*False Negative*) dan 6 citra situs non-judi *online* yang salah diklasifikasikan sebagai judi (*False Positive*). Jumlah kesalahan klasifikasi yang relatif kecil memperlihatkan bahwasanya model mampu membedakan kedua kategori berdasarkan karakteristik visual halaman web dengan baik. Hasil pengukuran performa model ditunjukkan dalam Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai
Accuracy	*97,27%*
Precision	*0,97*
Recall	*0,97*
F1-Score	*0,97*

Berdasarkan Tabel 5, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 97,27%. *Accuracy* dipakai guna menilai proporsi prediksi yang benar dari seluruh data uji, mencakup kelas judi ataupun non-judi. Metrik tersebut diukur karena memberikan gambaran umum performa model secara menyeluruh dan menjadi indikator yang representatif pada dataset penelitian ini yang memiliki distribusi kelas seimbang, sehingga nilai *accuracy* tidak terdistorsi oleh bias kelas mayoritas. Nilai 97,27% memberi indikasi bahwasanya hampir seluruh citra dalam data uji berhasil dilakukan pengklasifikasian secara benar dan tingkat kesalahan klasifikasi yang terjadi tergolong rendah, baik pada kelas judi *online* maupun non-judi.

Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas judi *online,* yaitu persentase prediksi positif yang benar-benar

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

merupakan situs perjudian. Metrik ini sangat krusial untuk dievaluasi karena dalam konteks pengenalan citra, kesalahan berupa *false Positive* (situs non-judi yang keliru dideteksi sebagai judi) berisiko menyebabkan kesalahan pelabelan dan misklasifikasi terhadap situs web umum yang legal. Pencapaian nilai *precision* sebesar 0,97 mengindikasikan bahwa dari setiap 100 situs yang diprediksi oleh model sebagai judi, sekitar 97 di antaranya secara akurat tergolong sebagai situs perjudian. Hasil ini membuktikan bahwa arsitektur CNN yang diimplementasikan memiliki tingkat *false Positive* yang sangat rendah, sehingga model sangat dapat diandalkan untuk meminimalkan potensi kesalahan deteksi terhadap situs-situs non-judi.

Recall dipakai guna menilai kemampuan model guna memperoleh kembali semua situs judi yang terdapat pada data uji. Metrik ini diukur karena kesalahan berupa *False Negative* (situs judi yang tidak terdeteksi) merupakan risiko utama pada sistem deteksi. Nilai *recall* sebesar 0,97 berarti model mampu mendeteksi sekitar 97% situs judi yang ada dalam data uji. Hasil ini memperlihatkan bahwasanya model mempunyai cakupan deteksi yang tinggi dan hanya melewatkan sebagian kecil situs judi yang sebenarnya ada.

F1-Score digunakan guna melakukan penyeimbangan nilai *precision* serta *recall* melalui perhitungan rata-rata harmonik Metrik ini diukur karena *precision* dan *recall* sering memiliki hubungan trade-off, sehingga F1-Score dibutuhkan untuk menilai apakah model konsisten pada kedua sisi secara bersamaan. Nilai F1-Score sejumlah 0,97 yang setara dengan nilai *precision* serta *recall* mengindikasikan bahwasanya model tidak ditemukan ketimpangan performa pada salah satu metrik. Hasil ini memperlihatkan bahwasanya model memiliki keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi dan kelengkapan deteksi, sehingga sesuai untuk diterapkan pada sistem deteksi otomatis situs judi *online*.

Tabel 6. Classification Report

Kelas	*Precision*	*Recall*	F1-Score
Judi	*0,96*	*0,98*	*0,97*
Non-Judi	*0,98*	*0,96*	*0,97*

Berdasarkan Tabel 6 hasil classificati*on* report menunjukkan bahwa kelas judi *online* memperoleh nilai *precision* sebesar 0,96, *recall* sebesar 0,98, dan F1-Score sebesar 0,97. Sementara itu, kelas non-judi memperoleh nilai *precision* sejumlah 0,98, *recall* sejumlah 0,96, serta F1-Score sejumlah 0,97. Nilai *recall* yang tinggi dalam kelas judi *online* mengindikasikan bahwasanya model sanggup menyelidiki hampir seluruh situs judi *online* dengan tingkat kesalahan yang rendah.

Dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu pada domain deteksi situs ilegal berbasis visual, capaian akurasi 97,27% dalam penelitian ini berada pada tingkat yang kompetitif. Yang et al. (2021) melaporkan akurasi sebesar 99,35% pada tugas deteksi situs *phishing* dengan menggabungkan deep CNN dan Random Forest dalam pendekatan ensemble learning; namun penelitian tersebut memanfaatkan fitur tambahan berbasis pola URL di samping fitur visual, dan dikembangkan untuk domain *phishing* yang secara karakteristik berbeda dari situs perjudian *online*. (Simanjuntak & Muhammad, 2025) yang secara spesifik meneliti deteksi situs judi *online* menemukan bahwa CNN menunjukkan stabilitas lebih tinggi dibandingkan SVM terhadap variasi tampilan web; akan tetapi, penelitian tersebut belum mengimplementasikan *pipeline* klasifikasi visual halaman situs secara menyeluruh sebagaimana yang dilakukan dalam penelitian ini. (Wen et al., 2024) mengusulkan pendekatan multimodal (MEDAL) yang menggabungkan berbagai modalitas data untuk identifikasi situs ilegal dan mencatat peningkatan akurasi yang signifikan, namun dengan kompleksitas arsitektur dan kebutuhan data yang jauh lebih tinggi. Dengan menggunakan arsitektur CNN kustom yang relatif sederhana dan berbasis analisis visual halaman web saja—tanpa fitur tambahan dari URL atau teks—penelitian ini mampu mencapai akurasi 97,27%, yang menunjukkan bahwa fitur visual halaman web sudah mencukupi sebagai sumber informasi yang andal untuk klasifikasi situs judi *online*.

Terdapat beberapa faktor yang diidentifikasi berkontribusi terhadap capaian performa model yang tinggi dalam penelitian ini. Pertama, keseimbangan kelas dataset yang sempurna (1.094 citra per kelas) menjamin bahwa model tidak mengalami bias belajar terhadap salah satu kategori, sehingga nilai precision dan recall pada kedua kelas tetap seimbang. Kedua, penerapan augmentasi data—meliputi zooming, rotasi, dan horizontal flip—memperkaya variasi citra latih secara artifisial dan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi tampilan visual situs yang belum pernah ditemui sebelumnya. Ketiga, penggunaan Batch Normalization pada setiap blok konvolusi mempercepat konvergensi pelatihan dan menstabilkan distribusi aktivasi antar lapisan, sehingga proses pembelajaran berlangsung lebih efisien. Keempat, pilihan GlobalAveragePooling2D sebagai pengganti lapisan Flatten secara efektif mereduksi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

jumlah parameter pada bagian fully-connected sehingga risiko overfitting berkurang. Kelima, penambahan Dropout dengan nilai 0,3 dan 0,2 pada lapisan Dense memberikan efek regularisasi tambahan yang memperkuat kemampuan generalisasi model. Keenam, peningkatan jumlah filter secara bertahap dari 32, 64, 128, hingga 256 pada tiap blok konvolusi memungkinkan model mempelajari representasi visual dari tingkat sederhana (tepi, tekstur) hingga pola abstrak yang lebih kompleks secara hierarkis. Adapun 9 kesalahan klasifikasi yang tersisa (dari 330 data uji) kemungkinan besar disebabkan oleh kemiripan visual antara sejumlah situs non-judi—seperti situs hiburan, gaming, atau portal taruhan olahraga legal—dengan situs judi *online*, maupun oleh keterbatasan tangkapan layar statis yang tidak merekam konten halaman yang bersifat dinamis atau memerlukan interaksi pengguna.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu melakukan klasifikasi visual halaman web secara efektif. Capaian akurasi 97,27% dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang konsisten sebesar 0,97 menegaskan bahwa pendekatan berbasis analisis visual halaman web menggunakan arsitektur CNN kustom merupakan solusi yang layak dan andal untuk mendeteksi situs perjudian *online* secara otomatis.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi situs judi *online* berdasarkan karakteristik visual halaman web. Model yang dibangun menggunakan empat blok konvolusi dengan kombinasi Conv2D, Batch Normalization, ReLU, dan MaxPooling2D, serta didukung teknik augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 330 data uji, model memperoleh akurasi sebesar 97,27%, precision sebesar 0,97, recall sebesar 0,97, dan F1-score sebesar 0,97. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan situs judi *online* dan non-judi secara efektif berdasarkan tampilan visualnya.

Kontribusi ilmiah dari penelitian ini adalah pembuktian bahwa arsitektur CNN yang dibangun secara kustom tanpa bergantung pada pola URL, konten teks, atau arsitektur kompleks—mampu mencapai performa tinggi dalam deteksi visual situs judi *online*. Penelitian ini melengkapi penelitian terdahulu yang berfokus pada deteksi berbasis teks atau URL, dengan menunjukkan bahwa fitur visual halaman web merupakan sumber informasi yang andal untuk klasifikasi konten ilegal. Selain itu, penelitian ini juga menyediakan *pipeline* lengkap dari pengumpulan data berbasis *crawling* hingga klasifikasi CNN yang dapat diadaptasi untuk penelitian serupa di masa mendatang.

Implikasi praktis dari penelitian ini antara lain: (1) model yang dikembangkan berpotensi diintegrasikan ke dalam sistem pemantauan otomatis Kementerian Komunikasi dan Digital (Kemkomdigi) sebagai lapisan deteksi berbasis visual guna mempercepat proses identifikasi situs judi *online*; (2) pendekatan berbasis tangkapan layar yang digunakan dapat diterapkan sebagai mekanisme verifikasi tambahan dalam sistem pemblokiran yang sudah berjalan; dan (3) *pipeline crawling*-klasifikasi yang dibangun dapat diadaptasi untuk mendeteksi kategori konten ilegal lainnya.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan penambahan variasi dataset yang lebih luas dan beragam, membandingkan performa dengan arsitektur deep learning yang lebih modern seperti ResNet, EfficientNet, atau *Vision Transformer*, menerapkan proses validasi label oleh ahli untuk meningkatkan kualitas dataset, serta mengembangkan model ke dalam bentuk sistem atau ekstensi peramban yang dapat melakukan deteksi secara real-time.

DAFTAR PUSTAKA

Alomar, K., Aysel, H. I., & Cai, X. (2023). Data Augmentation in Classification and Segmentation: A Survey and New Strategies. *Journal of Imaging*, *9*(2). https://doi.org/10.3390/jimaging9020046

Aprelia Windarni, V., Ferdita Nugraha, A., Tri Atmaja Ramadhani, S., Anisa Istiqomah, D., Mahananing Puri, F., & Setiawan, A. (2023). Deteksi website phishing menggunakan teknik filter pada model machine learning. In *Information System Journal (INFOS), 6*(1).

Ashurov, A. Y., Al-Gaashani, M. S. A. M., Samee, N. A., Alkanhel, R., Atteia, G., Abdallah, H. A., & Saleh Ali Muthanna, M. (2024). Enhancing plant disease detection through deep learning: a Depthwise CNN with squeeze and excitation integration and residual skip connections. *Frontiers in Plant Science*, *15*. https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1505857

Chen, L., Li, S., Bai, Q., Yang, J., Jiang, S., & Miao, Y. (2021). Review of image classification algorithms based on convolutional neural networks. In *Remote Sensing* (Vol. 13, Number 22). MDPI. https://doi.org/10.3390/rs13224712

Kemkomdigi. (2026). *Kemkomdigi blokir 3,45 juta situs judi online*. ANTARA News.

Mahmud, A. F., & Wirawan, S. (2024). *Deteksi Phishing Website menggunakan Machine Learning Metode Klasifikasi Phishing Website Detection using Machine Learning Classification Method.* (Vol. 13, Number 4). http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

PPATK. (2026). *Catatan Capaian Strategis PPATK Tahun 2025*. www.ppatk.go.id

Rangel, G., Cuevas-Tello, J. C., Nunez-Varela, J., Puente, C., & Silva-Trujillo, A. G. (2024). A Survey on Convolutional Neural Networks and Their Performance Limitations in Image Recognition Tasks. In *Journal of Sensors* (Vol. 2024). Hindawi Limited. https://doi.org/10.1155/2024/2797320

Rohmah, Y., & Khodijah, K. (2024). Resiko dan dampak sosial judi dan pinjaman online pada remaja. *Dimensia: Jurnal Kajian Sosiologi*, *13*(1), 85–92. https://doi.org/10.21831/dimensia.v13i1.66871

Sains dan Teknologi, J., Jumadi, J., & Sartika, D. (2021). *Pengolahan citra digital untuk identifikasi objek menggunakan metode hierarchical agglomerative clustering.*

Simanjuntak, N., & Muhammad, A. H. (2025). Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN dalam Mendeteksi Website Judi Online Berdasarkan Konten Teks. *Bulletin of Computer Science Research*, *5*(4), 361–371. https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v5i4.586

Wen, L., Zhang, M., Wang, C., Guo, B., Ma, H., Xue, P., Ding, W., & Zheng, J. (2024). MEDAL: A Multimodality-Based Effective Data Augmentation Framework for Illegal Website Identification. *Electronics (Switzerland)*, *13*(11). https://doi.org/10.3390/electronics13112199

Wira Andika, A., Nurhakim, L., Andas, N. H., Denpasar, U. M., Baitul, M., & Sambas, Q. (2025). Penggunaan deep learning untuk memprediksi kinerja akademik dan memberi dukungan yang tepat bagi siswa using deep learning to predicte academic performance and provide appropriate support for students. *Sibatik Journal*, *4*(7). https://doi.org/10.54443/sibatik.v4i7.3152

Yang, R., Zheng, K., Wu, B., Wu, C., & Wang, X. (2021). Phishing website detection based on deep convolutional neural network and random forest ensemble learning. *Sensors*, *21*(24). https://doi.org/10.3390/s21248281

Yang, S., Xiao, W., Zhang, M., Guo, S., Zhao, J., & Shen, F. (2023). *Image Data Augmentation for Deep Learning: A Survey*. http://arxiv.org/abs/2204.08610

Yapis Jayapura, U. (2024). *The legal and social impacts of online gambling in indonesia: challenges in law enforcement.*

Zeng, G. (2025). Invariance Properties and Evaluation Metrics Derived from the Confusion Matrix in Multiclass Classification. *Mathematics*, *13*(16). https://doi.org/10.3390/math13162609

Zhao, X., Wang, L., Zhang, Y., Han, X., Deveci, M., & Parmar, M. (2024). A review of convolutional neural networks in computer vision. *Artificial Intelligence Review*, *57*(4). https://doi.org/10.1007/s10462-024-10721-6

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.