



Implementasi Metode Hibrida CNN-ELM Dalam Deteksi Citra *Deepfake*

Alvian Dwi Sanjaya¹, Fetty Tri Anggraeny^{*2}, Retno Mumpuni³

^{1,2,3}Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, UPN "Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia

Email: alviansanjaya90@gmail.com¹; fettyanggraeny.if@upnjatim.ac.id^{*2}; retnomumpuni.if@upnjatim.ac.id³

Sanjaya, A. D., Anggraeny, F. T., & Mumpuni, R. (2025). Implementasi Metode Hibrida CNN-ELM Dalam Deteksi Citra *Deepfake*. *Journal Cerita: Creative Education of Research in Information Technology and Artificial Informatics*, 11(1), 136-144

DOI: <https://doi.org/10.33050/cerita.v11i1.3491>

ABSTRAK

Keberadaan *Artificial Intelligence* (AI) saat ini telah berperan penting terhadap kehidupan manusia. Selain membawa dampak positif, AI juga membawa dampak negatif yang dapat merugikan manusia itu sendiri, salah satunya adalah *Deepfake*. *Deepfake* merupakan penggunaan *deep learning* dalam memalsukan wajah seseorang dalam suatu gambar maupun video. Dalam penelitian ini diperkenalkan metode hibrida *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk mendeteksi citra *deepfake*. Penelitian ini bertujuan untuk membuat deteksi gambar untuk mengetahui keaslian gambar tersebut guna menghindari *deepfake*. Dengan kelebihan ekstraksi fitur dari model CNN dan kecepatan komputasi yang efisien dari model ELM, metode hibrida CNN-ELM dapat melakukan pelatihan dan pengujian data secara tepat dan efisien. Penelitian ini menggunakan variasi skenario untuk mencari konfigurasi parameter yang terbaik. Hasil dari metode hibrida ini mencapai rata-rata akurasi 85.77% dengan penggunaan 600 *hidden neuron*, optimasi RMSprop, dan fungsi aktivasi ReLu. Penelitian ini juga membuat GUI sederhana untuk dapat menginput foto secara bebas untuk diketahui keaslian foto tersebut. Penelitian ini dapat menjadi salah satu cara untuk mendeteksi citra *deepfake*.

Kata kunci: Deteksi *Deepfake*, Metode Hibrida, CNN-ELM

ABSTRACT

The existence of Artificial Intelligence (AI) today has played a significant role in human life. In addition to bringing positive impacts, AI also has negative effects that can be detrimental to humans, one of which is Deepfake. Deepfake is the use of deep learning to forge someone's face in an image or video. This research introduces a hybrid method combining Convolutional Neural Network (CNN) and Extreme Learning Machine (ELM) to detect deepfake images. The goal of this research is to create image detection to verify the authenticity of an image in order to avoid deepfake. With the advantage of feature extraction from the CNN model and the efficient computational speed of the ELM model, the CNN-ELM hybrid method can accurately and efficiently train and test data. This research uses various scenarios to find the best parameter configuration. The results of this hybrid method achieved an average accuracy of 85.77% using 600 hidden neurons, RMSprop optimization, and ReLu activation function. This research also developed a simple GUI to allow free input of photos to verify their authenticity. This research can be one approach to detecting deepfake images.

Keywords: Deepfake Detection, Hybrid Method, CNN-ELM

I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi yang sangat cepat telah mempercepat digitalisasi di berbagai aspek kehidupan masyarakat. Salah satu teknologi yang berperan penting dalam keberhasilan transformasi digital adalah kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI). Kecerdasan buatan ini adalah sistem komputer yang mampu melaksanakan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia, termasuk kemampuan untuk belajar, bernalar, dan memperbaiki diri dengan cara yang sangat mirip dengan bagaimana manusia menganalisis informasi sebelum mengambil keputusan (Alexander, et al., 2023).

Saat ini, Artificial Intelligence memiliki jangkauan yang sangat luas dan digunakan dalam banyak bidang, termasuk teknologi sebagai asisten virtual interaktif di *smartphone*. Selain itu, kecerdasan buatan juga diaplikasikan dalam mobil tanpa pengemudi, seperti yang digunakan oleh Tesla. AI juga diterapkan dalam berbagai aspek kehidupan lainnya, seperti di bidang ekonomi, bisnis, dan kesehatan. Di bidang visi komputer, kecerdasan buatan banyak dimanfaatkan untuk mengenali wajah dalam foto (Farwati, et al., 2023)

Deteksi wajah adalah salah satu kemajuan AI di bidang visi komputer. Proses ini memungkinkan pengenalan wajah dengan menentukan koordinat posisi wajah dalam sebuah gambar. Setelah koordinat tersebut didapat, posisi dan ukuran wajah seseorang pada gambar dapat diidentifikasi. Namun, perkembangan AI dalam visi komputer, seperti pada deteksi wajah, telah menimbulkan masalah

baru. Teknologi ini dapat mendeteksi wajah seseorang dalam sebuah gambar dan kemudian mengubahnya menjadi wajah orang lain, yang dikenal sebagai *Deepfakes* (Abidin et al., 2022).

Deepfake merupakan gabungan dari istilah "*Deep learning*" dan "*fake*," yang mengacu pada penggunaan teknologi *deep learning* untuk tujuan pemalsuan. *Deepfake* adalah gambar atau video yang telah dimanipulasi secara digital, membuat seseorang dalam gambar atau video tersebut tampak mengatakan atau melakukan sesuatu yang sebenarnya tidak pernah mereka lakukan. *Deepfake* adalah salah satu hasil dari kecerdasan buatan atau AI yang memadukan, menggantikan, dan melapisi gambar atau video untuk menciptakan video palsu yang terlihat asli (Westerlund, 2019).

Penggunaan teknologi *deepfake* dapat menghasilkan dampak positif maupun negatif, tergantung pada bagaimana teknologi ini digunakan. Sebagai contoh dampak positif, pada tahun 2019, Museum Dali di St. Petersburg memanfaatkan teknologi *deepfake* untuk memberikan kesempatan kepada pengunjung bertemu secara interaktif dengan Salvador Dali, memungkinkan mereka untuk lebih memahami kepribadiannya yang luar biasa melalui kecerdasan buatan. Contoh lain dari dampak positifnya adalah dalam industri film, di mana teknologi *deepfake* dapat menghemat banyak uang dan waktu dengan memungkinkan pengeditan video atau penggantian suara tanpa memerlukan kehadiran sang aktor (Uddin Mahmud & Sharmin, 2021).

Di sisi lain, teknologi *deepfake* juga membawa banyak dampak negatif. Salah satu contohnya terjadi pada tahun 2018, ketika sebuah video *deepfake* menampilkan Mantan Presiden Amerika Serikat Barack Obama yang tampaknya menyebut Donald Trump sebagai orang bodoh. Fitnah semacam ini jelas merugikan banyak pihak. Contoh dampak negatif tersebut berfungsi sebagai peringatan agar kita tidak terlalu mudah percaya pada segala hal yang beredar di internet (De Ruiter, 2021).

Dengan adanya permasalahan *deepfake* ini, banyak penelitian yang mengungkap topik ini, seperti klasifikasi atau deteksi gambar maupun video *deepfake*. Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan metode hibrida CNN-ELM untuk mendeteksi citra *deepfake*. Penelitian ini dapat bermanfaat sebagai salah satu cara untuk mendeteksi citra *deepfake*.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode pengolahan citra digital yang paling banyak digunakan. CNN biasanya digunakan untuk pengenalan, klasifikasi, dan deteksi pada suatu citra. Keunggulan CNN terletak pada kemampuannya untuk menemukan fitur-fitur efektif dalam gambar, yang lebih relevan daripada memproses seluruh gambar secara keseluruhan. Hal ini membuat proses deteksi menjadi lebih akurat (Pradana, et al., 2022)

Selain itu, terdapat algoritma lain untuk memproses dan mengklasifikasikan data citra, yaitu ELM (*Extreme Learning Machine*). ELM adalah sebuah algoritma yang digunakan dalam pembelajaran *Single Hidden Layer Feedforward Neural Network* (SLFN) untuk keperluan klasifikasi dan regresi. ELM memiliki kemampuan untuk secara adaptif mengatur jumlah neuron di lapisan tersembunyi dan menetapkan bobot input secara acak. Seluruh proses pembelajaran ini diselesaikan melalui satu langkah matematis tanpa memerlukan iterasi. Kecepatan pelatihan ELM terbukti meningkat secara signifikan jika dibandingkan dengan algoritma lain.

Algoritma dapat digabungkan dengan algoritma lain untuk menghasilkan performa yang lebih baik. Sebagai contoh, penggabungan algoritma CNN dengan algoritma ELM dapat mempercepat proses komputasi, karena ELM memiliki keunggulan dalam waktu komputasi yang lebih efisien dibandingkan algoritma

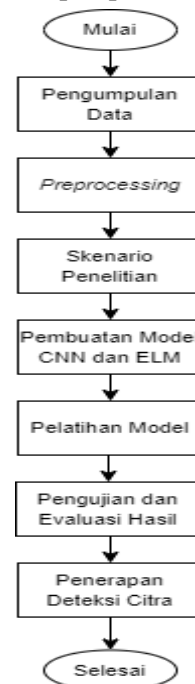
lainnya. Penggabungan dua metode ini dikenal sebagai metode hibrida (*Hybrid*). Beberapa penelitian telah menerapkan metode hibrida ini di berbagai bidang, seperti diagnosa medis, *e-commerce*, dan lainnya, dengan hasil akurasi yang cukup tinggi. (Al Azhima et al., 2022)

Dalam deteksi citra *deepfake* menggunakan metode hibrida CNN-ELM ini akan menggunakan metode CNN untuk pelatihan data dan ekstraksi fitur-fiturnya. Kemudian metode ELM akan digunakan untuk klasifikasi citra dan akan muncul tingkat akurasi. Setelah itu, penerapan deteksi citra *deepfake* akan dilakukan menggunakan metode hibrida CNN-ELM tersebut.

Dataset yang digunakan adalah data sekunder (data yang tidak diambil secara langsung) yang diambil melalui *website* Kaggle dengan nama dataset "*deepfake and real images*". Sebelum dataset diolah terlebih dahulu dilakukan tahap *preprocessing*, seperti *resize*, *grayscale*, dan lain sebagainya. Setelah itu dataset akan dilatih dan diuji dengan model yang sudah dibuat.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian untuk deteksi citra *deepfake* menggunakan metode hibrida CNN-ELM dibagi menjadi beberapa tahapan. Berikut adalah tahapan-tahapan penelitian.



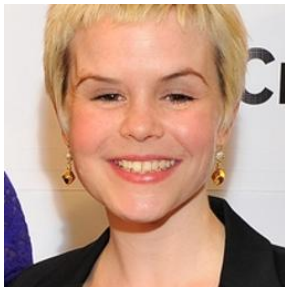
Gambar 1. Tahapan Penelitian
Sumber: diolah dari data primer

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data citra yang dilakukan berasal dari *website* Kaggle. Keseluruhan data berjumlah 2200 citra dengan 1100 citra dengan kelas “*real*” dan 1100 citra dengan kelas “*fake*”. Data tersebut berekstensi “.jpg” dan memiliki ukuran 256x256 piksel, serta memiliki *channel* warna RGB (*Red, Green, Blue*). Berikut adalah contoh dataset “*real*” dan “*fake*”.



Gambar 2. Contoh Data “*real*”
 Sumber: diolah dari data primer



Gambar 3. Contoh Data “*fake*”
 Sumber: diolah dari data primer

B. Preprocessing

Tahap selanjutnya setelah pengumpulan data adalah *preprocessing*, yaitu tahap dimana dataset akan diolah terlebih dahulu sebelum dilakukan pelatihan oleh model.

Tahap awal *preprocessing* adalah mengubah ukuran piksel gambar menjadi 224x224 dengan tujuan agar citra lebih ringan untuk diproses oleh model. Kemudian tahap selanjutnya adalah mengubah citra menjadi *grayscale* atau skala keabu-abuan.

Kemudian citra dalam bentuk *grayscale* tersebut akan diterapkan algoritma CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*), yaitu salah satu metode yang digunakan untuk meningkatkan kualitas dari suatu gambar digital. Dalam penggunaannya, algoritma CLAHE mendistribusikan kecerahan gambar dan membatasi peningkatan *noise* dalam suatu gambar digital. CLAHE sangat populer

untuk peningkatan kontras lokal dan telah terbukti efektif serta bermanfaat untuk berbagai aplikasi (Dodi Andre Putra, et al., 2019).

Kemudian, setiap elemen dalam matriks dinormalisasi dengan mengubah rentangnya menggunakan normalisasi Min-Max. Rentang awal yang berkisar antara 0-255 diubah menjadi 0-1 agar distribusi nilai lebih merata (Radical Rakhman Wahid, et al., 2019).

Setelah penerapan algoritma CLAHE, dataset akan dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji. Pembagian dataset ini menggunakan rasio 80:10:10, yaitu 80% (1760 gambar) data latih, 10% (220 gambar) data validasi, dan 10% (220 gambar) data uji. Pembagian ini dilakukan agar model dapat melatih data lebih banyak sebelum menguji data.

C. Skenario Penelitian

Skenario penelitian dibuat sebelum model CNN dan ELM dibuat karena skenario penelitian ini akan menggunakan variasi dari *hidden neuron*, optimasi, dan fungsi aktivasi. Hal ini dilakukan agar dapat mencari performa konfigurasi terbaik.

1. Skenario Pertama

Skenario pertama dilakukan dengan menggunakan 300 *hidden neuron* dengan variasi optimasi dan fungsi aktivasi. Berikut adalah tabel skenario pertama.

Tabel 1. Skenario Pertama

<i>Hidden Neuron</i> pada ELM	Optimasi	Aktivasi pada ELM
300	Adam	Sigmoid ReLU
300	RMSprop	Sigmoid ReLU

Sumber: diolah dari data primer

2. Skenario Kedua

Skenario kedua dilakukan dengan menggunakan 600 *hidden neuron* dengan variasi optimasi dan fungsi aktivasi. Berikut adalah tabel skenario kedua.

Tabel 2. Skenario Kedua

<i>Hidden Neuron</i> pada ELM	Optimasi	Aktivasi pada ELM
600	Adam	Sigmoid ReLU

600	RMSprop	Sigmoid ReLU
-----	---------	-----------------

Sumber: diolah dari data primer

3. Skenario Ketiga

Skenario ketiga dilakukan dengan menggunakan 900 *hidden neuron* dengan variasi optimasi dan fungsi aktivasi. Berikut adalah tabel skenario ketiga.

Tabel 3. Skenario Ketiga

<i>Hidden Neuron</i> pada ELM	Optimasi	Aktivasi pada ELM
900	Adam	Sigmoid ReLU
900	RMSprop	Sigmoid ReLU

Sumber: diolah dari data primer

D. Pembuatan Model CNN

CNN menerima input berupa gambar yang melalui serangkaian lapisan konvolusi, *pooling layer*, dan lapisan tersembunyi. CNN mampu mempelajari representasi fitur yang signifikan dalam gambar. Dengan demikian, CNN secara efektif dapat mengekstraksi fitur-fitur penting yang terdapat dalam gambar.

Dalam pemrosesan ekstraksi fitur citra, lapisan konvolusi, *pooling layer*, dan fully connected digunakan bersama melalui kernel. Lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur lokal dari citra, *pooling layer* mengurangi dimensi dan kompleksitas fitur yang dihasilkan, dan lapisan *fully connected* menghubungkan fitur yang telah diekstraksi (Adiningsi & Saputra, 2023).

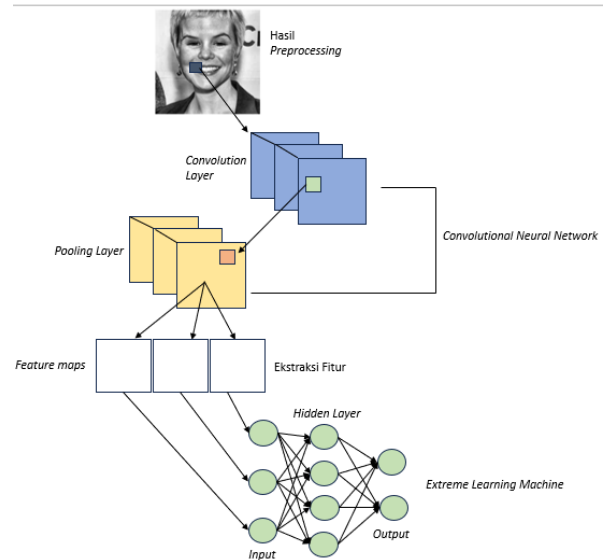
Model CNN yang digunakan pada penelitian ini tanpa menggunakan arsitektur CNN, seperti ResNet, MobileNet, dan lain-lain. Melainkan, penulis membuat model CNN sendiri atau biasa disebut *custom model CNN*.

E. Pembuatan Model ELM

Model ELM akan digunakan untuk proses klasifikasi citra. Dalam klasifikasi citra, terdapat beberapa tahapan umum: prapemrosesan, ekstraksi dan seleksi fitur, serta klasifikasi. Pembuatan Model ELM dilakukan setelah model CNN dibuat. Model ELM dibuat dengan menggunakan beberapa fungsi utama dari ELM itu sendiri, seperti fungsi inisiasi, rumus aktivasi, pelatihan, dan prediksi.

Fungsi inisiasi disini berisi beberapa variabel instan yang memiliki nilai dari input, *hidden layer*, dan output. Selain itu, di dalam fungsi ini juga memuat matriks W dan bias yang nantinya digunakan sebagai penghubung antara input dan *hidden layer*.

Fungsi rumus aktivasi dibuat dengan menggunakan aktivasi Sigmoid dan ReLu. Kemudian fungsi pelatihan mengimplementasi prosedur pelatihan ELM dengan menghitung pseudo-inverse dari hidden layer dan menghitung bobot output. Kemudian yang terakhir adalah fungsi prediksi untuk menghasilkan output setelah semua perhitungan. Untuk lebih jelasnya metode hibrida CNN-ELM dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Metode Hibrida CNN-ELM

Sumber: diolah dari data primer

Pada Gambar 4 dapat dilihat alur dari metode hibrida CNN-ELM. Pada awal data berupa citra hasil dari proses *preprocessing*. Kemudian akan dilatih dengan model CNN yang berisi lapisan konvolusi dan *pooling layer*. Setelah selesai pelatihan model CNN, akan dilakukan ekstraksi fitur untuk mengambil fitur-fitur penting dalam citra. Pada tahap ekstraksi fitur ini akan diperoleh *feature map* yang nantinya akan diproses di ELM.

Setelah selesai ekstraksi fitur, maka proses klasifikasi ELM dilakukan. Model yang sudah dibuat akan dikonfigurasi sesuai skenario penelitian. Kemudian klasifikasi dimulai dengan hasil akhir berupa tingkat akurasi dan prediksi yang dilakukan ELM.

F. Pelatihan Model

Setelah model CNN dan ELM dibuat, langkah selanjutnya adalah pelatihan model CNN menggunakan dataset yang sudah disiapkan sebelumnya.

Pelatihan model CNN ini menggunakan optimasi Adam dan RMSprop sesuai dengan skenario penelitian yang sudah dibuat sebelumnya. Selain itu, pelatihan model ini akan menggunakan 10 *epochs* dan 32 *batch size*.

Setelah pelatihan model selesai, akan dilakukan ekstraksi fitur untuk mengambil fitur-fitur spesifik dari data yang dilatihnya, seperti pola pada gambar.

Ekstraksi fitur ini dilakukan agar metode CNN tidak sampai di tahap klasifikasi, melainkan hanya pada lapisan *flatten* yang kemudian menghasilkan *feature map* sebagai input untuk klasifikasi model ELM.

G. Pengujian dan Evaluasi Hasil

Setelah tahap pelatihan dan ekstraksi fitur dari model CNN, maka tahap pengujian dan evaluasi dapat dilakukan pada model ELM. Pengujian ini menggunakan *feature map* sebagai input untuk klasifikasi model ELM.

Pengujian dilakukan sesuai skenario penelitian yang sudah dibuat, yaitu variasi penggunaan *hidden neuron*, optimasi, dan fungsi aktivasi. Setelah semua pengujian selesai, maka akan dilakukan evaluasi terhadap hasilnya.

H. Penerapan Deteksi Citra

Pada tahap deteksi citra *deepfake* ini adalah untuk memastikan apakah model yang dibuat tersebut dapat melakukan pendeteksian dengan menggunakan dua kelas yaitu *real* dan *fake*. Pendeteksian citra *deepfake* ini akan memanfaatkan GUI (*Graphical User Interface*) dari *library Tkinter*. *Tkinter* merupakan sebuah *library* dari Python yang digunakan untuk membuat GUI pada beberapa aplikasi.

Nantinya pada GUI tersebut terdapat tombol untuk menginput gambar yang akan dilakukan deteksi *deepfake*. Output setelah gambar diinput akan muncul tulisan bahwa gambar tersebut “*real*” atau “*fake*”.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan pada penelitian ini akan memberikan hasil dari tahap *preprocessing*, pembuatan model, skenario penelitian, evaluasi, dan penerapan deteksi citra *deepfake*.

A. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* dilakukan *resize* piksel, mengubah citra ke *grayscale*, menerapkan algoritma CLAHE, dan normalisasi data. Berikut adalah hasil dari tahap *preprocessing*.



Gambar 5. Hasil *Preprocessing*
Sumber: diolah dari data primer

B. Pembuatan Model

Model CNN dibuat dengan cara *custom model*, yaitu tanpa menggunakan arsitektur model. Sedangkan ELM dibangun dengan membuat kelas ELM sendiri yang berisi fitur-fitur

dari ELM. Berikut adalah rincian dari model CNN yang sudah dibuat.

1. *Conv2D Layer* pertama memiliki 32 filter dengan ukuran kernel 3x3, *MaxPooling* 2x2 dan *Dropout* 0.25
2. *Conv2D Layer* pertama memiliki 64 filter dengan ukuran kernel 3x3, *MaxPooling* 2x2 dan *Dropout* 0.25
3. *Conv2D Layer* pertama memiliki 128 filter dengan ukuran kernel 3x3, *MaxPooling* 2x2 dan *Dropout* 0.25
4. *Flatten Layer* untuk meratakan output hasil dari lapisan konvolusi menjadi vektor satu dimensi.
5. *Dense Layer* sebagai *fully connected layer* memiliki 128 *neurons*.

C. Skenario Penelitian

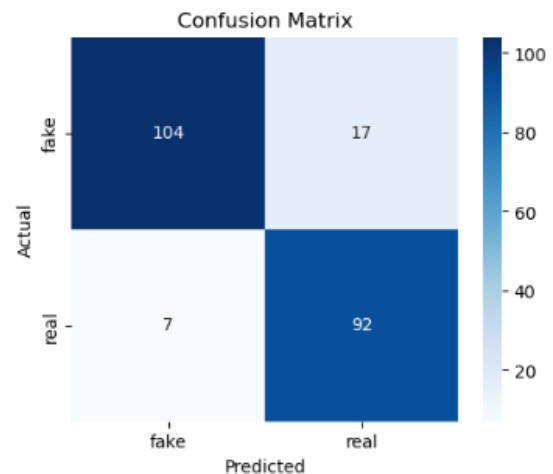
Pada skenario penelitian ini terdapat variasi penggunaan *hidden neuron*, optimasi, dan fungsi aktivasi. Pada tahap ini peneliti melakukan iterasi sebanyak 10 kali di setiap konfigurasi, lalu menghitung rata-rata terhadap tingkat akurasinya. Berikut adalah tabel hasil rata-rata akurasinya.

Tabel 4. Hasil Rata-rata tingkat akurasi

<i>Hidden neuron</i>	Adam Sigmoid	Adam ReLu	RMSprop Sigmoid	RMSprop ReLu
300	83.53	83.27	85.09	84.91
600	82.22	82.36	85.05	85.77
900	82.95	81.18	84.86	84.86

Sumber: diolah dari data primer

Setelah hasil akurasi terlihat, maka tahap selanjutnya adalah membuat *confusion matrix*. Berikut adalah *confusion matrix* akurasi tertinggi.



Gambar 7. *Confusion Matrix* Akurasi Tertinggi
 Sumber: diolah dari data primer

Gambar 7 dapat dilihat *confusion matrix* menunjukkan data dari kelas *fake* memiliki 104 data yang diprediksi benar, tetapi terdapat 17 data yang diprediksi salah.

Sedangkan pada kelas *real* memiliki 92 data yang diprediksi benar, tetapi terdapat 7 data yang diprediksi salah.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	0.86	0.90	121
1	0.84	0.93	0.88	99
accuracy			0.89	220
macro avg	0.89	0.89	0.89	220
weighted avg	0.90	0.89	0.89	220

Gambar 6. *Classification Report* Akurasi Tertinggi
 Sumber: diolah dari data primer

Pada Gambar 6 dapat dilihat hasil performa model dalam memprediksi kelas-kelas. Untuk label 0 disini berarti kelas "*fake*" dan label 1 berarti kelas "*real*". *Precision* yang ditunjukkan adalah 0.94 dan 0.84 berarti model mampu memprediksi 94% benar terhadap kelas "*fake*" dan 84% benar terhadap kelas "*real*".

Untuk *recall* pada label 0 ditunjukkan sebesar 0.86 dan 0.93 untuk label 1. Hal ini berarti model mampu menemukan 86% kelas "*fake*" dan 93% kelas "*real*" dari dataset yang sesuai dengan kelasnya.

Untuk *f1-score* pada label 0 ditunjukkan 0.90 dan 0.88 pada label 1. Hal ini berarti model memiliki tingkat keberhasilan 90% dalam mengklasifikasikan kelas "*fake*" dan 88% dalam mengklasifikasikan kelas "*real*".

Sehingga hasil akurasi tertinggi yang dapat dicapai oleh model adalah 0.89 atau 89%. Kemudian konfigurasi terbaik ini, yaitu 600 *hidden neuron*, optimasi RMSprop, dan aktivasi ReLu akan digunakan untuk deteksi citra *deepfake* pada tahap selanjutnya.

D. Deteksi Citra *Deepfake*

Untuk melakukan deteksi citra *deepfake*, penulis menggunakan GUI sederhana dalam *library* python yaitu Tkinter. GUI ini terdapat tombol yang dapat digunakan untuk menginput foto untuk dideteksi apakah foto tersebut asli atau palsu. Berikut adalah contoh hasil deteksi.



Gambar 8. Hasil Foto Deteksi *Real*
Sumber: diolah dari data primer

Pada Gambar 7 dapat dilihat gambar yang diinput oleh pengguna untuk dideteksi dan hasil dari foto tersebut juga tertulis, yaitu *real* yang berarti foto tersebut merupakan asli yang diambil oleh kamera.



Gambar 9. Hasil Foto Deteksi *Fake*
Sumber: diolah dari data primer

Pada Gambar 8 dapat dilihat gambar yang diinput oleh pengguna untuk dideteksi dan hasil dari foto tersebut juga tertulis, yaitu *fake* yang

berarti foto tersebut bukan asli yang diambil oleh kamera, tetapi melewati proses *deep learning* untuk mengubah wajah seseorang dalam foto tersebut atau yang disebut dengan *deepfake*.

IV. KESIMPULAN

Setelah pembahasan di penelitian ini, telah diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Terdapat beberapa parameter yang mempengaruhi performa dari metode hibrida CNN-ELM. Penulis menggunakan pemilihan jumlah *hidden neuron*, variasi optimasi pada pelatihan data CNN, dan variasi fungsi aktivasi pada klasifikasi ELM. Dengan mengatur parameter yang disebutkan, hasil evaluasi dari performa metode CNN-ELM akan berbeda-beda pula.
2. Metode hibrida CNN-ELM untuk melakukan deteksi citra *deepfake* dapat diimplementasikan dengan baik dengan rata-rata akurasi 85% dan hasil tertingginya yaitu 89%.
3. Dari hasil pengujian skenario yang telah dilakukan, penggunaan 600 *hidden neuron* dengan optimasi RMSprop serta fungsi aktivasi ReLu merupakan hasil terbaik yang didapatkan pada penelitian ini. Hasil evaluasi *classification report* pada konfigurasi ini yaitu *precision* 94%, *recall* 93%, dan *f1-score* 90%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Wahid, R. R., Anggraeni, F. T., & Nugroho, B. (2021). Brain Tumor Classification with Hybrid Algorithm Convolutional Neural Network-Extreme Learning Machine. *IJCONSIST JOURNALS*, 3(1), 29-33.
- [2]. Anggraeny, F. T., Via, Y. V., & Mumpuni, R. (2023). Image preprocessing analysis in handwritten Javanese character recognition. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 12(2), 860-867.
- [3]. Alexander, S. G., Ananto, A. T., Purnama, I. P. A. P. M., Habibullah, B. L. L., & Rakhmawati, N. A. (2023). Analisis Sentimen Opini Masyarakat Indonesia Terhadap Konten Deepfake Tokoh Publik.

- KAKIFIKOM (Kumpulan Artikel Karya Ilmiah Fakultas Ilmu Komputer)*, 95-102.
- [4]. Farwati, M., Salsabila, I. T., Navira, K. R., & Sutabri, T. (2023). Analisa Pengaruh Teknologi Artificial Intelligence (Ai) Dalam Kehidupan Sehari-Hari. *JURSIMA*, 11(1), 39-45.
- [5]. Abidin, M. I., Nurtanio, I., & Achmad, A. (2022). Deepfake Detection in Videos Using Long Short-Term Memory and CNN ResNext. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 14(3), 178-185.
- [6]. Westerlund, M. (2019). The emergence of deepfake technology: A review. *Technology innovation management review*, 9(11).
- [7]. Mahmud, B. U., & Sharmin, A. (2021). Deep insights of deepfake technology: A review. *arXiv preprint arXiv:2105.00192*.
- [8]. De Ruiter, A. (2021). The distinct wrong of deepfakes. *Philosophy & Technology*, 34(4), 1311-1332.
- [9]. Pradana, A. I. (2022). Deteksi Ketepatan Penggunaan Masker Wajah dengan Algoritma CNN dan Haar Cascade. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 9(3), 2305-2316.
- [10]. Al Azhima, S. A. T., Darmawan, D., Hakim, N. F. A., Kustiawan, I., Al Qibtiya, M., & Syafei, N. S. (2022). Hybrid Machine Learning Model untuk memprediksi Penyakit Jantung dengan Metode Logistic Regression dan Random Forest. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 8(1), 40-46.
- [11]. Dodi, A. P., Na'am, J., & Yuhandri. (2022). Identifikasi Objek pada Citra Thorax X-Ray Pasien COVID-19 dengan Metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). *Jurnal Informasi dan Teknologi*, 33-38.
- [12]. ALBAKIA, S. A. E., & Saputra, R. A. (2023). Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16. *Jurnal Informatika Polinema*, 9(4), 451-460.