
Klasifikasi Jenis Peralatan Gym Menggunakan Convolutional Neural Network**Sry Yunarti¹, Suardi Hi Baharuddin², Farid Andika³**yunarti2009@gmail.com¹, suardi@stmikprofesional.ac.id², faridandika15999@gmail.com³^{1,2,3} STMIK Profesional Makassar

Informasi Artikel

Diterima : 25 Mei 2024
Direview : 23 Apr 2025
Disetujui : 9 Jun 2025

Kata Kunci

Klasifikasi Gambar,
Peralatan Gym, CNN,
Kecerdasan Buatan,
Augmentasi Data.

Abstrak

Penggunaan kecerdasan buatan, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah menunjukkan kemajuan signifikan dalam klasifikasi gambar dan pengenalan objek. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model CNN yang efektif untuk mengklasifikasikan jenis peralatan gym secara otomatis, dengan potensi meningkatkan efisiensi operasional pusat kebugaran. Model CNN dilatih menggunakan TensorFlow dan Keras dengan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy selama 10 epoch, dengan augmentasi data menggunakan ImageDataGenerator. Evaluasi model menunjukkan akurasi yang memuaskan dengan nilai precision 0.9760, recall 0.9772, dan F1-score 0.9766. Model berhasil mengidentifikasi sampel gambar dari data uji dengan tingkat kepercayaan yang tinggi. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan CNN dalam klasifikasi peralatan gym memiliki potensi besar untuk meningkatkan efisiensi pengenalan peralatan dan berkontribusi pada pengembangan teknologi kebugaran yang lebih canggih.

Keywords

*Image Classification, Gym
Equipment, CNN, Artificial
Intelligence, Data
Augmentation.*

Abstract

The use of artificial intelligence, especially Convolutional Neural Networks (CNN), has shown significant progress in image classification and object recognition. This research aims to develop an effective CNN model for automatically classifying gym equipment types, with the potential to improve the operational efficiency of fitness centers. The CNN model was trained using TensorFlow and Keras with the Adam optimizer and categorical cross-entropy loss function for 10 epochs, with data augmentation using ImageDataGenerator. The model evaluation shows satisfactory accuracy with a precision value of 0.9760, recall of 0.9772, and F1-score of 0.9766. The model successfully identified image samples from test data with a high level of confidence. The results of this study show that the use of CNNs in gym equipment classification has great potential to improve the efficiency of equipment recognition and contribute to the development of more advanced fitness technologies.

A. Pendahuluan

Perkembangan teknologi di bidang kecerdasan buatan (AI) memberikan dampak yang signifikan terhadap banyak aspek kehidupan, termasuk industri kesehatan dan kebugaran [1]. Salah satu aplikasi AI yang semakin berkembang adalah penggunaan jaringan saraf konvolusional (CNN) dalam pengenalan gambar dan klasifikasi objek. Sebagai arsitektur pembelajaran mendalam yang dirancang khusus untuk memproses data gambar, CNN telah menunjukkan kemampuan luar biasa untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dengan akurasi tinggi [2].

Dalam konteks gym dan peralatan kebugaran, kebutuhan untuk mengklasifikasikan jenis peralatan secara otomatis menjadi semakin penting seiring dengan meningkatnya popularitas pusat kebugaran dan gym yang menggunakan teknologi canggih untuk meningkatkan pengalaman pengguna. Pengenalan dan klasifikasi otomatis peralatan gym tidak hanya membantu dalam manajemen inventaris dan penggunaan alat, tetapi juga dapat meningkatkan keselamatan dan kenyamanan pengguna. Misalnya, sistem yang dapat mengenali dan memberikan informasi mengenai cara penggunaan yang benar dari suatu peralatan tertentu dapat mencegah cedera akibat penggunaan yang salah.

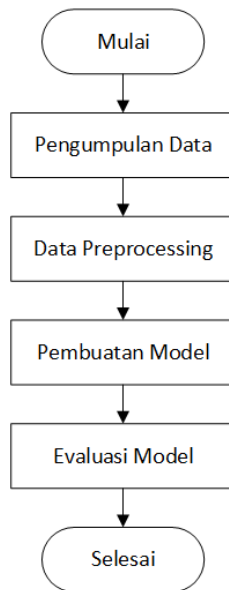
Penelitian sebelumnya telah menunjukkan berbagai aplikasi sukses dari CNN dalam berbagai bidang, termasuk medis untuk mendeteksi penyakit melalui gambar radiologi [3], serta dalam bidang transportasi untuk pengenalan objek di jalan raya [4]. Namun, penerapan CNN dalam klasifikasi peralatan gym masih relatif kurang dieksplorasi. Beberapa penelitian awal menunjukkan bahwa dengan dataset yang cukup dan teknik augmentasi data yang tepat, CNN dapat mencapai performa yang memadai dalam mengklasifikasikan peralatan gym [5].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model CNN yang efektif untuk mengklasifikasikan berbagai jenis peralatan gym, dengan harapan dapat berkontribusi pada efisiensi operasional pusat kebugaran. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat membuka jalan bagi penerapan teknologi AI yang lebih luas dalam industri kebugaran, yang pada akhirnya mendorong inovasi lebih lanjut yang meningkatkan kesehatan dan kesejahteraan masyarakat.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang akurat, tetapi juga untuk mengeksplorasi potensi manfaat yang lebih luas dari penerapan teknologi AI dalam kehidupan sehari-hari, khususnya dalam konteks kebugaran dan kesehatan.

B. Metode Penelitian

Tahapan penelitian dalam melakukan klasifikasi pada jenis peralatan gym menggunakan algoritma CNN diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

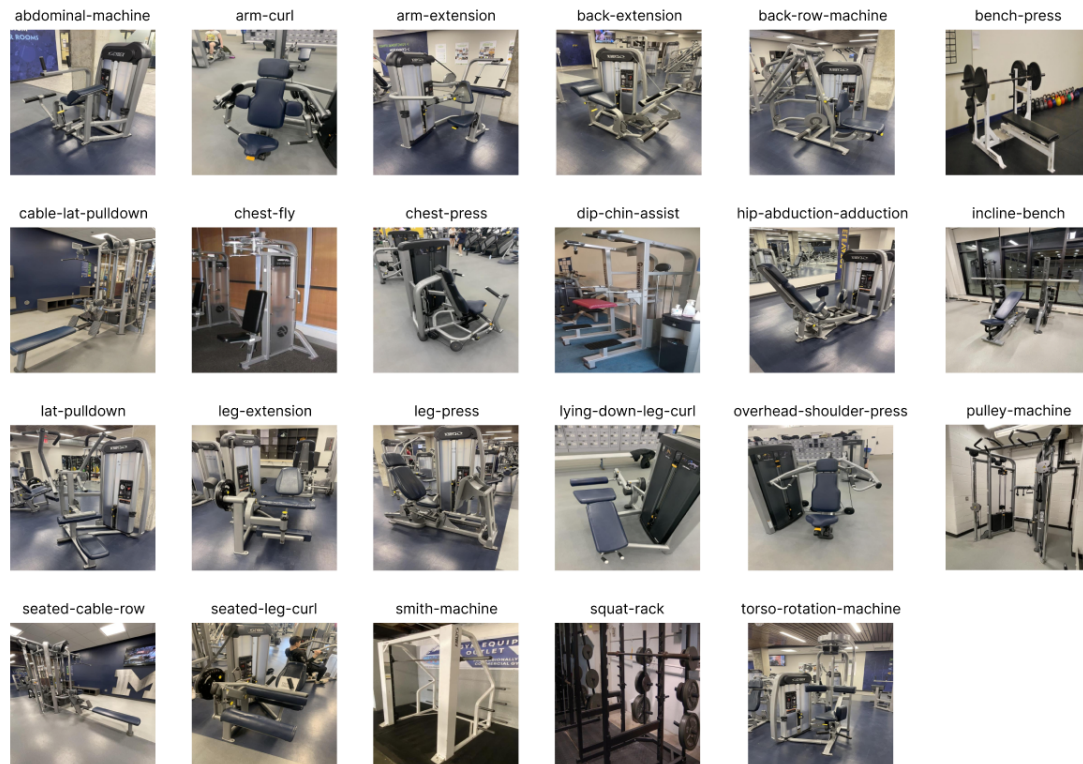
1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, digunakan data sebanyak 10.215 gambar peralatan gym yang diperoleh dari website roboflow. Data tersebut kemudian dibagi kedalam 23 kelas berdasarkan jenis peralatannya. Jumlah data yang digunakan untuk data latih sebanyak 8.922, data validasi sebanyak 853, dan data uji sebanyak 440. Jumlah proporsi setiap kelas data di dalam dataset dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah dataset

No	Kelas	Latih	Validasi	Uji
1	abdominal-machine	204	21	16
2	arm-curl	642	61	35
3	arm-extension	315	29	16
4	back-extension	108	6	6
5	back-row-machine	330	32	16
6	bench-press	483	44	31
7	cable-lat-pulldown	378	36	18
8	chest-fly	822	78	39
9	chest-press	975	92	48
10	dip-chin-assist	213	20	11
11	hip-abduction-adduction	519	49	27
12	incline-bench	150	15	7
13	lat-pulldown	447	43	23
14	leg-extension	288	27	10
15	leg-press	666	63	33
16	lying-down-leg-curl	150	16	9
17	overhead-shoulder-press	381	39	16
18	pulley-machine	312	32	14
19	seated-cable-row	288	27	15
20	seated-leg-curl	276	22	9
21	smith-machine	336	31	17
22	squat-rack	206	22	12
23	torso-rotation-machine	435	48	12

Berikut contoh data gambar untuk setiap kelas data pada dataset dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Dataset Gambar Peralatan Gym

2. Data Preprocessing

Pada penelitian ini, beberapa teknik preprocessing digunakan untuk meningkatkan kualitas dataset gambar. Teknik tersebut meliputi rescaling, yaitu mengubah skala nilai piksel dari rentang 0-255 menjadi 0-1 dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255. Rotasi gambar secara acak hingga maksimum 10 derajat diterapkan, serta zoom in dan zoom out secara acak dalam rentang 10% dari ukuran asli gambar, dan horizontal flip untuk membalik gambar secara horizontal. Fill mode diatur ke 'nearest' untuk mengisi piksel baru yang dihasilkan dari transformasi.

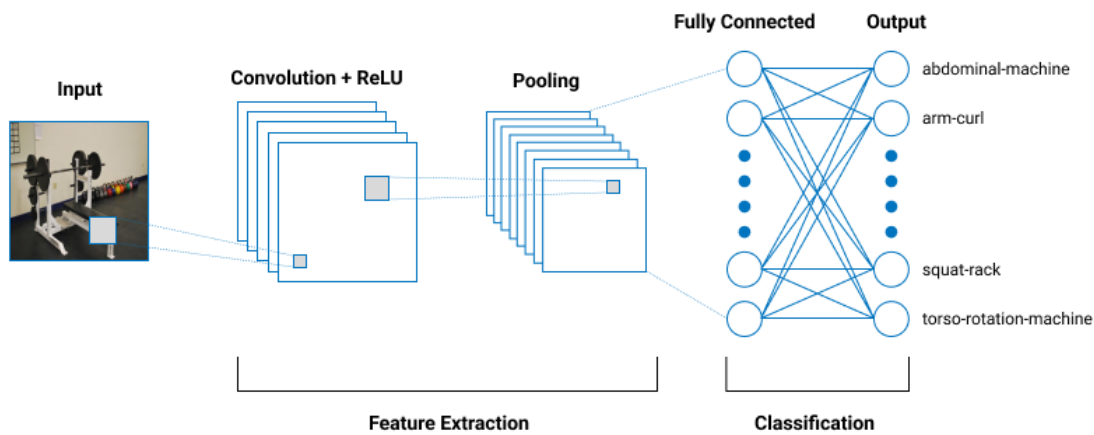
Selain itu, gambar digeser secara horizontal dan vertikal hingga maksimum 10% dari lebar atau tinggi aslinya, dan shear hingga maksimum 20 derajat diterapkan untuk memperkenalkan variasi bentuk. Channel shift menggeser nilai channel gambar secara acak dalam rentang 10% dari nilai channel asli, dan penyesuaian kecerahan dilakukan dalam rentang 80% hingga 120% dari kecerahan asli.

Semua teknik augmentasi ini diterapkan secara acak pada setiap batch gambar yang diambil selama proses pelatihan, memastikan model melihat variasi data yang luas, yang bertujuan untuk mencegah overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi model [6].

3. Pembuatan Model

Jaringan saraf konvolusional (CNN) merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data dengan struktur grid, seperti gambar [7]. CNN bekerja dengan cara mengekstraksi fitur dari gambar input melalui serangkaian operasi konvolusi, non-linearitas, dan pooling [8]. Proses ini menghasilkan representasi fitur yang lebih abstrak dan terstruktur. Pada tahap akhir, fitur-fitur ini digunakan oleh lapisan fully connected untuk melakukan klasifikasi atau tugas lain yang diinginkan.

Setiap lapisan dalam CNN belajar mendeteksi fitur yang semakin kompleks dan tinggi levelnya, mulai dari tepi dan sudut pada lapisan awal hingga objek atau pola lengkap pada lapisan akhir [9]. Ilustrasi arsitektur jaringan CNN pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Jaringan CNN

3.1. Convolutional Layer

Lapisan ini merupakan inti dari CNN. Di sini, operasi konvolusi dilakukan dengan menggeser filter (atau kernel) kecil di seluruh gambar input untuk menghasilkan peta fitur [10]. Filter ini belajar mendeteksi berbagai fitur seperti tepi, sudut, atau tekstur dari gambar input. Hasil dari operasi konvolusi disebut feature map atau activation map. Operasi konvolusi dapat dijabarkan melalui persamaan (1).

$$(I * K)(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(x + i, y + j) \cdot K(i, j) \quad (1)$$

Di mana I adalah input gambar, K adalah kernel/filter, dan $*$ adalah operasi konvolusi.

3.2. Activation Function

Setelah konvolusi, diterapkan fungsi aktivasi seperti ReLU (Rectified Linear Unit) untuk memasukkan non-linearitas ke dalam model. ReLU memetakan nilai negatif ke nol dan mempertahankan nilai positif [11]. Fungsi aktivasi ReLU dijelaskan melalui persamaan (2).

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

3.3. Pooling Layer

Pooling layer digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari peta fitur dan mengurangi jumlah parameter dan komputasi dalam jaringan. Jenis pooling yang sering digunakan adalah max pooling, yang mengambil nilai maksimum dari setiap jendela kecil di feature map [12]. Operasi max pooling dapat dijelaskan melalui persamaan (3).

$$y = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3)$$

3.4. Fully Connected Layer

Pada akhir jaringan, lapisan fully connected (FC) digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang diekstraksi oleh lapisan konvolusi dan pooling [13]. Setiap neuron di lapisan FC terhubung ke semua neuron di lapisan sebelumnya.

3.5. Output Layer

Lapisan output biasanya menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas untuk setiap kelas dalam tugas klasifikasi [14]. Fungsi softmax dijelaskan melalui persamaan (4).

$$\text{softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (4)$$

4. Evaluasi Model

Setelah melatih model klasifikasi, penting untuk mengevaluasi kinerjanya menggunakan metrik yang tepat. Salah satu metrik yang umum digunakan dalam kasus klasifikasi adalah F1-score. F1-score merupakan ukuran yang menggabungkan presisi (precision) dan perolehan (recall) untuk memberikan gambaran lengkap tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan data [15].

Precision adalah ukuran yang menunjukkan seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan sampel positif. Precision dihitung sebagai rasio true positive (positif yang benar) terhadap total prediksi positif, dan dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}} \quad (5)$$

Recall adalah ukuran yang mengevaluasi seberapa baik model dalam mendeteksi semua sampel positif yang sebenarnya. Recall dihitung sebagai rasio true positive terhadap total data yang sebenarnya positif (true positive ditambah false negative), dan dinyatakan dalam rumus berikut:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}} \quad (6)$$

Skor F1 (F1-score) adalah rata-rata presisi dan perolehan yang harmonis serta memberikan gambaran seimbang tentang performa model. Rumus untuk menghitung F1-score adalah sebagai berikut:

$$F1 = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (7)$$

Dengan F1-score, kinerja model dapat dievaluasi secara komprehensif, terutama dalam situasi ketidakseimbangan kelas atau ketika false positive dan false negative memiliki dampak yang berbeda.

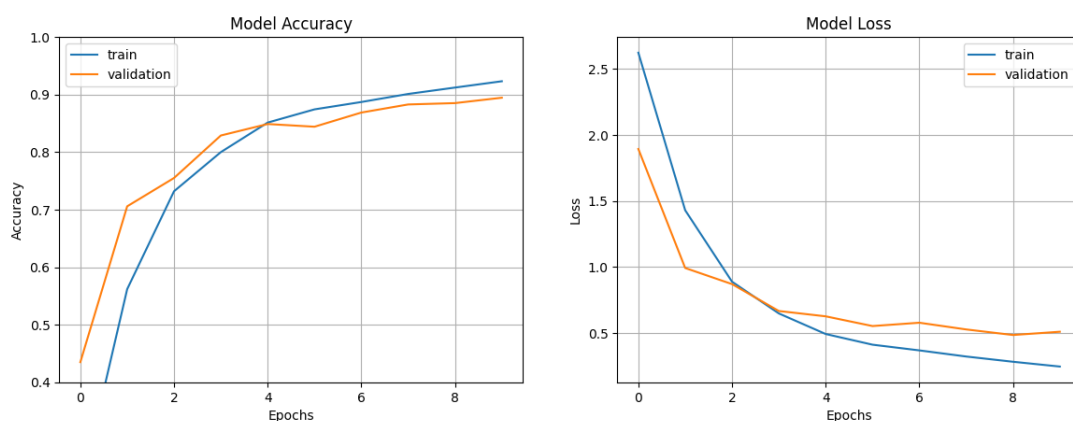
C. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan TensorFlow dan Keras untuk mengembangkan dan melatih model jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk tugas klasifikasi gambar. Model CNN dikompilasi dengan menggunakan optimizer Adam, yang dipilih karena kemampuannya dalam mengoptimalkan bobot jaringan dengan adaptif dan efisien [16]. Fungsi loss yang digunakan adalah categorical crossentropy, yang sesuai untuk masalah klasifikasi multikelas karena mampu menangani distribusi probabilitas antar kelas secara efektif [17].

Proses pelatihan dilakukan selama 10 epoch, menggunakan ImageDataGenerator untuk menghasilkan augmentasi data secara dinamis. Hasil proses pelatihan model CNN dapat dilihat pada Gambar 4 dan 5 yang menunjukkan keakuratan model serta loss data pelatihan dan validasi pada setiap epoch. Selain itu, penulis juga menambahkan metrik evaluasi tambahan seperti presisi, perolehan, dan skor F1 untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang performa model.

```
Epoch 1/10
1116/1116 - 198s 175ms/step - accuracy: 0.1297 - loss: 2.9145 - precision_1: 0.4458 - recall_1: 0.0125 - val_accuracy: 0.4349 - val_loss: 1.8941 - val_precision_1: 0.7958 - val_recall_1: 0.1325
Epoch 2/10
1116/1116 - 183s 163ms/step - accuracy: 0.4972 - loss: 1.6397 - precision_1: 0.7455 - recall_1: 0.2818 - val_accuracy: 0.7057 - val_loss: 0.9917 - val_precision_1: 0.8425 - val_recall_1: 0.5897
Epoch 3/10
1116/1116 - 182s 162ms/step - accuracy: 0.7147 - loss: 0.9456 - precision_1: 0.8437 - recall_1: 0.6071 - val_accuracy: 0.7550 - val_loss: 0.8697 - val_precision_1: 0.8226 - val_recall_1: 0.7069
Epoch 4/10
1116/1116 - 181s 161ms/step - accuracy: 0.7840 - loss: 0.6830 - precision_1: 0.8703 - recall_1: 0.7207 - val_accuracy: 0.8288 - val_loss: 0.6657 - val_precision_1: 0.8810 - val_recall_1: 0.7902
Epoch 5/10
1116/1116 - 178s 159ms/step - accuracy: 0.8496 - loss: 0.5091 - precision_1: 0.9067 - recall_1: 0.7985 - val_accuracy: 0.8488 - val_loss: 0.6253 - val_precision_1: 0.8994 - val_recall_1: 0.8171
Epoch 6/10
1116/1116 - 184s 165ms/step - accuracy: 0.8693 - loss: 0.4176 - precision_1: 0.9095 - recall_1: 0.8340 - val_accuracy: 0.8441 - val_loss: 0.5516 - val_precision_1: 0.8917 - val_recall_1: 0.8206
Epoch 7/10
1116/1116 - 178s 159ms/step - accuracy: 0.8849 - loss: 0.3654 - precision_1: 0.9195 - recall_1: 0.8604 - val_accuracy: 0.8687 - val_loss: 0.5769 - val_precision_1: 0.9034 - val_recall_1: 0.8441
Epoch 8/10
1116/1116 - 176s 158ms/step - accuracy: 0.9014 - loss: 0.3288 - precision_1: 0.9255 - recall_1: 0.8798 - val_accuracy: 0.8828 - val_loss: 0.5260 - val_precision_1: 0.9144 - val_recall_1: 0.8640
Epoch 9/10
1116/1116 - 183s 163ms/step - accuracy: 0.9172 - loss: 0.2708 - precision_1: 0.9367 - recall_1: 0.8951 - val_accuracy: 0.8851 - val_loss: 0.4837 - val_precision_1: 0.9042 - val_recall_1: 0.8746
Epoch 10/10
1116/1116 - 184s 164ms/step - accuracy: 0.9290 - loss: 0.2336 - precision_1: 0.9447 - recall_1: 0.9149 - val_accuracy: 0.8945 - val_loss: 0.5086 - val_precision_1: 0.9067 - val_recall_1: 0.8886
```

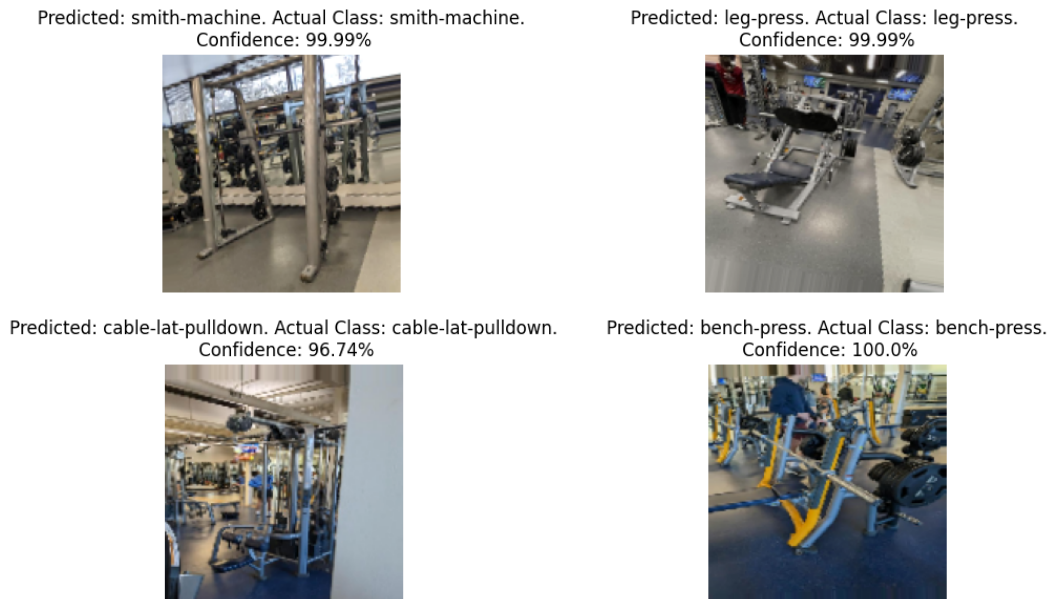
Gambar 4. Hasil Pelatihan Model



Gambar 5. Grafik Performa Model

Evaluasi model menunjukkan hasil yang memuaskan dengan nilai presisi (precision) sebesar 0.9760, perolehan (recall) sebesar 0.9772, dan skor F1 sebesar 0.9766. Metrik-metrik ini dihitung setelah proses pelatihan selesai, dengan precision dan recall diukur menggunakan TensorFlow Keras, sedangkan F1-score dihitung secara manual dari nilai presisi dan perolehan.

Berikut merupakan hasil prediksi model terhadap empat sampel gambar dari data uji, yang ditampilkan bersama dengan kelas yang diprediksi, kelas aktual, dan tingkat kepercayaan prediksi.



Gambar 6. Hasil Prediksi

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi dengan benar keempat gambar tersebut, sesuai dengan kelas sebenarnya, dengan tingkat kepercayaan yang tinggi. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model CNN menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan gambar pada dataset validasi, menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengenali fitur-fitur yang berkaitan dengan setiap kelas secara akurat dan konsisten.

D. Simpulan

Dari hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) membawa dampak positif dalam mengklasifikasikan jenis peralatan gym secara otomatis. Model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini berhasil mengenali dan mengklasifikasikan gambar-gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi, menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan efisiensi pengenalan peralatan gym.

Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan teknologi AI dalam industri kebugaran, dengan membuka jalan bagi penerapan lebih lanjut dalam meningkatkan pengalaman pengguna dan efisiensi operasional. Dengan demikian, pengembangan model CNN untuk klasifikasi peralatan gym memiliki implikasi positif dalam meningkatkan kemampuan sistem otomatisasi dalam mengenali dan mengelola peralatan gym secara efektif.

E. Referensi

- [1] R. S. Y. Zebua, Khairunnisa, Hartatik, Pariyadi, and D. P. Wahyuningtyas, *Fenomena Artificial Intelligence (AI)*, 1st ed. Jambi: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- [2] I. Maulana, N. Khairunisa, and R. Mufidah, "Deteksi Bentuk Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3348–3355, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8171.
- [3] M. Harahap, Em Manuel Laia, Lilis Suryani Sitanggang, Melda Sinaga, Daniel Franci Sihombing, and Amir Mahmud Husein, "Deteksi Penyakit Covid-19 Pada Citra X-Ray Dengan Pendekatan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 70–77, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3373.
- [4] Radikto, D. I. Mulyana, M. A. Rofik, and Mo. Z. Z. Zakaria, "Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 1, pp. 1668–1679, 2022.
- [5] K. Umam, F. Maisa, and H. Aulida, "Klasifikasi Jenis Golongan Kendaraan Di Gerbang Tol Menggunakan Arsitektur CNN VGG16," *J. Ilmu Komput. dan Mat.*, vol. 5, no. 1, pp. 10–15, 2024.
- [6] S. Adiningsi and R. A. Saputra, "Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16," *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, pp. 451–460, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i4.1420.
- [7] A. Widya Agata, W. S J Saputra, and C. Aji Putra, "Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Algoritma Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Dan Convolutional Neural Network (CNN)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 1054–1061, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8917.
- [8] I. Muslem R and T. Johan, "Klasifikasi Citra Ikan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16," *Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 2, pp. 978–983, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i2.1209.
- [9] A. Khan, A. Chefranov, and H. Demirel, "Image scene geometry recognition using low-level features fusion at multi-layer deep CNN," *Neurocomputing*, vol. 440, pp. 111–126, 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2021.01.085.
- [10] W. I. Kusumawati and A. Z. Noorizki, "Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas Beras," *J. Comput. Electron. Telecommun.*, vol. 4, no. 2, 2023, doi: 10.52435/complete.v4i2.387.
- [11] A. Riyandi, T. Widodo, and S. Uyun, "Classification of Damaged Road Images Using the Convolutional Neural Network Method," *Telematika*, vol. 19, no. 2, p. 147, 2022, doi: 10.31315/telematika.v19i2.6460.
- [12] F. Ramadhani, A. Satria, and S. Salamah, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak," *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 4, pp. 167–175, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i4.408.
- [13] Findriyani and R. A. Saputra, "Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Data Citra Benign Dan Malignant Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–9, 2024.

- [14] M. S. Nugroho and E. Nurraharjo, "Klasifikasi Hama Tanaman Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *BIOEDUSAINS Jurnal Pendidik. Biol. dan Sains*, vol. 6, no. 2, pp. 672–682, 2023, doi: 10.31539/bioedusains.v6i2.8080.
- [15] D. Candra, G. Wibisono, M. Ayu, and M. Afrad, "Transfer Learning model Convolutional Neural Network menggunakan VGG-16 untuk Klasifikasi Tumor Otak pada Citra Hasil MRI," *J. Inform. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 1, 2024.
- [16] T. H. Saragih and N. Huda, "Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Adaptive Moment Estimation Untuk Klasifikasi Penyakit Covid-19 Di Kalimantan Selatan," *Epsil. J. Mat. Murni Dan Terap.*, vol. 16, no. 2, p. 162, 2022, doi: 10.20527/epsilon.v16i2.6792.
- [17] M. I. Yoshanda and Alamsyah, "Penerapan Model Hibrida CNN-GRU-BiLSTM-PCA Untuk Meningkatkan Akurasi Deteksi Serangan Jaringan Pada Intrusion Detection System," *Indones. J. Math. Nat. Sci.*, vol. 46, no. 2, pp. 61–67, 2023.