

# Designing a Machine Learning Model Using Tensorflow in the Cato Application to Recognize Human Body Members

<sup>1</sup>Eko Handoyo, <sup>2</sup>Yosua Alvin Adi Soetrisno, <sup>3</sup>Enda Wista Sinuraya, <sup>4</sup>Denis, <sup>5</sup>Imam Santoso, <sup>6</sup>Hanif Muhammad Irsyad

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Departemen Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, Indonesia

[eko\\_handoyo@elektro.undip.ac.id](mailto:eko_handoyo@elektro.undip.ac.id), [yosua@live.undip.ac.id](mailto:yosua@live.undip.ac.id), [sinuraya\\_enda@elektro.undip.ac.id](mailto:sinuraya_enda@elektro.undip.ac.id),  
[denis\\_ginting@elektro.undip.ac.id](mailto:denis_ginting@elektro.undip.ac.id), [hanif@students.undip.ac.id](mailto:hanif@students.undip.ac.id)

## ARTICLE INFO

### Article History:

Diterima : 07-11-2022

Disetujui : 16-11-2022

### Keywords:

machine learning;

deep learning; Tensorflow;

Klasifikasi; anggota tubuh

## ABSTRACT

**Abstract:** Nowadays, many children are allowed to have smartphones. Children become too distracted by the presence of smartphones, so their learning time is reduced. This research attempts to overcome these problems by developing learning applications. Learning can be done by designing applications with unique interactions. A direct interaction that can be done is to recognize body parts. This research aims to build a deep-learning model that can be used in body recognition applications for children. This application is expected to be a fun interaction medium so that children want to learn in addition to the many game applications on Android. The research method is to build a deep learning model with training from several body images. The Keras Sequential Model was designed for the Convolutional Neural Network (CNN) architectural deep learning model. The model is then embedded in the Android application. The results obtained are that the deep learning model has an accuracy of 83% in recognizing images of limbs that were not seen in the training stage. That way, when children can identify body parts correctly, this application can be used by children to learn to recognize body parts and correct each other if there are mistakes.



**Abstrak:** Di masa sekarang banyak anak - anak yang diperbolehkan memiliki smartphone. Anak - anak menjadi terlalu teralihihkan oleh kehadiran smartphone sehingga waktu belajarnya berkurang. Permasalahan tersebut berusaha diatasi di penelitian ini dengan pengembangan aplikasi pembelajaran. Pembelajaran bisa dilakukan dengan merancang aplikasi dengan interaksi khusus. Salah satu interaksi sederhana yang bisa dilakukan adalah mengenali anggota tubuh. Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun model deep learning yang bisa digunakan di dalam aplikasi pengenalan tubuh untuk anak. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi media interaksi yang menyenangkan agar anak-anak mau belajar di samping banyaknya aplikasi game di Android. Metode penelitian yang dilakukan adalah membangun model deep learning dengan pelatihan dari beberapa citra anggota tubuh. Model deep learning menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dirancang menggunakan Keras Sequential Model. Model tersebut kemudian ditanam pada aplikasi Android. Hasil penelitian yang diperoleh adalah model deep learning memiliki akurasi 83% dalam mengenali gambar anggota tubuh yang belum dilihat pada tahap training. Dengan begitu ketika bisa mengenali anggota tubuh dengan benar maka aplikasi ini bisa dipakai anak-anak untuk belajar mengenali anggota tubuh dan saling mengkoreksi bila ada kesalahan.



<https://doi.org/10.31764/justek.vXiY.ZZZ>



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license

## A. LATAR BELAKANG

*Centers for Disease Control and Prevention (CDC)* melakukan riset pada anak usia delapan hingga sepuluh tahun menghabiskan rata – rata enam jam per hari di depan ponsel atau layar. Anak menjadi teralihkan oleh kehadiran smartphone sehingga waktu belajar mereka berkurang. Meskipun begitu, ketika anak ingin tahu mengenai sesuatu, anak tetap memerlukan media pembelajaran.

Beberapa penelitian lain mencoba untuk melakukan pendekatan yang sama dalam menyediakan aplikasi pembelajaran dalam bentuk permainan. Penelitian (Farhanah & Moenir, 2022) mencoba untuk membuat aplikasi game pengenalan bagian tubuh dalam bentuk permainan bahasa Indonesia, Arab, dan Inggris. Penelitian lain juga mencoba membuat game tapi dengan lebih banyak interaksi di kuis (Veza & Nurlinda, 2021). Hal ini bisa dikembangkan dengan memanfaatkan teknologi pengenalan tubuh untuk bisa berinteraksi dan belajar secara lebih aktif lagi.

Selain membuat game ada juga yang mencoba untuk membuat aplikasi *Augmented Reality (AR)*. Aplikasi tersebut dinamakan *ARnotomy* (Jofri et al., 2022). Perbedaan dengan aplikasi yang dirancang pada penelitian ini adalah bahwa pada aplikasi *AR* akan ditampilkan anggota tubuh dalam bentuk tiga dimensi setelah dilakukan pengenalan marker dalam gambar aneka anggota tubuh. Dalam hal interaksi aplikasi *ARnotomy* ini jauh lebih kaya daripada aplikasi game (Farhanah & Moenir, 2022).

Dalam hal yang lebih serius maka pengenalan tubuh ini bisa dilakukan di dalam pelajaran anatomi (Sihite & Rosnelly, 2021). Pelajaran anatomi ini dikembangkan dengan memasukkan animasi *Flash* di aplikasi *Android* tentang bagian-bagian penting dari anatomi. Bila dikembangkan oleh anak-anak maka animasi *Flash* bisa menambah faktor kesenangan dalam sisi pembelajaran. Namun di sisi yang lain bila dikembangkan dengan struktur anatomi yang rumit maka kurang cocok. Selain itu pengenalan tubuh untuk bagian anatomi yang rumit akan membutuhkan *deep learning* yang lebih rumit.

Penelitian yang lain yang menggunakan *machine learning (ML)* mencoba melakukan translasi dari teks ke suara untuk bagian-bagian tubuh (Saputra & Muliando, 2021). Hal ini juga merupakan penelitian yang menarik karena bagian tubuh yang coba dilafalkan dapat membantu siswa untuk mengingat bagian-bagian tubuh. Bagian tubuh yang dilafalkan adalah bagian tubuh dalam pelajaran anatomi.

Tujuan dari penelitian adalah membuat model *deep learning* yang berhasil untuk mendeteksi anggota tubuh, sehingga bisa dipakai dalam aplikasi *Android* untuk pengenalan tubuh. Aplikasi ini diharapkan dapat membuat anak bisa belajar dengan gaya interaksi yang bisa mengembangkan kemampuan kognitifnya. Aplikasi ini menggunakan *deep learning* untuk mengenali tubuh anak, sehingga anak-anak bisa menggunakan aplikasi ini untuk belajar. Aplikasi ini memiliki fitur utama memprediksi gambar anggota tubuh yang difoto dan memberikan keluaran berupa label. Label tersebut berupa nama anggota tubuh dan deskripsinya, sehingga bisa menjelaskan ke anak yang mencobanya.

## B. METODE PENELITIAN

### 1. Artificial Intelligence

*Artificial Intelligence (AI)* adalah suatu sistem yang dibuat berdasarkan proses

pembelajaran terhadap suatu kasus. *AI* bisa dibagi menjadi dua bagian besar yaitu *AI* untuk optimasi dan juga *AI* untuk pembelajaran berbasis agen. *AI* untuk optimasi ada yang menggunakan pendekatan heuristik dan ada yang menggunakan algoritma koloni hewan. Metode optimasi yang dilakukan adalah melakukan pendekatan random dengan suatu pola untuk mendapatkan nilai paling optimal. Selain itu *AI* akan dipakai pada pembelajaran berdasarkan *reward* dan *punishment* pada model agen pada *game*.

## 2. Machine Learning

Teknologi (*ML*) adalah mesin yang diberikan data sehingga bisa memahami pola dari data berdasarkan variabel yang diberikan. Variabel tersebut bisa memiliki korelasi dan kedekatan secara statistik sehingga akan mempengaruhi hasil klasifikasi atau hasil prediksi. Pada pemrograman tradisional, pengembang membuat algoritma dan data sendiri untuk mendapatkan hasil. Pada *ML*, pengembang memberikan data dan hasil untuk mendapatkan algoritma. Machine learning secara garis besar pembelajarannya bisa dibagi menjadi *supervised learning* dan *unsupervised learning*. (Syamsiana & Sumari, 2022).

## 3. Deep Learning

*Deep learning* merupakan bagian *ML* yang algoritmanya dikembangkan dari jaringan saraf tiruan. Struktur jaringan saraf tersebut biasa disebut *Artificial Neural Networks (ANN)*. Ada beberapa karakteristik dalam arsitektur deep learning. Ketika digunakan pada image maka deep learning menggunakan layer konvolusi. Layer konvolusi digunakan untuk mengumpulkan fitur-fitur pada image secara otomatis dengan melakukan windowing dan sampling kriteria pada kumpulan gambar. Setelah ciri didapatkan maka ciri tersebut digunakan untuk pembobotan dalam layer pengambilan keputusan berdasarkan kelas yang ada (Wita & Liliana, 2022). *Deep learning* terdiri dari beberapa jaringan saraf tiruan yang saling berhubungan.

## 4. Image Classification

*Image classification* (juga disebut *image recognition*) adalah tugas mengasosiasikan satu (klasifikasi label tunggal) atau beberapa (klasifikasi multi-label) dengan gambar yang diberikan. Kelas pada dasarnya adalah label seperti "mobil", "hewan", "bangunan". *Deep learning* memungkinkan mesin mengidentifikasi dan mengekstrak fitur dari gambar. Artinya dengan menganalisis banyak gambar, kita dapat mempelajari fitur gambar. Jadi programmer tidak perlu memasukkan filter ini secara manual. Image classification memiliki beberapa aplikasi dan memiliki potensi besar seiring dengan meningkatnya kepercayaan diri. Contohnya adalah mobil *self-driving* menggunakan *image classification* untuk mengidentifikasi lingkungan mereka seperti pohon, orang, lampu lalu lintas, dan juga aplikasi yang lain (Nafisah et al., 2021).

## 5. Image Augmentation

*Image augmentation* adalah teknik yang digunakan untuk memperbanyak data sample secara artifisial. Ini berguna ketika kita diberikan kumpulan data dengan sampel data yang sangat sedikit. Dalam kasus *deep learning*, model cenderung *over-fit* ketika kita melatihnya pada jumlah sampel data yang terbatas (M. Xu et al., 2022).

Parameter *image augmentation* yang umumnya digunakan untuk meningkatkan jumlah sampel data adalah *zoom*, geser, rotasi, *shear*, dan sebagainya. Penggunaan

parameter ini menghasilkan gambar yang memiliki atribut ini selama pelatihan model *deep learning*.

## 6. Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network*, juga dikenal sebagai *CNN* atau *ConvNet*, adalah kelas jaringan saraf yang mengkhususkan diri dalam pemrosesan data yang memiliki topologi seperti *grid*, seperti gambar. Gambar digital adalah representasi biner dari data visual. Ini berisi serangkaian piksel yang diatur dalam mode seperti kisi yang berisi nilai piksel untuk menunjukkan seberapa terang dan warna apa yang seharusnya dimiliki setiap piksel (Al Rivan & Setiawan, 2022).

Setiap neuron bekerja di bidang reseptifnya sendiri dan terhubung ke neuron lain sedemikian rupa sehingga menutupi seluruh bidang visual. Sama seperti setiap neuron merespons rangsangan hanya di wilayah terbatas bidang visual yang disebut bidang reseptif dalam sistem penglihatan biologis, setiap neuron di *CNN* memproses data hanya di bidang reseptifnya juga. Layers diatur sedemikian rupa sehingga dapat mendeteksi pola yang lebih sederhana terlebih dahulu (garis, kurva) dan pola yang lebih kompleks (wajah, objek) selanjutnya. Sebuah *CNN* khususnya memiliki tiga layers: convolutional layer, pooling layer, dan fully connected layer.

### a. Convolutional layer

Lapisan konvolusi merupakan bagian penting pada *CNN*. Layer ini akan melakukan konvolusi terhadap image sehingga bisa diperoleh ciri yang penting berdasarkan karakteristik resolusi filter yang dipakai. Lapisan ini melakukan *dot product* antara dua matriks, matriks tersebut bisa disebut *kernel* dan memiliki dimensi tertentu yang akan menjelaskan apakah ciri yang ditangkap detail atau lebih *raw*. Matriks lainnya adalah bagian terbatas dari bidang reseptif. *Kernel* secara spasial lebih kecil dari gambar tetapi lebih mendalam. Ini berarti, jika gambar terdiri dari tiga kanal *Red Green Blue (RGB)*, tinggi dan lebar kernel akan kecil secara spasial, tetapi kedalamannya meluas hingga ketiga saluran (Hakim, 2021).

Selama *forward pass*, *kernel* melintasi tinggi dan lebar gambar yang menghasilkan representasi gambar dari wilayah reseptif itu. Ini menghasilkan representasi dua dimensi dari gambar yang dikenal sebagai peta aktivasi yang memberikan respons *kernel* pada setiap posisi spasial gambar. Ukuran geser *kernel* disebut *stride* (Y. Xu & Qiu, 2020).

### b. Pooling Layer

*Pooling layer* merupakan layer yang digunakan untuk mewakili output dari jaringan di suatu area dengan melakukan pemilihan fitur yang signifikan. Hal ini membantu dalam mengurangi ukuran spasial dari fitur yang ditangkap, sehingga secara komputasi bisa lebih ringan dan nantinya akan berpengaruh terhadap pencarian nilai bobot yang diperlukan. Operasi *pooling* diproses pada setiap potongan representasi secara individual.

Ada beberapa fungsi *layer pooling* seperti *average of the rectangular neighborhood*, regularisasi L2 of the *rectangular neighborhood*, dan *weighted average* berdasarkan jarak dari piksel pusat. Namun, proses yang paling populer adalah *max pooling*, yang melaporkan output maksimum dari suatu area (Y. Xu & Qiu, 2020).

### c. Fully Connected Layer

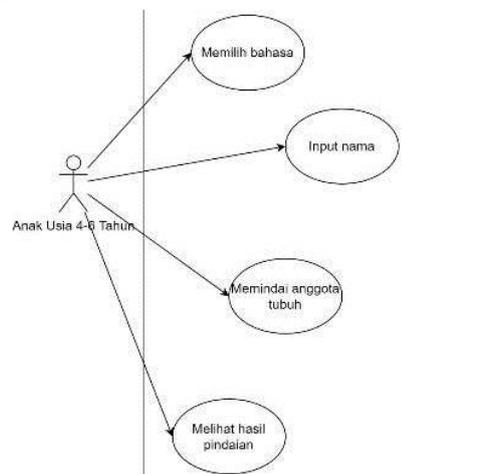
*Neuron* di lapisan ini merupakan layer yang memiliki hubungan terhadap semua ciri yang ada sehingga bisa menentukan apabila ada fitur tersebut maka gambar yang dicirikan adalah bagian dari suatu kelas tertentu. Hal ini mengakibatkan terjadi perhitungan seperti perkalian matriks diikuti dengan efek bias karena adanya perbedaan antara fitur yang diharapkan ada dengan fitur yang lain. *Layer fully connected* membantu memetakan representasi antara input dan output (Ramachandran et al., 2022).

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Unified Modelling Language (UML)

*UML* merupakan bahasan pada software engineering yang bisa menggambarkan interaksi di dalam sistem dan juga proses bisnis yang dilakukan (Koç et al., 2021). Pada penelitian ini dirancang beberapa diagram yang termasuk dalam *UML*, termasuk di antaranya *Use Case Diagram* dan *Activity Diagram*.

#### a. Use Case Diagram

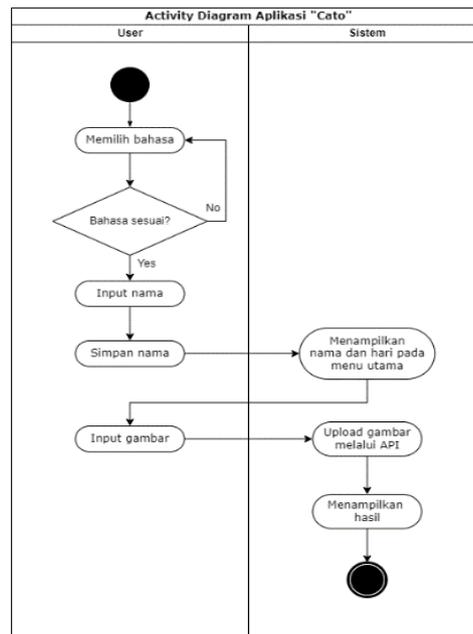


**Gambar 1.** *Use Case Diagram* dari aplikasi *Cato*

Dalam *use case* diagram biasanya digambarkan interaksi yang bisa dilakukan oleh aktor di dalam sistem. Dalam *use case* ini direpresentasikan fitur-fitur yang ada pada aplikasi serta gambaran fungsional keseluruhan aplikasi. Pada Gambar 1 terdapat satu aktor, yaitu anak usia empat sampai enam tahun. Anak usia empat sampai enam tahun bertindak sebagai user yang dapat memilih bahasa, input nama, memindai anggota tubuh, dan melihat hasil pindaian.

#### b. Activity Diagram

*Activity diagram* adalah diagram yang bisa menggambarkan aktifitas yang berjalan dalam sistem. Urutan proses dari suatu sistem digambarkan secara vertical namun bila bersentuhan dengan bagian dari sistem atau bagian yang lain maka akan ada koneksi secara horizontal. Diagram aktivitas adalah perpanjangan dari *use case*. *Activity diagram* berfungsi juga menjelaskan tentang langkah-langkah apa yang bisa dilakukan di dalam memulai suatu fungsionalitas dalam *use case*.



**Gambar 2.** Activity Diagram dari aplikasi Cato

Activity diagram pada Gambar 2 memiliki dua *swimlane* yaitu user dan sistem. Pertama, *user* memilih bahasa yang akan digunakan pada aplikasi. Kemudian, *user* mengonfirmasi kesesuaian bahasa. Jika tidak sesuai maka memilih bahasa lagi dan jika benar maka *user* melakukan *input* nama dan menyimpannya. Setelah itu sistem akan menampilkan nama dan hari pada menu utama aplikasi. *User* menggunakan aplikasi dengan memberi gambar dari kamera dan konfirmasi *upload*. Setelah itu, sistem mengunggah gambar tersebut melalui *API*. Sistem akan menampilkan hasil berupa nama anggota tubuh dan penjelasannya.

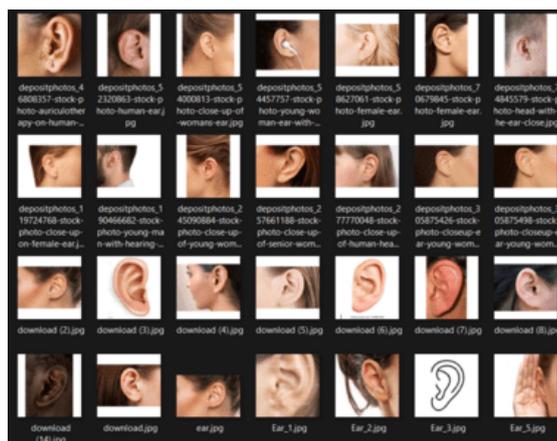
## 2. Prinsip Kerja Deep Learning

Didapati bahwa model dapat dilatih menggunakan sistem lokal maupun *cloud* dengan *Google Colab*. *Training* dapat dilakukan menggunakan *Central Processing Unit (CPU)* maupun *Graphical Processing Unit (GPU)* yang lebih cepat. Penulis membuat model menggunakan *library Tensorflow* sebagai *platform open source end-to-end* untuk *machine learning* pada bahasa *Python*. Pada penelitian ini pembuatan model menggunakan *Tensorflow* untuk memecahkan masalah pengenalan gambar atau juga bisa disebut klasifikasi gambar.

Pada perancangan model, *Tensorflow* digunakan untuk *preprocessing dataset*, penyusunan *layer* model, dan *training*. *Preprocessing dataset* dapat berupa normalisasi dan augmentasi setiap gambar. Penyusunan *layer* model menggunakan *Keras Model Sequential*, lalu dilatih menggunakan *GPU*. Di akhir model dievaluasi menggunakan bantuan *library Scikit Learn* untuk menampilkan hasil uji dalam *confusion matrix*.

## 3. Perancangan Model Image Classification

Dalam tahap pengembangan awal maka penelitian ini membuat lima kelas anggota tubuh. Kelima anggota tubuh tersebut ialah telinga, mata, tangan, mulut, dan hidung.



**Gambar 3.** Isi *dataset* kelas telinga

Pada Gambar 3 ditunjukkan sebagian dari kumpulan *dataset* untuk kelas telinga. Dapat dilihat bahwa setiap gambar tidak identik. Hal ini menghindari model untuk mengenali bentuk tertentu saja. Jika model memahami bentuk tertentu saja, model seakan menghafal gambar dan bukan mempelajari fitur – fitur yang ada di setiap kelas. Model akan dilatih untuk memahami keberadaan telinga misalkan, meskipun terdapat bentuk telinga yang berbeda maupun objek lain dalam frame seperti tangan. Gambar – gambar yang dimasukkan ke dalam *dataset* kelas telinga adalah gambar memiliki objek utama telinga.

Setiap gambar memiliki nama masing – masing dan secara otomatis sistem akan mengurutkannya. Gambar pada *dataset* akan dipilih secara acak dan dibagi ke dalam tiga folder. Folder tersebut adalah *training*, *validation*, dan *testing*. Normalisasi input bertujuan untuk membuat piksel berada pada skala yang sama satu sama lain. Dalam *training neural network* terutama dalam pengenalan gambar, akan belajar lebih baik jika diskalakan semua nilai ke antara 0 dan 1. Caranya adalah dengan menggunakan fungsi Image Data Generator ( $\text{rescale}=1./255$ ), sehingga setiap nilai piksel pada setiap gambar akan diubah menjadi antara 0 dan 1.

Dalam machine learning, data yang banyak diperlukan untuk mempelajari fitur – fitur sebuah kelas. Walaupun memiliki ciri khusus, anggota tubuh manusia memiliki bentuk yang bervariasi. Proses flip dilakukan pada kedua sumbu agar model mempelajari berbagai posisi anggota tubuh dalam gambar. Sistem akan mempelajari beragam bentuk anggota tubuh yang berbeda. Hal akan memudahkan model untuk mengenali berbagai anggota tubuh dari beragam genetik manusia.

Setiap generator mengambil masukan dari variabel direktori yang bersesuaian. Folder – folder dipasangkan dengan *class\_names* menggunakan parameter *classes*. Pada gambar dapat dilihat bahwa setiap *generator* memiliki argument direktori masing – masing. Untuk meminimalkan *resource* yang dipakai, gambar diubah menjadi lebih kecil yaitu  $128 \times 128$  piksel menggunakan parameter *target\_size*. '*batch\_size*' default adalah 32, yang berarti bahwa 32 gambar yang dipilih secara acak dari seluruh kelas dalam *dataset* akan dikembalikan di setiap batch saat pelatihan. Pada Gambar 4 ada susunan *layer* dari Keras model di *Tensorflow*.

```

model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Conv2D(8, (3,3), activation='relu', input_shape=(128, 128, 3)),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),

    tf.keras.layers.Conv2D(16, (3,3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.AveragePooling2D(2,2),

    tf.keras.layers.Conv2D(32, (3,3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2,2),

    tf.keras.layers.Flatten(),
    tf.keras.layers.Dense(120, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(70, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(5, activation='softmax')
])

```

**Gambar 4.** Susunan lapisan *Keras Sequential Model*

Pada layer Conv2D lapisan pertama dapat dibaca sebagai lapisan konvolusi memiliki kernel 3x3 dan diterapkan pada gambar input 128x128 piksel dan tiga channel (warna RGB). Output dari lapisan ini akan menjadi 8 kanal. Tugas dari lapisan Conv2D ialah memfilter gambar untuk mencari fitur di dalamnya. Setelah di-filter gambar akan dikurangi dimensinya dari feature map (downsampling) menggunakan lapisan pooling. Flatten layer digunakan untuk mengubah feature map multidimensi yang di-pooling dan dikonvolusi menjadi vektor satu dimensi. Output layer dari model menggunakan softmax sebagai aktivasi, hal ini akan mengklasifikasi kelas atau label yang cocok untuk sebuah gambar.

Fungsi *loss* digunakan untuk mengukur performa model dalam memprediksi setiap perulangan (*epoch*) dalam *training*. Fungsi *loss* '*categorical\_crossentropy*' dipilih karena model dilatih untuk klasifikasi multikelas (Masykur et al., 2022). *Optimizer Adam* dapat melatih model dengan cepat dan efisien karena melakukan pendekatan optimasi error dengan pendekatan random sesuai kurva *error*. Selain memantau nilai fungsi *loss*, metrik akurasi ditampilkan untuk mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi.

Model dilatih menggunakan *train\_generator* yang berisi dataset yang telah dinormalisasi dan di-augmentasi. Dalam fungsi *model.fit*, training diatur menjadi 15 perulangan atau *epochs=15*. Parameter *validation\_data* menerima dataset yang tidak akan diperlihatkan dan digunakan untuk memvalidasi performa model dalam mengidentifikasi gambar baru. Variabel yang berisi dataset yang telah dinormalisasi dimasukkan kedalam *validation\_data*. Kemudian untuk memantau proses training, *verbose* diatur menjadi satu agar dapat menampilkan kurva hasil proses training.

Dari gambar di atas, dapat dilihat perkembangan nilai *loss* dan akurasi dari training dan validasi. Dengan 15 epoch, nilai *loss* dari *training* berkurang dari 1.5659 menjadi 0.2379 dan nilai *loss* dari validasi berkurang dari 1.3930 menjadi 0.4729. Sedangkan, nilai akurasi baik dari train maupun validasi naik menjadi 0.9213 dan 0.8526. Selisihnya tidak terlalu jauh menandakan kemungkinan rendah terjadi *overfitting*, yang mana model hanya menghafal gambar dan bukan mempelajari fitur – fiturnya.

Akurasi dari training dan validasi naik beriringan. Ketika model sudah familiar dengan dataset train, maka akurasi lebih tinggi daripada validasi. Validasi memiliki akurasi lebih rendah karena data – datanya belum pernah dilihat oleh model. Terlihat bahwa nilai fungsi *loss* dari training dan validasi turun mendekati nol. Training dibatasi menjadi 15 epoch karena sudah cukup menghasilkan performa model yang cukup baik.

Kemudian, untuk membuat visualisasi hasil pengujian dipilihlah confusion matrix. Confusion matrix memberikan informasi prediksi yang model buat baik yang tepat maupun meleset. Parameter  $y\_true$  merupakan nilai target yang benar, diambil dari kelas – kelas dari test set. *Numpy array* dari *test\_generator* diberikan kepada parameter  $y\_pred$  untuk data yang diprediksi oleh model. Kedua parameter tersebut dimasukkan pada metrik klasifikasi *confusion\_matrix* yang mengomputasi confusion matrix untuk mengevaluasi keakuratan klasifikasi.

Berdasarkan hasil dari *confusion\_matrix* maka diperoleh hasil True positif sebanyak 194 yang bila dipresentasikan dengan seluruh dataset yaitu 234 maka diperoleh hasil akurasi 83%. Misklasifikasi terjadi paling banyak di objek telinga. Hal ini menunjukkan bahwa masih banyak variasi telinga yang perlu dilatihkan ke model. Variasi telinga ini juga membuat satu pola ulir tertentu yang mungkin juga perlu dipertimbangkan untuk memasukkan unsur potongan gambar telinga lebih beragam.

#### D. SIMPULAN DAN SARAN

Berikut merupakan kesimpulan yang dapat diperoleh dari penelitian tersebut yaitu: (1) Akurasi *deep learning* yang diperoleh adalah 83% sudah cukup baik untuk permasalahan pengenalan anggota tubuh sehingga anak bisa memakainya dengan baik; (2) Model *deep learning* bisa diimplementasikan pada aplikasi *Android* terbukti dengan keluarnya label hasil pengenalan anggota tubuh yang sudah sesuai.

Saran yang bisa mengembangkan penelitian ini adalah : (1) Perlu lebih banyak lagi contoh citra dari telinga karena pendeteksian telinga masih menghasilkan klasifikasi yang salah; (2) Model *deep learning* ini membutuhkan pengujian lebih lanjut dan juga bisa dihubungkan dengan suatu sistem feedback bila terjadi kesalahan deteksi.

#### REFERENSI

- Al Rivan, M. E., & Setiawan, A. (2022). Pengenalan Gestur Angka Pada Tangan Menggunakan Arsitektur Alexnet Dan Lenet Pada Metode Convolutional Neural Network. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 11(1), 19–28. <https://doi.org/10.34010/Komputika.V11i1.5176>
- Farhanah, L., & Moenir, A. (2022). Perancangan Aplikasi Pengenalan Anggota Tubuh Manusia Dengan Tiga Bahasa Indonesia Inggris Arab Berbasis Android. 1(07), 9.
- Hakim, A. A. (2021). Klasifikasi Human Activity Recognition Menggunakan Metode CNN. *Jurnal Repositor*, 3(2). <https://doi.org/10.22219/Repositor.V3i2.1265>
- Jofri, M. H., Sam, S. N., Harun, N. H. M., & Jalil, N. A. (2022). *Arnotomy: Aplikasi Pembelajaran Sains Sekolah Rendah Mengenai Tubuh Badan Manusia*. 3(2), 9.
- Koç, H., Erdoğan, A. M., Barjakly, Y., & Peker, S. (2021). UML Diagrams In Software Engineering Research: A Systematic Literature Review. *The 7th International Management Information Systems Conference*, 13. <https://doi.org/10.3390/Proceedings2021074013>
- Masykur, F., Setyawan, M. B., & Winangun, K. (2022). Optimalisasi Epoch Pada Klasifikasi Citra Daun Tanaman Padi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Mobilenet. *CESS (Journal Of Computer Engineering, System And Science)*, 7(1).
- Nafisah, N., Adam, R. I., & Carudin, C. (2021). Klasifikasi K-NN Dalam Identifikasi Penyakit COVID-19 Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM. *Journal Of Applied Informatics And Computing*, 5(2), 128–132. <https://doi.org/10.30871/Jaic.V5i2.3258>

- Ramachandran, D., Kumar, R. S., Alkhayyat, A., Malik, R. Q., Srinivasan, P., Priya, G. G., & Gosu Adigo, A. (2022). Classification Of Electrocardiography Hybrid Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory With Fully Connected Layer. *Computational Intelligence And Neuroscience*, 2022, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2022/6348424>
- Saputra, J., & Mulianto, A. (2021). *Pengembangan Text To Speech Media Pembelajaran Untuk Pengenalan Anggota Tubuh Manusia Kelas V Sekolah Dasar*. 9(2), 7.
- Sihite, E. V., & Rosnelly, R. (2021). Perancangan Aplikasi Media Pembelajaran Interaktif Pengenalan Anatomi Tubuh Manusia Berbasis Android. *Infosys (Information System) JOURNAL*, 5(2), 123. <https://doi.org/10.22303/Infosys.5.2.2021.123-133>
- Syamsiana, I. N., & Sumari, A. D. W. (2022). *Perkembangan Terkini Pengembangan Dan Pengaplikasian Teknologi Cognitive Artificial Intelligence Di Politeknik Negeri Malang*. 10.
- Veza, O. & Nurlinda. (2021). Perancangan Media Pembelajaran Pengenalan Anggota Tubuh Manusia Dalam Bahasa Inggris Dan Bahasa Arab Berbasis Web Dan Multimedia Interaktif (Studi Kasus Taman Kanak-Kanak Al-Mi'raj Batam). *JR: Jurnal Responsive Teknik Informatika*, 5(01), 1–11. <https://doi.org/10.36352/Jr.V5i01.186>
- Wita, D. S., & Liliana, D. Y. (2022). Klasifikasi Identitas Dengan Citra Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.30872/JurTi.V6i1.7100>
- Xu, M., Yoon, S., Fuentes, A., & Park, D. S. (2022). *A Comprehensive Survey Of Image Augmentation Techniques For Deep Learning* (Arxiv:2205.01491). Arxiv. <http://arxiv.org/abs/2205.01491>
- Xu, Y., & Qiu, T. T. (2020). Human Activity Recognition And Embedded Application Based On Convolutional Neural Network. *Journal Of Artificial Intelligence And Technology*, 1(1), 51–60. <https://doi.org/10.37965/Jait.2020.0051>