

---

## Classification of Cavitated and Non-Cavitated Teeth Using Convolutional Neural Network (CNN) with NASNetMobileAria Transfer Learning Approach

### Klasifikasi Gigi Berlubang dan Gigi Tidak Berlubang Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan Pendekatan Transfer Learning NASNetMobileAria

<sup>1</sup>Malika Amiliana Devira, <sup>2</sup>Nani Mintarsih, <sup>3</sup>Yuli Maharetta Arianti  
Universitas Gunadarma, Depok, Jawa Barat, Indonesia

\*Korespondensi: [nanim@staff.gunadarma.ac.id](mailto:nanim@staff.gunadarma.ac.id)

Submit : 30 Nov 25 | Diterima : 28 Des 2025 | Terbit : 02 Jan 2026

#### ABSTRACT

*Dental health is an essential aspect of maintaining quality of life; however, early detection of dental caries is still often performed manually by medical professionals, requiring considerable time and specialized expertise. This study aims to develop an automatic tooth image classification system based on two categories—non-cavitated teeth and cavitated teeth—using the Convolutional Neural Network (CNN) method with a transfer learning approach. The chosen model architecture is NASNetMobile, which is lightweight yet capable of delivering strong performance. The dataset was collected from various online sources and divided into training, validation, and testing sets. Preprocessing steps included normalization, image resizing, and data augmentation to enrich variations and improve the model's generalization ability. Training was conducted on the Google Colab platform with configurations of epochs, batch size, and early stopping to prevent overfitting. Model evaluation employed accuracy metrics, confusion matrix, and classification report. The results show that the model successfully classified non-cavitated and cavitated teeth with an accuracy of 89.47% on the test data. Furthermore, the system was implemented as a simple web application that allows users to upload tooth images and obtain classification results directly. With these achievements, the developed system not only demonstrates strong technical performance but also holds potential as a supporting tool in the initial screening process of dental health. It is expected that the application of this system can contribute to more efficient, faster, and accessible dental health services for the wider community.*

**Keywords:** *Dental health, Convolutional Neural Network (CNN), Transfer learning, NASNetMobile*

#### ABSTRAK

Kesehatan gigi merupakan aspek penting dalam menjaga kualitas hidup seseorang, namun deteksi dini gigi berlubang masih sering dilakukan secara manual oleh tenaga medis sehingga memerlukan waktu dan keahlian khusus. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi citra gigi otomatis berdasarkan dua kelas, yaitu gigi tidak berlubang dan gigi berlubang, menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan pendekatan *transfer learning*. Arsitektur model yang digunakan adalah NASNetMobile, yang dikenal ringan namun tetap memiliki performa baik. Dataset diperoleh dari berbagai sumber daring, kemudian dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji. Proses pra-pemrosesan mencakup normalisasi, perubahan ukuran citra, serta augmentasi data untuk memperkaya variasi sekaligus meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pelatihan dilakukan pada platform *Google Colab* dengan pengaturan *epoch*, *batch size*, serta *early stopping* untuk mencegah *overfitting*. Evaluasi model menggunakan metrik akurasi, confusion matrix, dan classification report. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan gigi tidak berlubang dan gigi berlubang dengan akurasi sebesar 89,47% pada data uji. Selain itu, sistem juga diimplementasikan dalam bentuk *website* sederhana yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar gigi dan memperoleh hasil klasifikasi secara langsung. Dengan capaian tersebut, sistem yang dikembangkan tidak hanya menunjukkan performa teknis yang baik, tetapi juga berpotensi menjadi alat bantu dalam

proses skrining awal kesehatan gigi. Diharapkan, penerapan sistem ini dapat mendukung pelayanan kesehatan gigi yang lebih efisien, cepat, dan mudah diakses oleh masyarakat luas.

**Kata Kunci:** Kesehatan gigi, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Transfer learning*, *NASNetMobile*

## PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan aspek penting yang harus dijaga oleh setiap individu, salah satunya adalah Kesehatan gigi. Gigi dan mulut memiliki peranan penting dalam kehidupan sehari – hari. Salah satu masalah umum yang sering terjadi pada kesehatan gigi adalah gigi berlubang (*caries dentis*) yang apabila tidak ditangani, maka akan menyebabkan kerusakan yang serius. Hal ini disebabkan oleh masuknya kuman dan bakteri melalui makanan atau minuman yang dikonsumsi. Kemajuan teknologi informasi telah memberikan dampak yang signifikan dalam dunia medis, khususnya untuk penelitian terhadap klasifikasi citra (*image classification*). Teknologi ini memungkinkan identifikasi kesehatan gigi secara otomatis melalui system berbasis *deep learning*. Salah satu metode yang umum digunakan dalam deep learning untuk klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*, yang dirancang khusus untuk memproses data visual.

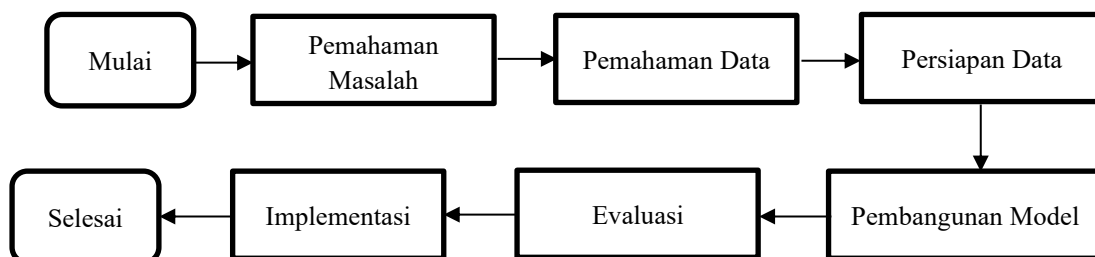
Penerapan teknologi seperti CNN di bidang kedokteran gigi berpotensi untuk mempercepat proses diagnosis serta meningkatkan efisiensi dan akurasi pengambilan keputusan medis. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi solusi alternatif untuk membantu tenaga medis dalam mendeteksi masalah kesehatan gigi. Namun, pelatihan model CNN dari awal membutuhkan jumlah data yang besar dan sumber daya komputasi yang cukup tinggi. Untuk mengatasi hal tersebut, digunakan pendekatan transfer learning, yaitu teknik pelatihan model baru dengan memanfaatkan pengetahuan dari model yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained model*). Dalam penelitian ini, digunakan arsitektur *NASNetMobile*, yaitu salah satu varian dari *Neural Architecture Search Network (NASNet)* yang dirancang untuk menemukan struktur jaringan optimal dalam klasifikasi citra. *NASNetMobile* merupakan versi ringan yang cocok digunakan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya, namun tetap mampu menghasilkan akurasi yang tinggi dalam tugas pengenalan citra.

Dalam penelitian ini, tujuan yang ingin dicapai adalah mengembangkan sebuah model klasifikasi citra gigi berlubang dan tidak berlubang menggunakan algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) berbasis transfer learning. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menerapkan model *NASNetMobile* sebagai arsitektur dasar dalam proses klasifikasi, sehingga diharapkan dapat meningkatkan efisiensi serta akurasi prediksi pada dataset yang digunakan. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model yang dibangun dengan menggunakan confusion matrix, classification report, F1-Score, accuracy, dan precision sebagai tolok ukur penilaian.

## METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini menjelaskan tentang perancangan sistem klasifikasi Kesehatan gigi dengan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* yang melalui enam tahapan dengan menggunakan metode penelitian CRISP-DM. Dataset terdiri dari gambar yang telah diunduh secara manual melalui Google Image kemudian diaugmentasi secara manual di Google Colab. Sistem ini diharapkan mampu mendeteksi kerusakan gigi berlubang agar dapat dikembangkan dan menjadi kemajuan bagi sistem dibidang Kesehatan gigi.

### Alur Penelitian



**Gambar 5. Flowchart Alur Penelitian**

---

## Evaluasi Pada Model

Evaluasi model adalah proses untuk menilai sejauh mana performa sebuah model dalam menyelesaikan tugas klasifikasi atau prediksi. Tahapan ini sangat penting dalam pembelajaran mesin dan *deep learning* karena memungkinkan pengembang untuk mengetahui apakah model bekerja dengan baik, mengalami *overfitting*, atau justru *underfitting*. Tujuan utama dari evaluasi model adalah untuk membandingkan hasil prediksi model dengan data yang sudah diketahui label kebenarannya, dan mengukur kualitas model menggunakan beberapa metrik evaluasi. Beberapa metrik yang umum digunakan dalam klasifikasi citra, antara lain:

- Akurasi (*Accuracy*): Mengukur proporsi prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi yang dilakukan oleh model. Ini merupakan metrik yang paling dasar dan umum digunakan.
- Presisi (*Precision*): Mengukur ketepatan model dalam memprediksi kelas tertentu. Presisi tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi positif memang benar.
- *Recall*: Mengukur kemampuan model dalam menangkap semua instance positif yang sebenarnya. Nilai *recall* tinggi menunjukkan bahwa model berhasil menemukan sebagian besar data yang benar-benar termasuk dalam kelas tersebut.
- F1-Score: Merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*. Metrik ini sangat berguna ketika terdapat ketidakseimbangan data antar kelas, karena memberikan penilaian yang lebih adil terhadap performa model.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Gambaran Umum

Penelitian ini merancang sistem klasifikasi citra gigi berlubang dan tidak berlubang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan pendekatan transfer learning NASNetMobile. Pengembangan sistem mengikuti kerangka CRISP-DM yang mencakup enam tahapan: pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan implementasi. Dataset citra gigi dikumpulkan dari sumber daring, kemudian melalui proses pra-pemrosesan, augmentasi, dan pembagian menjadi data latih, validasi, serta uji. Model CNN berbasis NASNetMobile dilatih selama 10 epoch menggunakan Google Colab. Evaluasi dilakukan dengan akurasi, confusion matrix, dan classification report untuk menilai performa model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini berpotensi membantu deteksi awal gigi berlubang secara otomatis, sehingga dapat mendukung peningkatan layanan di bidang kesehatan gigi.

### Kebutuhan Sistem

Perangkat keras yang digunakan adalah laptop dengan prosesor Intel Celeron N4020, RAM 4 GB, SSD 512 GB, serta GPU T4 melalui Google Colab. Perangkat lunak yang digunakan meliputi Google Colab, TensorFlow/Keras, OpenCV, serta Draw.io untuk visualisasi alur sistem.

### Alur Penelitian

Perancangan sistem klasifikasi kesehatan gigi menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan metode CRISP-DM yang terdiri dari enam tahap, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeelling, Evaluation, dan Deployment.

### Business Understanding

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi citra gigi untuk membedakan gigi berlubang dan tidak berlubang secara otomatis, sebagai solusi atas keterbatasan akses layanan kesehatan gigi dan rendahnya deteksi dini. Metode yang digunakan adalah CNN dengan arsitektur NASNetMobile berbasis transfer learning, yang dipilih karena ringan namun efektif untuk klasifikasi gambar. Dengan dataset citra gigi dari berbagai sumber, sistem ini diharapkan mampu mencapai akurasi tinggi dalam mendukung diagnosis awal kesehatan gigi.

### Data Understanding

Data penelitian berupa citra gigi manusia yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori, gigi berlubang dan gigi tidak berlubang. Seluruh gambar diperoleh secara manual melalui Google Images dengan berbagai variasi kondisi gigi, sudut, dan pencahayaan, lalu disimpan dalam format .jpg. Dataset akhir terdiri dari 21 citra gigi berlubang dan 24 citra gigi tidak berlubang, yang selanjutnya digunakan

untuk pelatihan model CNN berbasis transfer learning NASNetMobile. Data Preparation. Tahap persiapan data dilakukan setelah proses pengumpulan dan pemahaman data. Proses ini meliputi transformasi, pembersihan, serta pembagian dataset agar siap digunakan untuk pelatihan model CNN berbasis NASNetMobile.

### 1. Import Library

Beberapa library yang digunakan antara lain *TensorFlow* dan Keras untuk membangun model CNN, *scikit-learn* untuk pembagian data serta evaluasi performa, dan *matplotlib* serta *seaborn* untuk visualisasi.

### 2. Augmentasi Data

Augmentasi citra dilakukan menggunakan *Image Data Generator* dengan transformasi rotasi (hingga 25°), pergeseran horizontal dan vertikal (10%), zoom (20%), serta pembalikan horizontal. Setiap gambar menghasilkan lima variasi baru sehingga jumlah dataset meningkat dan model lebih mampu melakukan generalisasi. Hasil augmentasi disimpan dalam format terkompresi (.zip) di *Google Drive* agar mudah diunduh.

### 3. Pelabelan Data

Dataset disimpan dalam dua kategori, yaitu gigi berlubang dan gigi sehat. *Path file* dan label diubah menjadi dataframe menggunakan *pandas* untuk mempermudah pengolahan data.

### 4. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi tiga subset, yaitu data latih (80%), data validasi (10%), dan data uji (10%). Pembagian ini memastikan model dapat dilatih, divalidasi, dan dievaluasi dengan data yang berbeda sehingga hasil lebih objektif.

### 5. Pembuatan Data Generator Image

Data Generator digunakan untuk membaca serta menormalkan citra dengan ukuran 128x128 piksel dalam format RGB dan batch size 64. Data latih dan validasi diproses secara acak, sedangkan data uji dibaca berurutan untuk menjaga konsistensi evaluasi.

### 6. Visualisasi Data

Visualisasi dilakukan untuk menampilkan sebagian sampel citra dari data generator. Hasilnya menunjukkan bahwa citra telah berhasil dinormalisasi, disesuaikan ukurannya, serta terklasifikasi ke dalam dua kelas dengan benar.



**Gambar 1. Output Sampel**

Dengan demikian, seluruh proses persiapan data mulai dari augmentasi, pelabelan, pembagian dataset, hingga pembuatan generator telah berhasil dilakukan sehingga dataset siap digunakan pada tahap pelatihan model CNN.

## Modeling

Tahap modeling merupakan inti dari pengembangan sistem klasifikasi citra gigi. Pada tahap ini dilakukan pemilihan, pembangunan, dan pelatihan model *deep learning* untuk mengklasifikasikan citra gigi ke dalam dua kelas, yaitu gigi berlubang dan gigi tidak berlubang. Model yang digunakan adalah *NASNetMobile* dengan pendekatan *transfer learning*, di mana bobot awal berasal dari pelatihan pada dataset *ImageNet*. Model diimpor menggunakan *tf.keras.applications.NASNetMobile* dengan parameter *include\_top=False* agar lapisan klasifikasi bawaan dihilangkan, kemudian ditambahkan lapisan baru yang disesuaikan dengan dataset penelitian, yaitu:

- Conv2D, dengan filter dan kernel size 3x3, digunakan untuk mengekstraksi fitur baru dari keluaran base model.

- MaxPooling2D dengan ukuran pool 2x2, digunakan untuk mereduksi ukuran dimensi dari fitur map.
- Dropout sebesar 0,5 yang digunakan untuk mengurangi *overfitting* dengan cara menonaktifkan sebagian neuron secara acak saat pelatihan.
- Flatten, digunakan untuk mengubah data multidimensi menjadi satu dimensi agar bisa digunakan oleh layer dense.
- Dense (Fully connected layer) dengan 2 neuron dan aktivasi softmax, untuk menghasilkan output probabilitas dari dua kelas.

## Evaluation

Setelah proses pelatihan model selesai, model akan dievaluasi menggunakan data uji untuk mengetahui seberapa baik kinerja model terhadap data yang belum pernah dilatih atau dibaca sebelumnya. Evaluasi dilakukan untuk mengukur seberapa baik performa model klasifikasi dalam mengenali citra gigi berlubang dan gigi tidak berlubang. Berikut merupakan beberapa matrik yang digunakan dalam evaluasi model CNN dengan transfer learning arsitektur NASNetMobile.

### 1. Akurasi

Pada evaluasi pertama menggunakan akurasi, yaitu presentase prediksi model yang sesuai dengan label sebenarnya. Berikut merupakan hasil akurasi yang diperoleh.

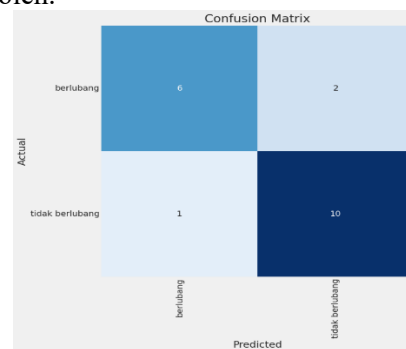
```
1/1 ----- 1s 941ms/step - accuracy: 0.8947 - loss: 0.2510
accuracy on the test set is 89.47 %
```

**Gambar 2. Output Hasil Evaluasi Akurasi**

Evaluasi dilakukan menggunakan metode `.evaluate()` dari keras yang menghasilkan nilai loss sebesar 0.2510 dan akurasi sebesar 89,47% pada data uji. Hal ini menandakan bahwa model mampu mengklasifikasi citra gigi berlubang dan gigi tidak berlubang dengan tingkat ketetapan yang baik, serta menunjukkan kesalahan prediksi model yang tidak terlalu jauh dari label sebelumnya.

### 2. Confusion matrix

Evaluasi selanjutnya adalah dengan menggunakan confusion matrix, yang merupakan salah satu metode evaluasi untuk menilai performa klasifikasi. Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model CNN mampu membedakan citra gigi berlubang dan gigi tidak berlubang, dengan menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada masing-masing kelas. Melalui confusion matrix, dapat dianalisis sejauh mana model menghasilkan prediksi yang akurat, serta sejauh mana kesalahan klasifikasi yang terjadi. Berikut merupakan hasil *Confusion Matrix* yang diperoleh.



**Gambar 3. Hasil Confusion Matrix**

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, model berhasil mengklasifikasi 6 citra gigi berlubang dan 10 citra gigi tidak berlubang dengan benar. Namun masih terdapat kesalahan prediksi, yaitu 2 citra gigi berlubang diklasifikasi sebagai gigi tidak berlubang, dan 1 citra gigi tidak berlubang diklasifikasi sebagai gigi berlubang.

### 3. Classification Report

*Classification Report* merupakan metode evaluasi yang menyajikan metrik performa model klasifikasi secara lebih mendetail untuk setiap kelas. Matrik yang ditampilkan berupa.

- Precision, yang berguna untuk mengukur sejauh mana prediksi positif model benar adanya,

yaitu dari seluruh citra yang diprediksi ke dalam suatu kelas, berapa banyak yang benar termasuk dalam kelas tersebut.

- *Recall* yang berguna untuk menunjukkan seberapa baik model dalam mengenali seluruh data dari suatu kelas tertentu
- F1-Score merupakan rata rata harmonis dari *precision* dan *recall* yang memberikan keseimbangan antara keduanya.
- Support berguna untuk menunjukkan jumlah sampel aktual untuk masing- masing kelas dalam data uji.

**Classification Report:**

	precision	recall	f1-score	support
berlubang	0.86	0.75	0.80	8
tidak berlubang	0.83	0.91	0.87	11

**Gambar 4. Hasil Evaluasi Classification Report**

Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali data secara seimbang pada kedua kelas. Tingginya precision dan recall pada kelas tidak berlubang menunjukkan model sangat jarang melakukan kesalahan dalam mendeteksi gigi tidak berlubang maupun mengklasifikasi kelas lain sebagai gigi tidak berlubang.

- Penyimpanan Model, setelah proses pelatihan dan evaluasi model selesai dilakukan, selanjutnya adalah menyimpan model agar dapat digunakan kembali tanpa perlu melakukan pelatihan ulang. Model yang disimpan dapat diimplementasikan pada aplikasi website sederhana atau perangkat lainnya untuk keperluan klasifikasi atau prediksi, sehingga dapat memudahkan pengguna dalam memanfaatkan model tanpa harus mengulang proses pelatihannya. File disimpan menggunakan format HDF5 (.h5) dengan memanfaatkan fungsi model.save() yang disediakan oleh keras. Penyimpanan model dalam format .h5 memungkinkan model untuk dimuat kembali dan digunakan dalam proses inferensi pada aplikasi website atau perangkat lain.

```
model.save('model_gigi.h5', save_format='h5')
from google.colab import files
files.download('model_gigi.h5')
```

**Deployment**

Tahapan implementasi dimulai dengan membangun dan melatih model klasifikasi citra gigi menggunakan platform Google Colab. Google Colab dipilih karena menyediakan lingkungan pemrograman Python berbasis cloud yang mendukung penggunaan GPU secara gratis, sehingga mempercepat proses pelatihan model deep learning. Model CNN yang telah disimpan sebelumnya (model\_gigi.h5) dimuat kembali menggunakan fungsi load\_model dari pustaka TensorFlow Keras.

```
from google.colab import files
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.preprocessing import image
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Load model
model = load_model('model_gigi.h5')
```

Selanjutnya mengunggah gambar gigi yang ingin diprediksi melalui fitur files.upload(). Gambar yang diunggah kemudian di-resize ke ukuran 128x128 piksel, disesuaikan dengan input layer dari model. Proses pra-pemrosesan juga mencakup konversi gambar menjadi array numerik dan normalisasi nilai piksel ke rentang [0, 1] agar sesuai dengan format data saat pelatihan.

```
uploaded = files.upload()

for fn in uploaded.keys():
    img_path = fn
    img = image.load_img(img_path, target size=(128, 128)) #
    Modified target size to 128x128
    img_array = image.img_to_array(img)
    img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)
    img_array /= 255.
```

Setelah gambar diproses, model akan melakukan prediksi menggunakan metode model.predict(). Hasil prediksi akan dikonversi menjadi indeks kelas, kemudian dikaitkan dengan label kategori yaitu “Tidak Berlubang” dan “Berlubang”. Hasil akhir dari prediksi ditampilkan dalam bentuk visual, yaitu gambar input disertai dengan label hasil klasifikasi.

```
# Prediksi
prediction = model.predict(img_array)
class_idx = np.argmax(prediction[0])
classes = ['Berlubang', 'tidak berlubang ']
hasil = classes[class_idx]

# Tampilkan gambar dan hasil
plt.imshow(img)
plt.axis('off')
plt.title(f'Hasil Prediksi: {hasil}')
plt.show()
```

Berikut merupakan pengujian pada Gigi Berlubang



**Gambar 5. Hasil Prediksi Gigi Berlubang**



**Gambar 6. Hasil Prediksi Gigi Tidak Berlubang**

Dari pengujian tersebut, model CNN yang telah dilatih sebelumnya mampu membaca dan mengklasifikasikan gambar gigi yang diunggah oleh pengguna menjadi dua kelas, yaitu gigi berlubang dan gigi tidak berlubang. Implementasi ini menggunakan gambar baru, belum pernah dilatih sebelumnya (*unseen data*), sehingga dapat menunjukkan kemampuan generalisasi model dalam mengenali citra gigi. Hasil prediksi kemudian ditampilkan secara visual dalam bentuk gambar beserta label klasifikasinya.

## KESIMPULAN

Berdasarkan serangkaian tahapan dalam proses CRISP-DM yang telah dilakukan, penulis berhasil membangun sistem klasifikasi kesehatan gigi menggunakan arsitektur CNN NASNetMobile dengan pendekatan transfer learning. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan citra gigi ke dalam dua kategori, yaitu gigi berlubang dan gigi tidak berlubang, dengan memanfaatkan dataset citra yang dikumpulkan dari berbagai sumber daring. Pada tahap data preparation, dilakukan proses augmentasi untuk memperluas variasi data guna meningkatkan kemampuan generalisasi model. Data kemudian dibagi ke dalam data latih, validasi, dan uji untuk memastikan evaluasi dilakukan secara objektif. Model dilatih menggunakan 10 epoch, yang dipilih berdasarkan pertimbangan efisiensi pelatihan serta hasil observasi terhadap kurva training dan validation. Dari grafik yang dihasilkan, terlihat bahwa akurasi meningkat secara signifikan pada epoch-epoch awal dan mulai stabil menjelang epoch ke-10, tanpa indikasi overfitting. Selain itu, karena model ini dibangun dengan pendekatan transfer learning dari NASNetMobile yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet, maka proses adaptasi terhadap dataset baru tidak membutuhkan epoch yang terlalu banyak untuk mencapai performa optimal.

Meskipun sistem telah menunjukkan performa yang baik, penulis menyadari adanya beberapa keterbatasan. Salah satunya adalah jumlah data latih yang masih terbatas, terutama dalam hal variasi citra dari berbagai kondisi gigi dan pencahayaan yang berbeda. Untuk itu, pengumpulan dataset yang lebih beragam dan lebih banyak sangat disarankan untuk penelitian selanjutnya. Pengembangan sistem juga dapat diarahkan untuk mengenali lebih banyak kategori kondisi gigi, seperti karies tingkat ringan, sedang, dan berat, agar dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih detail. Selain itu, penulis menyarankan agar model ini diintegrasikan ke dalam platform berbasis web atau mobile agar mudah digunakan oleh masyarakat luas, termasuk sebagai media edukasi tentang pentingnya menjaga kesehatan gigi.

---

**REFERENSI**

- Christiawan, G. Y., Putra, R. A., Sulaiman, A., Poerbaningtyas, E., & Putri Listio, S. W. (2023). Penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan penyakit daun tanaman padi. *J-INTECH (Journal of Information and Technology)*.
- Dani, A. R., & Handayani, I. (2024). Klasifikasi motif batik Yogyakarta menggunakan metode GLCM dan CNN. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 10(2), 142–156.  
<https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JTT/article/view/1451>
- Darmawan, D. (2023). Implementasi metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam mendeteksi jenis sampah (Skripsi Sarjana, Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Jambi). Universitas Jambi.  
[https://repository.unja.ac.id/60591/6/Full\\_Skripsi.pdf](https://repository.unja.ac.id/60591/6/Full_Skripsi.pdf)
- Diponegoro, M. H., Kusumawardani, S. S., & Hidayah, I. (2021). Implementation of Deep Learning Methods in Predicting Student Performance: A Systematic Literature Review. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 10(2)(2), 131–138.
- Marpaung, F. (2023). Klasifikasi daun teh siap panen menggunakan CNN dengan arsitektur MobileNetV2. <https://repositori.uma.ac.id/jspui/bitstream/123456789/22248/2/188160032%20%20Febriady%20Marpaung%20-%20Fulltext.pdf>
- Nugroho, L. P. (2024). Implementasi machine learning menggunakan CNN pada website diagnosa gigi (studi kasus Klinik Xxone Dental Care). <https://eprints.ummetro.ac.id/3859/>
- Oroh, E., & Lubis, C. (2023). Klasifikasi penyakit gigi karies dan kalkulus menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Fakultas Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara*.  
<https://jurnal.intekom.id/index.php/njms/article/view/144/123>
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep learning dan penerapannya dalam pembelajaran. Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung.  
[https://jiip.stkipyapisdampu.ac.id/jiip/index.php/JIIP/article/view/805?utm\\_source](https://jiip.stkipyapisdampu.ac.id/jiip/index.php/JIIP/article/view/805?utm_source)
- Sihotang, G. M. A., & Supardi, J. (2024). Pengembangan model CNN ResNet-18 untuk klasifikasi kondisi gigi berbasis citra RGB sebagai solusi diagnostik digital. *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 4(12), 747–758.  
<https://jpti.journals.id/index.php/jpti/article/view/568/301>