



DOI:

Klasifikasi Jenis Kelamin pada Citra Panoramic Gigi Menggunakan CNN dengan Arsitektur ResNet50

Farah Faizah¹, Asrizal², Meliza Wulandari³, Andrian Agustinus Lumban Gaol⁴, Claudhea Angeliani⁵, Salwa Naqwadisa Madinna⁶, Yuliana⁷

Program Studi Sains Data, Fakultas Sains, Institut Teknologi Sumatera, Jl. Terusan Ryacudu Way Hui, Kecamatan Jati Agung, Lampung Selatan 35365, Indonesia

¹ farah.122450002@student.itera.ac.id

² asrizal.122450010@student.itera.ac.id

³ meliza.121450065@student.itera.ac.id

⁴ andrian.121450090@student.itera.ac.id

⁵ claudhea.121450124@student.itera.ac.id

⁶ solwa.121450157@student.itera.ac.id

* Corresponding E-mail: andrian.121450090@student.itera.ac.id

Abstract: Gender is a crucial initial step in forensic investigations, especially when the victim's physical condition is unrecognizable. One method that can be employed is panoramic dental image analysis, which provides information on jaw structure, teeth, and surrounding tissues, as these features differ between males and females. This study aims to compare the performance of two Convolutional Neural Network (CNN)-based methods: a simple CNN model and ResNet50 with a transfer learning approach, in classifying sex using panoramic dental images. The dataset used consists of 979 images divided into training, validation, and testing sets. Evaluation results show that the simple CNN model achieved 94% accuracy with higher precision and recall, as well as better training time efficiency. Meanwhile, the ResNet50 model demonstrated 86% accuracy but required more time to achieve training stability. The findings indicate that the simple CNN model is more effective for sex classification based on panoramic dental images, particularly in forensic applications.

Keywords: *Convolutional Neural Network (CNN), Image Classification, Panoramic Image, ResNet50, Transfer Learning.*

Abstrak: Identifikasi jenis kelamin merupakan langkah awal yang penting dalam investigasi forensik, terutama ketika kondisi fisik korban tidak memungkinkan untuk dikenali. Salah satu metode yang dapat digunakan yaitu menggunakan analisis berbasis citra panoramic gigi, yang memberikan informasi mengenai struktur rahang, gigi, dan jaringan sekitarnya, serta memiliki karakteristik berbeda antara pria dan wanita. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dua metode berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu model CNN sederhana dan ResNet50 dengan pendekatan *transfer learning*, dalam mengklasifikasikan jenis kelamin menggunakan citra panoramic gigi. Dataset yang digunakan terdiri dari 979 citra yang dibagi untuk pelatihan, validasi, dan pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CNN sederhana memiliki akurasi 94% dengan presisi dan recall yang lebih tinggi serta efisiensi waktu pelatihan yang lebih baik. Sedangkan model ResNet50 menunjukkan akurasi 86% dengan waktu yang lebih lama untuk mencapai stabilitas dalam pelatihan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN sederhana lebih efektif untuk klasifikasi jenis kelamin berbasis citra panoramic gigi, terutama dalam aplikasi forensik.



Kata Kunci : *Citra Panoramic, Convolutional Neural Network (CNN), Klasifikasi Citra, ResNet50, transfer learning.*

Pendahuluan

Identifikasi jenis kelamin merupakan salah satu langkah awal dalam investigasi forensik yang menjadi dasar untuk mengungkap identitas individu. Dalam konteks forensik, identifikasi jenis kelamin diperlukan pada kasus dimana kondisi fisik korban tidak memungkinkan untuk dikenali[1]. Oleh karena itu, pengembangan metode yang dapat memberikan hasil cepat dan akurat menjadi salah satu tantangan dalam bidang ini. Salah satu pendekatan yang mulai banyak digunakan yaitu analisis berbasis citra, termasuk citra panoramic yang sering digunakan dalam bidang kedokteran gigi. Citra panoramic gigi dipilih karena memberikan gambaran menyeluruh terkait struktur rahang, gigi dan jaringan sekitarnya. Citra ini memiliki keunggulan dalam hal keakuratan karena kerangka gigi dan rahang biasanya tetap utuh dan tidak berubah meskipun terjadi proses degradasi tubuh[2]. Struktur rahang dan gigi juga memiliki perbedaan karakteristik yang signifikan antara pria dan wanita, sehingga dapat dijadikan dasar untuk melakukan klasifikasi jenis kelamin[3].

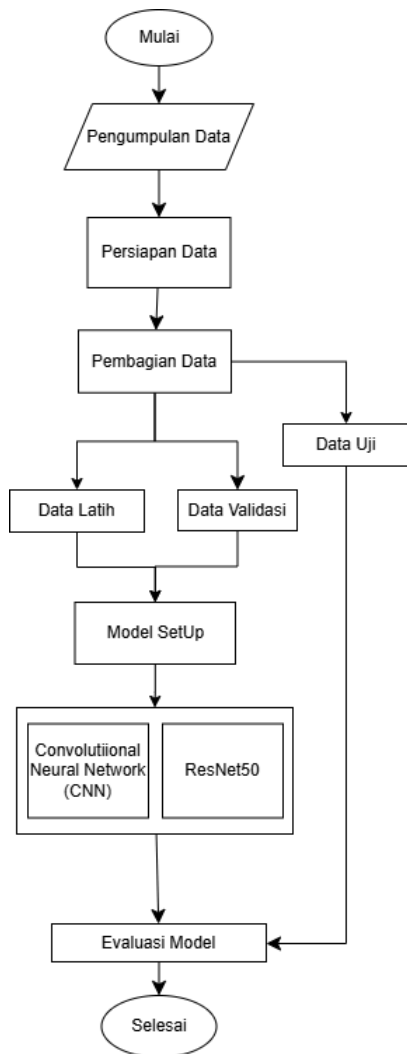
Penelitian mengenai klasifikasi jenis kelamin berdasarkan foto panoramik gigi telah banyak dilakukan. Nur Nafi'iyah dkk (2018) menggunakan algoritma Fuzzy C45 untuk menormalisasi nilai fitur centroid gigi kaninus, menghasilkan akurasi 72,5%[4]. Peneliti yang sama juga menunjukkan bahwa algoritma Backpropagation dapat mengidentifikasi jenis kelamin manusia dengan akurasi sekitar 85%, sedangkan algoritma Naive Bayes mencapai akurasi 81%, sehingga algoritma Backpropagation lebih unggul[5]. Selain itu, Fariz Faqihuddin dkk (2021) menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk klasifikasi jenis kelamin berdasarkan foto panoramik gigi, dengan akurasi 78,13%. Meskipun hasilnya cukup baik, penelitian ini mengindikasikan potensi peningkatan melalui teknik pemrosesan citra lanjutan dan perbaikan variasi data latih untuk meningkatkan generalisasi model[6].

Seiring perkembangan teknologi, khususnya dalam bidang deep learning, memiliki potensi besar untuk meningkatkan kinerja klasifikasi menggunakan citra panoramik gigi. Metode Convolutional Neural Networks (CNN)

memungkinkan pemrosesan citra yang lebih mendalam dan akurat, serta mengidentifikasi pola-pola yang lebih kompleks dalam struktur gigi dan rahang yang membedakan pria dan wanita. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dua metode berbasis CNN, yaitu model CNN sederhana dan ResNet50 dengan transfer learning untuk mengklasifikasikan jenis kelamin menggunakan citra panoramic gigi. Evaluasi dilakukan berdasarkan akurasi, presisi, recall, f1-score dan efisiensi waktu pelatihan untuk menentukan model yang lebih efektif dan sesuai kebutuhan dalam bidang forensik.

Metode

Pada penelitian ini, klasifikasi jenis kelamin berdasarkan citra panoramik gigi akan dilakukan menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan metode pembelajaran mendalam yang efektif untuk pemrosesan citra. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra secara otomatis tanpa memerlukan teknik pemrosesan citra manual. Langkah-langkah dalam penelitian ini meliputi pengumpulan dataset citra panoramik gigi, pra-pemrosesan citra untuk memastikan kualitas data, pelatihan model CNN dan ResNet50 menggunakan data latih dan validasi model menggunakan data validasi, serta evaluasi kinerja model dengan menggunakan data uji untuk mengukur akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score*.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data yang digunakan diunduh melalui situs Kaggle dengan judul dataset *Gender Labelled Panoramic Dental X-ray* yang terdiri dari dua kelas, yaitu pria dan wanita. Dataset terdiri dari 979 citra panoramik gigi yang telah dikelompokkan oleh penyedia dataset menjadi tiga, yaitu:

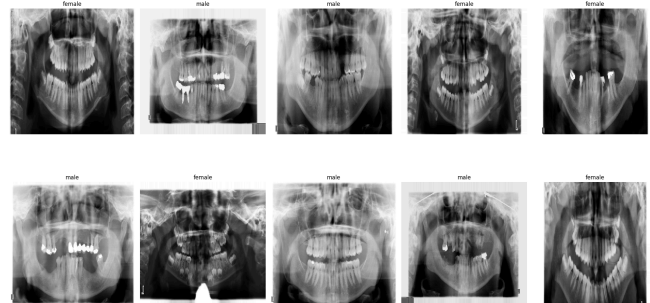
1. Data latih (686 gambar) untuk pelatihan model,
2. Data validasi (97 gambar) untuk memvalidasi kinerja model selama proses pelatihan,
3. Data uji (196 gambar) untuk mengevaluasi kinerja akhir model.

Persiapan Data

Dilakukan pengambilan data dengan menerapkan perubahan pada gambar sebagai persiapan pembangunan model. Beberapa perubahan meliputi

1. Target size : pengubahan ukuran gambar menjadi 500 x 500 piksel
2. Color mode : pembacaan gambar dengan 3 saluran warna (RGB)
3. Class mode : penetapan kelas target menjadi biner

Berikut contoh data gambar yang telah dilakukan *preprocessing*.



Gambar 2. Dataset

Model CNN

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) dibangun menggunakan pustaka Keras dengan struktur model yang terdiri dari beberapa lapisan. Ukuran kernel yang digunakan yaitu (3, 3) untuk memberikan keseimbangan antara presisi fitur dan efisiensi komputasi. Berikut struktur model CNN pada penelitian ini:

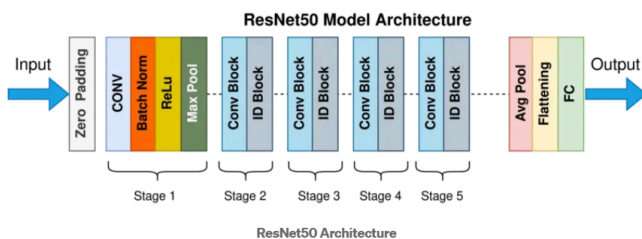
1. **Lapisan Konvolusi (Conv2D)** : Untuk mengekstraksi fitur penting dari gambar melalui filter kernel. Terdapat 5 lapisan konvolusi dengan 3 diantaranya menggunakan 32 filter dan 2 sisanya menggunakan 64 filter yang masing-masingnya berukuran (3x3) untuk menangkap fitur yang lebih kompleks. Setiap lapisan menggunakan fungsi aktivasi ReLu yang menormalkan nilai negatif menjadi nol untuk non-linearitas pada data.
2. **Lapisan Pooling (MaxPooling2D)** : Lapisan ini digunakan setelah lapisan konvolusi untuk mengurangi dimensi fitur dan mengontrol overfitting. Ukuran pooling sebesar (2,2) untuk mereduksi resolusi secara signifikan tanpa kehilangan informasi penting. Selain itu pengurangan dimensi ini ditujukan untuk mempercepat komputasi dan mencegah overfitting.
3. **Lapisan Flatten** : Digunakan untuk mengubah keluaran fitur berbentuk tensor menjadi vektor satu

dimensi, sehingga dapat digunakan untuk lapisan selanjutnya.

4. **Lapisan Fully Connected layers Dense)** : Digunakan untuk penggabungan dan pengelolaan informasi yang dihasilkan dari lapisan sebelumnya. Lapisan ini terdiri dari dua hidden yang menggunakan fungsi aktivasi ReLu dengan 128 dan 64 unit masing-masing. Untuk lapisan output digunakan fungsi aktivasi sigmoid dengan satu unit untuk klasifikasi biner.
5. **Optimizer dan Loss:** Digunakan karena mampu menyesuaikan *learning rate* secara dinamis, sehingga menghasilkan konvergensi yang lebih cepat. Untuk menghitung kesalahan model digunakan fungsi loss *binary crossentropy*.

Sebelum pelatihan dilakukan penanganan class imbalance untuk menangani kemungkinan terjadinya ketidak seimbangan jumlah data pada masing-masing kelas. Penanganan imbalance ini dilakukan agar model dapat mempelajari semua kelas secara merata. Selanjutnya dilakukan pelatihan model dengan 25 epoch menggunakan data latih dan data validasi, dengan memanfaatkan bobot kelas (class weight) untuk menangani ketidakseimbangan kelas, serta callbacks untuk memantau dan mengoptimalkan proses pelatihan.

Model ResNet50



Gambar 3. Arsitektur ResNet50

Model ResNet50 dimuat di dalam pustaka Keras yang terdiri dari 50 lapisan. Pada penelitian ini ResNet50 digunakan dengan pendekatan transfer learning, di mana model diinisialisasi menggunakan bobot pre-trained dari dataset ImageNet, yaitu data yang berisikan 1000 kelas gambar. Penggunaan bobot pretrained (sebelum pelatihan) memungkinkan model menggunakan fitur-fitur generik (tepi, pola dan bentuk) yang telah dipelajari sebelum dilakukan pelatihan dengan data baru. Untuk menyesuaikan model dengan tugas baru dilakukan penghapusan bagian atas model ResNet50 yang terdiri dari Global Average Pooling (GAP) layer yang mengubah tensor fitur menjadi satu dimensi, Fully Connected (Dense) Layer untuk

menghasilkan output dan Softmax output layer, dimana bagian atas ini ditujukan untuk klasifikasi 1000 kelas dari pelatihan dengan ImageNet. Setelah itu dilakukan pula pembekuan semua lapisan model pretrained agar bobotnya tidak diperbarui selama pelatihan dengan data baru. Kemudian dilakukan penambahan lapisan baru untuk menyesuaikan output dimana model akan disesuaikan untuk klasifikasi biner dengan aktivasi Sigmoid. selain itu dilakukan pengurangan dimensi dengan GlobalAveragePooling2D agar informasi penting dari fitur yang sudah diekstrak tidak hilang. Setelah itu dilakukan fine tuning dengan tetap mempertahankan bobot pada pelatihan sebelumnya. Kemudian dilakukan pelatihan model kembali dengan 25 epoch pada lapisan di atas 140 menggunakan data baru, agar informasi bobot pelatihan pada layer sebelumnya tetap terjaga. Selain itu dilakukan pula pengaturan fungsi loss untuk dua kelas dengan binary cross entropy.

Model Evaluasi dan Performance

Penelitian ini menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja model. *Confusion matrix* memiliki empat sel utama yaitu:

- *True Positive* (TP) : Data diprediksi positif dan aktual positif.
- *False Positive* (FP): Data diprediksi positif dan aktual negatif.
- *False Negative* (FN): Data diprediksi negatif dan aktual positif.
- *True Negative* (TN) : Data diprediksi negatif dan aktual negatif.

Tabel 1. Tabel Confusion Matrix

Kelas Prediksi \ Kelas Aktual	Kelas Aktual	
	Positive	Negative
Positive	TP	FP
Negative	FN	TN

Metrik evaluasi yang digunakan antara lain:

- a. *Akurasi* : Mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan total prediksi yang dilakukan oleh model.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (1)$$

- b. *Precision* : Mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi kelas positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

- c. *Recall* : Mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi semua kasus positif pada dataset.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

- d. *F1-Score* : Mengevaluasi model pada dataset yang tidak seimbang, karena metrik ini mampu memberikan keseimbangan antara Precision dan Recall.

$$F1-Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Selain menggunakan *confuion matrix* untuk mengevaluasi model, penelitian ini juga mengevaluasi performa berdasarkan waktu komputasi yang dibutuhkan selama proses pelatihan model.

Hasil dan Pembahasan

Pembagian Dataset

Pembagian dataset dilakukan untuk memastikan bahwa model memiliki data yang cukup untuk pelatihan dan evaluasi akurat. Dataset yang digunakan terdiri dari data latih, data validasi, dan data uji yang telah dirancang untuk memastikan distribusi yang seimbang antara dua kelas (Female dan Male). Berikut rincian dataset dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Rincian Dataset

No	Jenis Kelamin	Data Latih	Data Uji	Data Val
1.	Female	343	49	97
2.	Male	343	48	97
Total Data		686	97	196

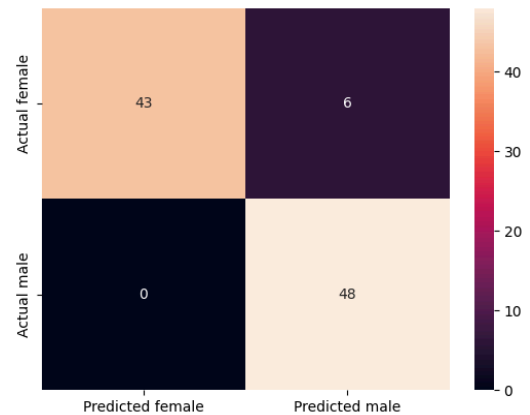
Pengujian Model

Pengujian model dilakukan dengan memprediksi jenis kelamin menggunakan gambar individu berdasarkan citra panoramik. Proses ini dilakukan dengan beberapa langkah, yaitu: Gambar uji diunggah dan diproses dengan ukuran target 500 x 500 piksel dan mode warna RGB. Selanjutnya, gambar tersebut kemudian diubah menjadi array dan dinormalisasi dengan membagi nilai pikselnya oleh 255. Prediksi dilakukan menggunakan model CNN dan ResNet50. Hasil prediksi divisualisasikan dalam bentuk label kelas (Female atau Male).

Evaluasi Model

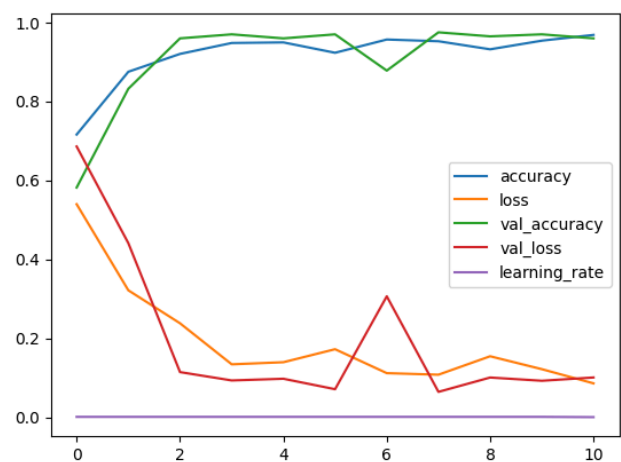
Hasil Evaluasi Model CNN

Pada **Gambar 5** yang menunjukkan confusion matrix pada model CNN kita dapat mengetahui bahwa CNN mampu memprediksi kategori *male* dengan akurasi yang sangat baik, tanpa menghasilkan kesalahan (false positive = 0). Namun, untuk kategori *female*, CNN memiliki sedikit kelemahan, yaitu terdapat false negatives sebanyak 6 kasus.



Gambar 5. Confusion Matrix Model CNN

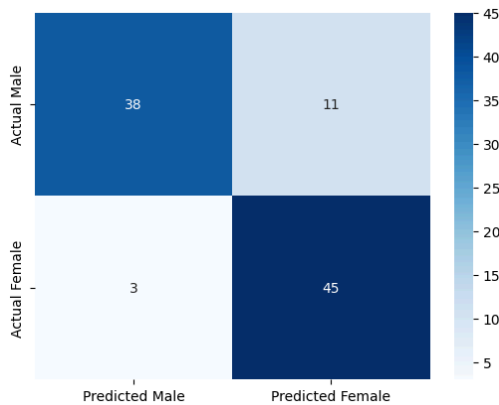
Hasil dari evaluasi model CNN pada gambar dibawah ini menunjukkan bahwa model berhasil mencapai akurasi tinggi pada data pelatihan dan validasi, dengan akurasi pelatihan mendekati 1,0 dan akurasi validasi juga stabil mendekati nilai tinggi. Loss pelatihan dan validasi menurun tajam di awal pelatihan, mencerminkan bahwa model belajar dengan baik.



Gambar 6. Hasil Evaluasi CNN

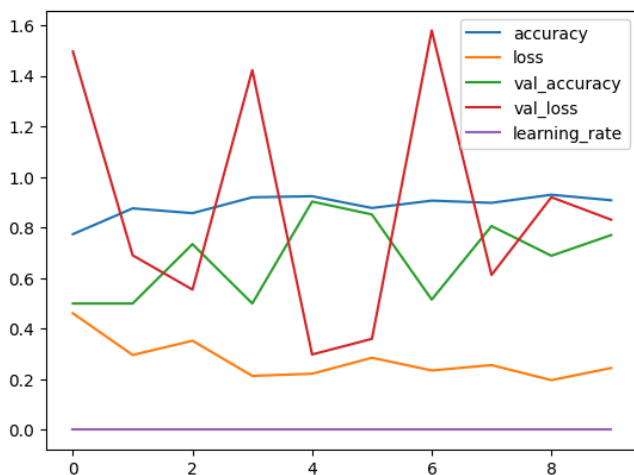
Hasil Evaluasi Model ResNet50

Berdasarkan **Gambar 7** yang menunjukkan confusion matrix pada model ResNet, menyatakan bahwa ResNet lebih baik dalam memprediksi kategori *female* dengan hanya menghasilkan 3 false negatives. Namun, memiliki kelemahan dalam memprediksi kategori *male* dengan menghasilkan false positives yang lebih tinggi yaitu sebanyak 11.



Gambar 7. Confusion Matrix Model ResNet

Pada gambar evaluasi ResNet pada **Gambar 8** menunjukkan hasil evaluasi ResNet, di mana loss validasi tidak menunjukkan tren penurunan yang konsisten dan mengalami fluktuasi besar. Sementara itu, loss pelatihan cenderung menurun secara perlahan. Akurasi pelatihan terlihat stabil, namun akurasi validasi menunjukkan fluktuasi yang signifikan.



Gambar 8. Hasil Evaluasi ResNet

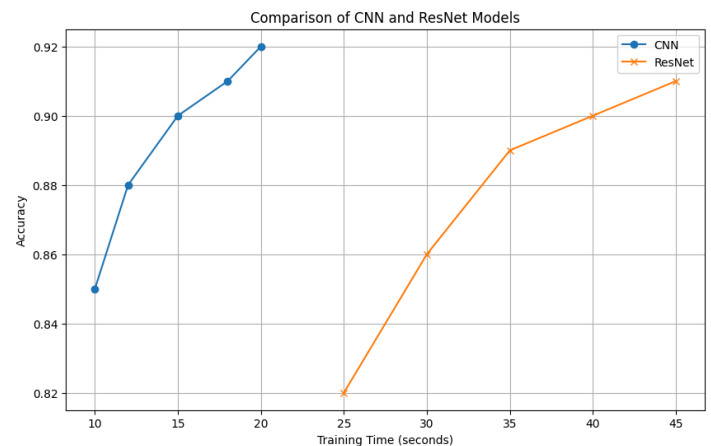
Perbandingan Model CNN dan ResNet50

Pada **Tabel 2** menunjukkan matrix evaluasi dari Model CNN dengan Model ResNet. Secara keseluruhan, model CNN memiliki performa yang lebih unggul dalam hal presisi dan akurasi untuk kedua kelas, yaitu Male dan Female. Sementara itu, model ResNet50 menunjukkan hasil yang cukup baik pada recall untuk kelas Female, meskipun nilai precision dan recall untuk kelas Male lebih rendah dibandingkan dengan CNN.

Tabel 2. Matrix Evaluasi Model CNN dan ResNet50

Matriks Evaluasi	CNN		ResNet	
	Male	Female	Male	Female
Presisi	100%	89%	93%	80%
Recall	88%	100%	78%	94%
F1-Score	0.93	0.94	0.84	0.87
Akurasi	94%		86%	

Pada gambar dibawah ini menunjukkan bahwa CNN lebih efisien dalam waktu pelatihan yang lebih singkat dan dapat mencapai akurasi yang lebih tinggi dan lebih cepat, sementara ResNet membutuhkan waktu lebih lama untuk mencapai akurasi yang optimal.



Gambar 9. Perbandingan CNN & ResNet

Jadi CNN menunjukkan kinerja yang lebih baik secara keseluruhan dalam hal precision, recall, F1-score, dan akurasi, yang menjadikannya model yang lebih efektif untuk dataset ini karena memberikan hasil yang lebih baik dalam klasifikasi gambar dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

Kesimpulan

Dalam penelitian ini menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Networks (CNN) memiliki performa lebih baik dibandingkan model ResNet50 dalam klasifikasi jenis kelamin berdasarkan citra panoramik gigi. Model CNN dengan konfigurasi 5 lapisan konvolusi (3 lapisan menggunakan 32 filter dan 2 lapisan menggunakan 64 filter), ukuran kernel 3x3, dan fungsi aktivasi ReLU berhasil mencapai akurasi 94%, dengan presisi tinggi untuk kelas laki-laki (93%) dan perempuan (100%), serta recall 88% untuk laki-laki dan 100% untuk perempuan. CNN juga memiliki waktu pelatihan yang lebih singkat.

Sementara itu, model ResNet50 menggunakan pendekatan transfer learning dengan bobot pretrained dari ImageNet, pembekuan lapisan awal, dan penyesuaian lapisan atas untuk klasifikasi biner. Meskipun mencapai akurasi 86%, model ini menunjukkan fluktuasi dalam loss validasi dan membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama. ResNet50 memiliki keunggulan dalam recall untuk kelas perempuan (94%) tetapi menunjukkan kelemahan dalam presisi kelas laki-laki (78%). Hal ini mengindikasikan bahwa konfigurasi model sederhana seperti CNN lebih efektif dalam konteks dataset ini, terutama untuk aplikasi forensik.

References

- [1] A. Markande, M. David, and A. Indira, "Mandibular ramus: An indicator for sex determination - A digital radiographic study," *J. Forensic Dent. Sci.*, vol. 4, no. 2, p. 58, 2012, doi: 10.4103/0975-1475.109885.
- [2] D. Milosevic, M. Vodanovic, I. Galic, and M. Subasic, "Estimating biological gender from panoramic dental x-ray images," *Int. Symp. Image Signal Process. Anal. ISPA*, vol. 2019-September, no. January 2020, pp. 105–110, 2019, doi: 10.1109/ISPA.2019.8868804.
- [3] N. Nafi'iyah and R. Wardhani, "Sistem Identifikasi Jenis Kelamin Manusia Berdasarkan Foto Panoramik," *Semin. Nas. Has. Penelit. Masy.*, pp. 120–125, 2016.
- [4] N. Nafi'iyah and R. Wardhani, "Analisa Fuzzy C45 dalam mengklasifikasi jenis kelamin manusia dari fitur citra panoramik gigi kaninus," *Semin. Nas. SNIATI ITN*, pp. 160–166, 2018.
- [5] N. Nafi'iyah and S. Mujilahwati, "Analisis algoritma backpropagation dan naive bayes dalam identifikasi jenis kelamin manusia berdasarkan foto panoramik gigi," pp. 1113–1119, 2018.
- [6] F. Faqihuddin, S. M. T. Ibrahim, and Y. Widiastiti, "Klasifikasi Jenis Kelamin Manusia Menggunakan Foto Panoramik Gigi dengan Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ)," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, no. April, pp. 624–633, 2021.