

DETEKSI DINI KARDIOMEGALI BERBASIS KLASIFIKASI CITRA X-RAY DADA DENGAN ALGORITMA CNN

Diny Wahyuni^{1*}, Bahtiar Waskito², Winda Widya Ariestya³,
Ida Astuti⁴, Syamsi Ruhama⁵

^{1,3,4,5}Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, ²Fakultas Teknologi Industri,
^{1,2,3,4,5}Universitas Gunadarma

^{1,2,3,4,5}Jl. Margonda Raya No. 100 Depok

¹dwahyuni@staff.gunadarma.ac.id, ²bahtiarwaskito8008@gmail.com,

³winda_widya@staff.gunadarma.ac.id, ⁴astuti@staff.gunadarma.ac.id,

⁵susi22@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak : Proses diagnosa kardiomegali pada dada membutuhkan kecepatan dan akurasi tinggi, namun metode manual seperti wawancara pasien dan analisis subjektif rontgen sering menyebabkan hasil kurang akurat dan perbedaan persepsi antar dokter. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini mengembangkan klasifikasi kardiomegali menggunakan teknologi *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian melibatkan dua tahap utama dalam pembuatan model, yaitu *Feature Extraction* dan *Classification*, menggunakan 5600 data (4000 untuk pelatihan, 1000 untuk pengujian, dan 600 untuk validasi). Setelah delapan percobaan, akurasi tertinggi diperoleh pada percobaan menggunakan *batch size* 50, *epoch* 10 dengan hasil sebesar 95,59%. Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, diperoleh *accuracy* 93%, *precision* untuk kardiomegali 97%, serta *recall* sebesar 89%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode CNN efektif untuk membantu diagnosa kardiomegali menjadi lebih cepat dan akurat.

Kata Kunci : *Convolutional Neural Network*, Deteksi, *Deep Learning*, Kardiomegali, Klasifikasi.

Abstract: *The process of diagnosing cardiomegaly in the chest requires high speed and accuracy, but manual methods such as patient interviews and subjective analysis of X-rays often lead to inaccurate results and differences in perception between doctors. To overcome this, this study developed a cardiomegaly classification using Deep Learning technology based on Convolutional Neural Network (CNN). The research involved two main stages in model building, namely Feature Extraction and Classification, using 5600 data (4000 for training, 1000 for testing, and 600 for validation). After eight experiments, the highest accuracy was obtained in the experiment using batch size 50, epoch 10 with a result of 95.59%. Evaluation using Confusion Matrix, obtained accuracy of 93%, precision for cardiomegaly 97%, and recall of 89%. These results show that the CNN method is effective to help diagnose cardiomegaly more quickly and accurately.*

Keywords: *Convolutional Neural Network, Detection, Deep Learning, Cardiomegaly, Classification.*

PENDAHULUAN

Kesehatan jantung adalah salah satu faktor utama yang menentukan kualitas hidup seseorang. Organisasi Kesehatan Dunia

(WHO) menyatakan bahwa penyakit kardiovaskular menyebabkan lebih dari 17 juta kematian setiap tahun. Data dari *Institute for Health Metrics and*

Evaluation pada tahun 2019 menunjukkan bahwa kematian di Indonesia akibat penyakit kardiovaskular mencapai 651.481 penduduk per tahun, menunjukkan betapa serius masalah ini. Kardiomegali, kondisi di mana jantung membesar karena tekanan atau volume yang berlebihan yang mengakibatkan tegangan dinding otot jantung, adalah salah satu gangguan jantung yang paling umum (Yandriani & Karani, 2018). Kardiomegali bisa bersifat sementara, bisa juga permanen. Kondisi ini sering menjadi indikasi awal gangguan serius seperti hipertensi, penyakit jantung koroner, atau aritmia (Nareza, 2021).

Deteksi dini kardiomegali menjadi langkah krusial untuk mencegah komplikasi lebih lanjut dan meningkatkan peluang pemulihan pasien. Salah satu metode yang sering digunakan adalah analisis citra X-ray dada yang memberikan informasi visual tentang kondisi jantung. Namun, interpretasi citra ini membutuhkan keahlian khusus, dan hasilnya sering kali bervariasi karena adanya subjektivitas di antara para dokter. Situasi ini menekankan pentingnya dukungan sistem yang lebih objektif, efisien, dan akurat.

Perkembangan teknologi, terutama di ranah *Artificial Intelligence* (AI), menawarkan solusi yang potensial. Salah satu pendekatan yang terbukti efektif adalah *Deep Learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN memiliki keunggulan dalam analisis citra karena kemampuannya mengekstrak fitur visual penting secara otomatis. Dengan menggunakan citra X-ray dada, CNN dapat dirancang untuk mengidentifikasi pola yang mengindikasikan kardiomegali, sehingga proses deteksi dini menjadi lebih cepat dan akurat.

Metode CNN tidak hanya menghemat waktu, tetapi juga menghasilkan diagnosis yang konsisten dengan tingkat akurasi yang tinggi. CNN bekerja melalui beberapa lapisan, seperti *Convolutional Layer* untuk mengekstrak fitur gambar dan *Pooling Layer* yang mengurangi dimensi data agar komputasi lebih cepat. Pendekatan ini, membuat sistem deteksi dini dapat dirancang untuk membantu tenaga medis mendiagnosis kardiomegali secara lebih tepat dan obyektif.

Penelitian untuk mendeteksi kardiomegali ini merujuk pada penelitian terdahulu. Penelitian tersebut menggunakan metode yang berbeda-beda dalam mendeteksi kardiomegali, beberapa metode seperti Residual U-Net, ResNet dan *Visual Geometry Group* (VGG16).

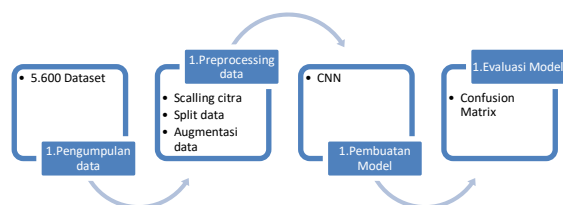
Penelitian terdahulu terkait implementasi *Deep Learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk deteksi kardiomegali diantaranya: CNN dengan model arsitektur Residual U-Net diimplementasikan pada segmentasi ruang jantung dengan menggunakan jaringan saraf konvolusional 2D (dua dimensi) ultrasound untuk skrining kardiomegali secara cepat dalam aplikasi klinis berdasarkan pemeriksaan USG dada, data yang digunakan jantung abnormal dan normal, hasil yang diperoleh menggunakan evaluasi matriks piksel akurasi sebesar 99.09% (Saputra et al., 2023). Penelitian lain model U-NET dan rasio kardiotoraks digunakan untuk diagnosis kardiomegali dari rontgen dada, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 93,75% dan hasil penelitian menyatakan bahwa keakuratan bergantung pada label manual, oleh karena itu sangat penting untuk menyiapkan label yang tepat sebelum pelatihan (Que et al., 2018). Penelitian lain yang diteliti oleh Yoo, model pendukung

diagnosis kardiomegali berdasarkan CNN menggunakan ResNet dan peta fitur yang dapat dijelaskan, diperoleh hasil berupa metode analisis yang dikonfigurasi memberikan informasi di dalam jaringan saraf melalui hasil akurasi mendekati 80% dan peta fitur yang diekspresikan secara visual (Yoo et al., 2021). Selain itu Model VGG16 juga dimanfaatkan untuk deteksi dini kardiomegali pada chest x-ray nilai akurasi yang diperoleh sebesar 78,75% (Azizah et al., 2024). Penelitian terdahulu menunjukkan deteksi kardiomegali dengan metode CNN memiliki hasil yang baik, maka dari itu penelitian ini mengaplikasikan CNN dalam deteksi kardiomegali.

Melihat pentingnya deteksi dini kardiomegali serta potensi besar teknologi CNN dalam analisis citra medis, penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi berbasis CNN untuk mendeteksi kardiomegali pada citra X-ray dada. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan dampak positif dalam dunia medis, khususnya dalam meningkatkan efisiensi dan efektivitas diagnosis penyakit jantung.

METODE

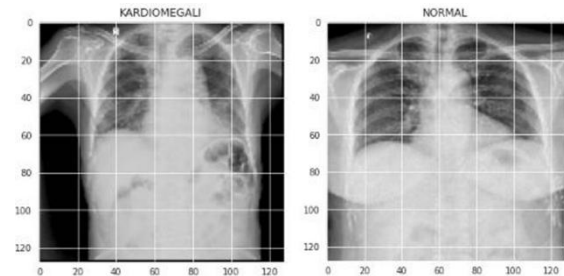
Tahapan penelitian pada penelitian ini ditujukan pada Gambar 1 yang terdiri dari 4 tahap.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

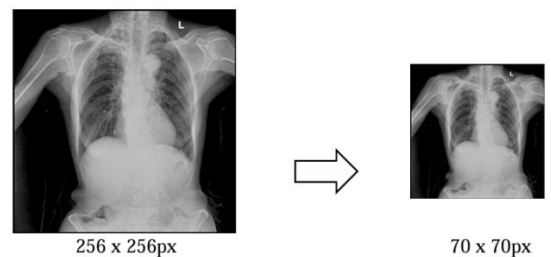
Tahap pertama merupakan tahap pengumpulan data. Pengumpulan Data dilakukan dengan cara mengambil Data dari <https://www.Kaggle.com>. Dataset citra X-ray dada yang digunakan sebanyak

5.600 dataset. Gambar 2 merupakan contoh citra X-ray dada yang digunakan dalam penelitian.



Gambar 2. Contoh citra X-ray dada yang digunakan

Tahap kedua, dilakukan *preprocessing* data. Pada tahap ini dilakukan 3 proses, yaitu *Scaling data*, *Splitting data* dan *Augmentation data*. *Scaling data* adalah proses pengubahan resolusi citra menjadi lebih besar atau lebih kecil dari ukuran aslinya dan untuk menyamakan semua citra pada dataset (Jagad & Utomo, 2024). Ukuran citra dalam dataset adalah 256 x 256 pixel dilakukan perubahan resolusi menjadi 70 x 70 pixel seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Pemilihan pixel beresolusi 70 x 70 pixel adalah agar citra tidak terlalu besar dan juga tidak terlalu kecil dalam penggunaan memori saat citra dimuat.



Gambar 3. Contoh *Scaling* citra

Splitting data adalah proses pembagian dataset menjadi beberapa bagian (Gumelar et al., 2021). Penelitian ini dataset dibagi menjadi 3, yaitu *data train*, *data validation* dan *data test* yang ditunjukkan pada Tabel 1. *Data train* digunakan oleh algoritma klasifikasi untuk membentuk sebuah model *classifier* (Zamachsari & Puspitasari, 2021). *Data validation* digunakan untuk mencari parameter yang paling baik untuk sebuah algoritma klasifikasi (Firmansyah et al.,

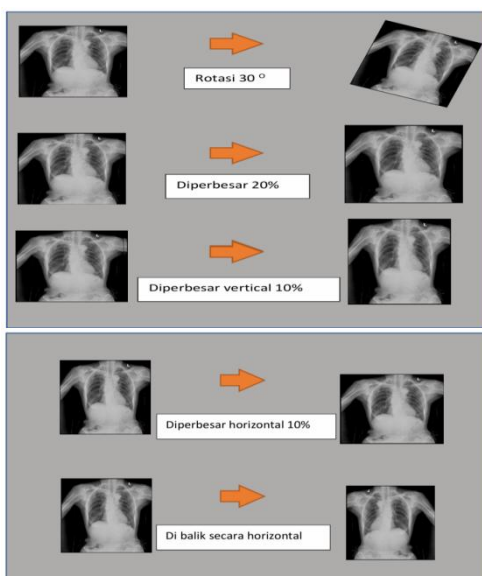
2012). *Data test* digunakan untuk pengujian klasifikasi berdasarkan data yang telah diproses dalam *training* dan *validation* sehingga dapat mengetahui performa algoritma yang sudah dilatih sebelumnya ketika menemukan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya (Zamachsari & Puspitasari, 2021).

Tabel 1. Pembagian dataset

Dataset	Banyak Data
Data Train	4000
Data Validation	600
Data Test	1000

Augmentation data merupakan proses mengubah atau memodifikasi gambar sedemikian rupa, sehingga komputer akan mendeteksi bahwa gambar yang diubah adalah gambar yang berbeda, namun manusia masih dapat mengetahui bahwa gambar yang diubah tersebut adalah gambar yang sama. Data yang telah mengalami augmentasi membantu model mengurangi risiko *overfitting* dan meningkatkan kemampuannya dalam membuat generalisasi terhadap data baru (Amrulloh et al., 2024).

Augmentasi yang dilakukan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4 berupa rotasi citra sebesar 30 derajat, memperbesar 20%, memperbesar horizontal 10% dan vertikal sebesar 10%.



Gambar 4. Proses augmentasi citra

Tahap ketiga, pembuatan model CNN. Dataset berupa citra X-ray dada yang telah dilakukan *preprocessing* sebelumnya akan dilakukan klasifikasi menjadi 2 kategori, yaitu kardiomegali dan normal. Penelitian ini arsitektur *Convolutional Neural Network* menggunakan dua tahap yaitu *Feature Extraction* yang terdapat 5 layer *convolution* dan juga 5 *max Pooling Layer*, tahap ke 2 yaitu Classification yang terdiri dari 1 *Flatten*, 2 *Dense*, 1 *Dropout* dan Output yang termasuk ke dalam *Fully Connected Layer*.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 70, 70, 32)	320
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 35, 35, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 35, 35, 32)	9248
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 18, 18, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 18, 18, 64)	18496
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 9, 9, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 9, 9, 128)	73856
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 128)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 5, 5, 256)	295168
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 2304)	0
dense (Dense)	(None, 128)	295040
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	129

Total params: 692,257
 Trainable params: 692,257
 Non-trainable params: 0

Gambar 5. Arsitektur model CNN yang digunakan

Tahap *Feature Extraction*, layer pertama merupakan input layer yang berukuran 70 x 70 x 1 pada Data uji ukuran citra 256 x 256, maka pada program akan dilakukan penyesuaian dengan melakukan *Scaling* pada program. *Feature Extraction* terbagi menjadi dua jenis layer yaitu *Convolutional Layer* dan *Pooling Layer*. Terdapat beberapa *convolution layer* dan *Pooling Layer* yang menerima dan menghasilkan keluaran dengan perhitungan menggunakan rumus konvolusi dan pooling, kemudian setiap hasil keluaran

dari proses tersebut akan dijadikan suatu masukan pada layer berikutnya.

Citra yang melalui semua tahapan pada *convolution layer* dan *Pooling Layer*, tahap selanjutnya yaitu *Classification*. Tahap ini akan melakukan klasifikasi dari hasil-hasil yang telah dipelajari pada lapisan sebelum-sebelumnya. Klasifikasi akan menggunakan *fully-connected layer* yang merupakan *neural network* pada *Machine Learning* biasa. Lapisan ini akan mempelajari hasil dari *Feature Extraction* yang dihasilkan dari *convolution layer* dan *Pooling Layer*. Untuk memproses sebuah citra dengan ukuran 70x70x1 akan memproses parameter sebanyak 692.257.

Tahap terakhir yaitu evaluasi model, dilakukan pengukuran ketepatan model klasifikasi menggunakan pengukuran *Confusion Matrix* yang meliputi pengukuran *precision*, *recall*, *accuracy*, dan *F1 score*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan model digunakan untuk mempelajari fitur-fitur dan kelas dari citra x-ray kardiomegali. Tujuan dari pelatihan ini adalah agar model dapat mengenali ciri untuk melakukan klasifikasi kardiomegali. Proses pelatihan dilakukan 8 kali percobaan dengan *batch_size* dan *epoch* berbeda, menggunakan *activation function* relu dan *optimizer* adams, proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 6.

```

1 #memampilkan nilai akurasi dan loss berdasarkan history training
2 history = model.fit(datagen.flow(x_train,y_train, batch_size = 32) , epochs = 10 , validation_data = datagen.flow(x_val, y_val))

Epoch 1/10
100/100 [#####] - 35s 28ms/step - loss: 0.6836 - accuracy: 0.5477 - val_loss: 0.4788 - val_accuracy: 0.5980
Epoch 2/10
100/100 [#####] - 3s 18ms/step - loss: 0.6174 - accuracy: 0.6618 - val_loss: 0.5267 - val_accuracy: 0.7383
Epoch 3/10
100/100 [#####] - 3s 19ms/step - loss: 0.5483 - accuracy: 0.7247 - val_loss: 0.4725 - val_accuracy: 0.7667
Epoch 4/10
100/100 [#####] - 3s 19ms/step - loss: 0.5288 - accuracy: 0.7475 - val_loss: 0.4487 - val_accuracy: 0.8217
Epoch 5/10
100/100 [#####] - 3s 19ms/step - loss: 0.4849 - accuracy: 0.7753 - val_loss: 0.3876 - val_accuracy: 0.8383
Epoch 6/10
100/100 [#####] - 3s 18ms/step - loss: 0.4663 - accuracy: 0.7878 - val_loss: 0.3542 - val_accuracy: 0.8533
Epoch 7/10
100/100 [#####] - 3s 18ms/step - loss: 0.4438 - accuracy: 0.8068 - val_loss: 0.3681 - val_accuracy: 0.8417
Epoch 8/10
100/100 [#####] - 3s 18ms/step - loss: 0.4376 - accuracy: 0.8028 - val_loss: 0.4211 - val_accuracy: 0.8883
Epoch 9/10
100/100 [#####] - 3s 19ms/step - loss: 0.4285 - accuracy: 0.8177 - val_loss: 0.3237 - val_accuracy: 0.8883
Epoch 10/10
100/100 [#####] - 3s 19ms/step - loss: 0.3971 - accuracy: 0.8242 - val_loss: 0.2979 - val_accuracy: 0.8717
    
```

Gambar 6. Proses pelatihan model

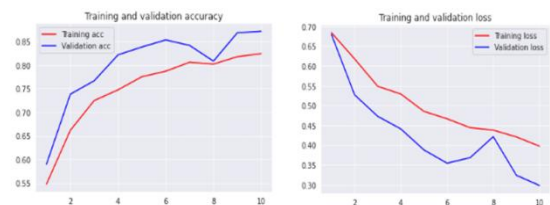
Hasil percobaan terbaik yang diperoleh dari proses pelatihan model ini terdapat pada *epoch* 10 dan *batch_size* 50 yang menghasilkan nilai akurasi sebesar

97,00% dan nilai *loss* sebesar 8,32% seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai hasil pelatihan model

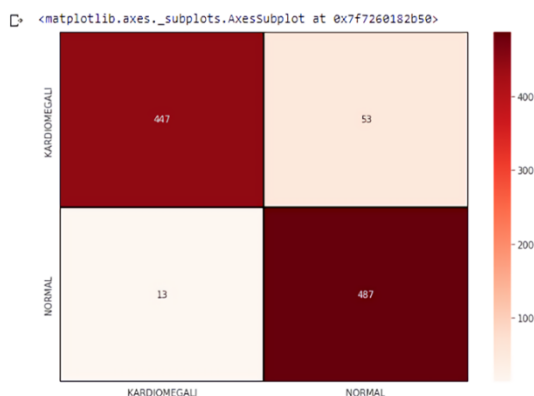
No	Batch_size	Epoch	Estimasi Waktu	Nilai Akurasi	Nilai Loss
1	25	10	3s 20ms/step	85,47%	34,30%
2	25	20	3s 19ms/step	88,84%	24,63%
3	25	30	3s 18ms/step	91,44%	19,08%
4	25	40	3s 18ms/step	93,77%	14,39%
5	25	50	3s 55ms/step	95,05%	12,11%
6	50	10	3s 18ms/step	97,00%	8,32%
7	50	20	3s 33ms/step	95,80%	9,78%
8	50	30	3s 33ms/step	96,37%	9,38%

Gambar 7 menggambarkan yang dibuat berdasarkan dari history latih Data yang dilakukan sebelumnya. Secara visualisasi akurasi dan loss mengalami kenaikan dan penurunan pada setiap epochs.



Gambar 7. Grafik pelatihan citra

Evaluasi dari kinerja model yang diperoleh didasarkan pada banyaknya data validasi yang diprediksi secara benar dan tidak benar oleh model, untuk menganalisis akurasi yang diperoleh, penelitian ini menggunakan *Confusion Matrix* sebagai metode untuk menggambarkan *performance* dari model klasifikasi.



Gambar 8 Confusion matrix model

Adapun nilai *Confusion Matrix* dari gambar 8 untuk mengukur nilai presisi, recall, akurasi dan F1, antara lain:

- FN (*False Negative*) merupakan jumlah prediksi salah dari kelas negatif untuk setiap kelas. Terdeteksi normal namun seharusnya terdeteksi Kardiomegali.
FN = 53
- FP (*False Positive*) merupakan jumlah prediksi salah dari kelas positif. Terdeteksi Kardiomegali namun seharusnya normal.
FP = 13
- TN (*True Negative*) merupakan jumlah prediksi benar dari kelas negatif. Prediksi. Prediksi benar negatif Kardiomegali.
TN = 487
- TP (*True Positive*) merupakan jumlah prediksi benar dari kelas positif. Prediksi benar terhadap positif kardiomegali.
TP = 447

Selanjutnya untuk melakukan pengukuran presisi (P), recall (R), dan akurasi pada setiap kelas, dapat menggunakan rumus berikut (Harahap et al., 2022):

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP+FP+FN+TN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1=2. \text{Precision.Recall} / \text{Recall}+\text{Recall}$$

Gambar 9 menunjukkan hasil dari nilai presisi, recall, akurasi dan F1. Diperoleh hasil presisi Kardiomegali sebesar 97%, normal 90%. Hasil *recall* Kardiomegali sebesar 89%, normal 97% dan rerata F1 sebesar 93%. Sedangkan akurasi sebesar 93%.

	precision	recall	f1-score	support
Kardiomegali	0.97	0.89	0.93	500
Normal	0.90	0.97	0.94	500
accuracy			0.93	1000
macro avg	0.94	0.93	0.93	1000
weighted avg	0.94	0.93	0.93	1000

Gambar 9. Hasil pengukuran Presisi, Recall, Akurasi dan F1

Pada Gambar 9 dapat dilihat hasil kesalahan prediksi Kardiomegali yang dilakukan oleh program dengan menggunakan model *Convolutional Neural*

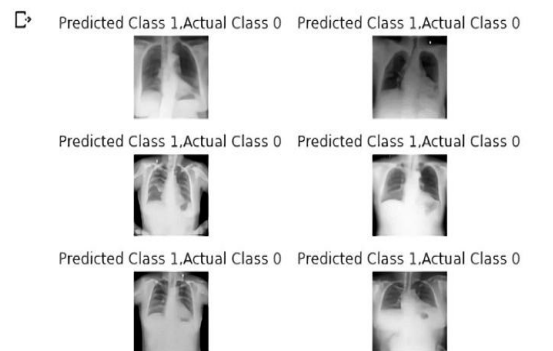
Network dari 1.000 data yang diuji terdapat 934 citra x-ray yang di prediksi dengan tepat oleh program, serta terdapat 66 prediksi citra x-ray yang salah di klasifikasikan oleh program. Dengan rincian 447 citra x-ray Kardiomegali dan 487 citra x-ray normal yang diklasifikasikan tepat oleh program. Sedangkan 53 citra x-ray Kardiomegali dan 13 citra x-ray normal salah diklasifikasikan oleh program. Dengan hasil tersebut, maka akurasi program yang diperoleh sebesar 93%.

Visualisasi Error dilakukan pada tahap pengujian untuk dilakukan analisa terhadap kegagalan prediksi berdasarkan jumlah kesalahan prediksi, untuk menampilkan kesalahan pengujian data dapat menggunakan kode program Gambar 10.

```
incorrect = np.nonzero(predictions != y_test)[0]
i = 0
for c in incorrect[:6]:
    plt.subplot(3,2,i+1)
    plt.xticks([])
    plt.yticks([])
    plt.imshow(x_test[c].reshape(70,70), cmap="gray", interpolation='none')
    plt.title("Predicted Class {},Actual Class {}".format(predictions[c], y_test[c]))
    plt.tight_layout()
    i += 1
```

Gambar 10. Kode program visualisasi error

Berdasarkan kode program Gambar 10, maka akan menampilkan hasil seperti Gambar 11 berikut ini.



Gambar 11. Hasil visualisasi Error

Pada Gambar 11 terdapat 6 data citra terprediksi salah yang ditampilkan, dimana sistem memprediksi gambar tersebut dengan kelas 1 (normal) sedangkan kelas sebenarnya merupakan kelas 0 (kardiomegali).

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi kardiomegali berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan akurasi sebesar 93%. Model ini mampu mengklasifikasikan citra X-ray dada menjadi normal dan kardiomegali dengan presisi 97% dan recall 89%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi yang sangat baik dalam mendukung diagnosis medis. Namun, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, seperti ukuran dataset yang terbatas. Penelitian di masa depan perlu memperluas cakupan dataset dan mengeksplorasi arsitektur CNN yang lebih kompleks untuk meningkatkan kinerja model.

REFERENSI

- [1] Amrulloh, I. T. A., Sari, B. N., & Padilah, T. N. (2024). Evaluasi Augmentasi Data Pada Deteksi Penyakit Daun Tebu Dengan Yolov8. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 7547–7552. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10267>
- [2] Azizah, R. N., Huda, M. M., Tricahyo, V. A., & Septarina, A. A. (2024). Implementasi Arsitektur Visual Geometry Group 16 (VGG16) untuk Deteksi Cardiomegaly pada Chest X-Ray. *Jurnal Teknik Elektro Dan Komputer TRIAC*, 11(1), 31–36. <https://doi.org/10.21107/triac.v11i1.24371>
- [3] Firmansyah, I., Putera, D. U. K., & Susanto, B. A. A. (2012). Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan CNN Dalam Keadaan Wild Setting Pada Virtual Meeting. *Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems (IJEIS)*, x, 1–13. <https://doi.org/10.22146/ijeis.xxxx>
- [4] Gumelar, G., Norlaila, Ain, Q., Marsuciati, R., Bambang, S. A., Sunyoto, A., & Mustafa, M. S. (2021). Kombinasi Algoritma Sampling dengan Algoritma Klasifikasi untuk Meningkatkan Performa Klasifikasi Dataset Imbalance. *SISFOTEK: Sistem Informasi Dan Teknologi*, 250–255.
- [5] Harahap, M., Laia, E. M. L., Sitanggang, L. S., Sinaga, M., Sihombing, D. F., & Husein, A. M. (2022). Deteksi Penyakit Covid-19 Pada Citra X-Ray Dengan Pendekatan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 70–77. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3373>
- [6] Jagad, R. S. Y. P., & Utomo, A. N. (2024). Deteksi Microsleep Pada Pengendara Mobil Menggunakan Haar Cascade Classifier Dan Convolutional Neural Network. *E-ISSN 2685-8231 Dan p-ISSN 2252-7354 Jurnal Rekayasa Informasi*, 13(1), 35–44.
- [7] Nareza, M. (2021). *Kardiomegali*. <https://www.alodokter.com/kardiomegali>.
- [8] Que, Q., Tang, Z., Wang, R., Zeng, Z., Wang, J., Chua, M., Gee, T. S., Yang, X., & Veeravalli, B. (2018). CardioXNet: Automated Detection for Cardiomegaly Based on Deep Learning. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2018-July*, 612–615. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8512374>
- [9] Saputra, T., Nurmaini, S., Roseno, M. T., & Syaputra, H. (2023). Heart Chamber Segmentation in Cardiomegaly Conditions Using the CNN Method with U-Net Architecture. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 12(3), 455–461. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v12i3.1976>
- [10] Yandriani, R., & Karani, Y. (2018). Patogenesis Hipertrofi Ventrikel Kiri. *Jurnal Kesehatan Andalas*, 7(Supplement 2), 159. <https://doi.org/10.25077/jka.v7i0.844>
- [11] Yoo, H., Han, S., & Chung, K. (2021). Diagnosis Support Model of Cardiomegaly Based on CNN Using ResNet and Explainable Feature Map.

IEEE Access, 9, 55802–55813.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3068597>

- [12] Zamachsari, F., & Puspitasari, N. (2021). Penerapan Deep Learning dalam Deteksi Penipuan Transaksi Keuangan Secara Elektronik. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 203–212. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i2.2952>