



Klasifikasi Sinyal *Elektrokardiogram (EKG)* Pada penyakit *Kardiovaskular* Menggunakan Model *Convolutional Neural Network (CNN)*

Deodry Siahaan ^a, Salwa Amelia Salsabila ^b, Audrey Ribka Desmonda Manihuruk ^c, Deyvan Loxefal ^d, Yosia Letare Banurea ^e, Rohmi Dyah Astuti ^f

^a deodry.121450151@student.itera.ac.id

^b salwa.121450023@student.itera.ac.id

^c audrey.121450103@student.itera.ac.id

^d deyvan.121450148@student.itera.ac.id

^e yosia.121450149@student.itera.ac.id

^f rohmi.astuti@sd.itera.ac.id

* Corresponding E-mail: deodry.121450151@student.itera.ac.id

Abstract: Cardiovascular disease (CVD) is the leading cause of death worldwide, making early detection through ECG signal analysis crucial. This study utilizes a CNN model based on the VGG16 architecture to classify ECG images into normal and abnormal categories. The dataset consists of 433 ECG images from the Ch. Pervaiz Elahi Institute of Cardiology, Multan, Pakistan, divided into training, validation, and testing data with a ratio of 70:15:15. Three CNN models were tested with different parameters. Model 1 and Model 3 both achieved an accuracy of 97%, while Model 2 only reached 46%. Although Model 1 and Model 3 had the same accuracy, Model 3 showed a better confusion matrix score of 0.95, outperforming Model 1. Therefore, Model 3 was selected as the best model due to its high accuracy, low error rate, and more stable performance in classifying ECG data.

Keywords: Kardiovaskuler, EKG, CNN, VGG16

Abstrak: Penyakit kardiovaskular (PKV) merupakan penyebab utama kematian dunia, sehingga deteksi dini melalui analisis sinyal EKG menjadi krusial. Penelitian ini menggunakan model CNN berbasis VGG16 untuk mengklasifikasikan gambar EKG menjadi kategori normal dan abnormal. Dataset berisi 433 gambar EKG dari Institut Kardiologi Ch. Pervaiz Elahi Multan, Pakistan, dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 70:15:15. Tiga model CNN diuji dengan parameter berbeda. Model 1 dan Model 3 sama-sama mencapai akurasi 97%, sedangkan Model 2 hanya 46%. Meskipun akurasi Model 1 dan 3 sama, Model 3 memiliki nilai confusion matrix 0,95, lebih baik dibandingkan Model 1. Oleh karena itu, Model 3 dipilih sebagai model terbaik karena akurasi tinggi, kesalahan rendah, dan performa yang lebih stabil dalam klasifikasi data EKG.

Kata Kunci : Kardiovaskuler, EKG, CNN, VGG16





Pendahuluan

Sekumpulan penyakit yang mempengaruhi jantung dan pembuluh darah dikenal sebagai penyakit *kardiovaskular*. Penyakit *kardiovaskuler* merupakan penyakit tidak menular penyebab kematian nomor satu di dunia [1]. Dikutip dari laman website kementerian kesehatan republik indonesia menurut data dari organisasi kesehatan dunia (WHO) lebih dari 17 juta orang di seluruh dunia meninggal akibat penyakit jantung dan pembuluh darah. Di Indonesia, ada 651.481 kematian akibat penyakit *kardiovaskular* setiap tahun. Terdapat lebih dari 331.349 kematian akibat *stroke*, 245.343 kematian akibat penyakit jantung koroner, 50.620 kematian akibat hipertensi dan 50.620 kematian akibat penyakit *kardiovaskular* lainnya [2]. Deteksi dini dan diagnosis yang akurat sangat penting untuk mencegah komplikasi lebih lanjut dan meningkatkan kualitas hidup pasien. Salah satu metode utama untuk mendiagnosis penyakit *kardiovaskular* yaitu melalui analisis *elektrokardiogram (EKG)*, yaitu rekaman aktivitas listrik jantung yang dapat digunakan untuk mendeteksi kelainan pada jantung seperti aritmia, iskemia, dan gangguan konduksi [3].

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) telah berkembang begitu pesat, terutama di sektor analisis data medis, termasuk ECG. Model *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*, telah terbukti efektif dalam memproses data visual seperti gambar EKG, untuk mendeteksi pola yang sulit dikenali oleh mata manusia. Dengan bantuan *Convolutional Neural Network (CNN)* proses analisis EKG dapat dilakukan dengan lebih cepat, akurat, dan konsisten, sehingga dapat mendukung keputusan klinis yang lebih baik.

Pada penelitian ini, digunakan kumpulan data gambar EKG pasien jantung yang dibuat oleh Institut Kardiologi Ch. Pervaiz Elahi Multan, Pakistan. Dataset dirancang untuk mendukung komunitas ilmiah dalam melakukan penelitian terkait penyakit kardiovaskular. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* menggunakan pendekatan transfer learning dengan arsitektur VGG16 untuk mengklasifikasi kondisi kesehatan jantung pasien berdasarkan gambar EKG. Selain itu penelitian ini juga bertujuan untuk membandingkan model dengan berbeda-beda parameter

dan membuktikan bahwa metode deep learning dapat diaplikasikan secara efektif dalam analisis data medis yang berguna untuk mendukung proses analisis yang lebih baik.

Metode

Dataset Penelitian

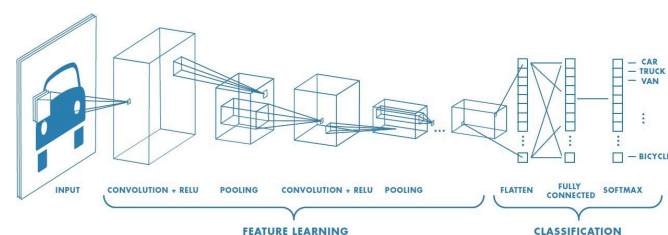
Dataset penelitian ini menggunakan dataset sinyal Elektrokardiogram (EKG) yang diambil dari Institut Kardiologi Ch. Pervaiz Elahi Multan, Pakistan. Dataset ini terdiri dari gambar EKG pasien yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu normal dan abnormal. Untuk kebutuhan pelatihan model, dataset dibagi menjadi data latih (303 gambar), data validasi (65 gambar) dan data test (65 gambar) dengan rasio 70:15:15. Pada **Tabel 1** dijabarkan distribusi dari dataset yang digunakan.

Tabel 1. Distribusi Dataset

Subset	Kategori Normal	Kategori Abnormal	Total
<i>Train</i>	163	140	303
<i>Validasi</i>	35	30	65
<i>Test</i>	35	30	65
<i>Total</i>	233	200	433

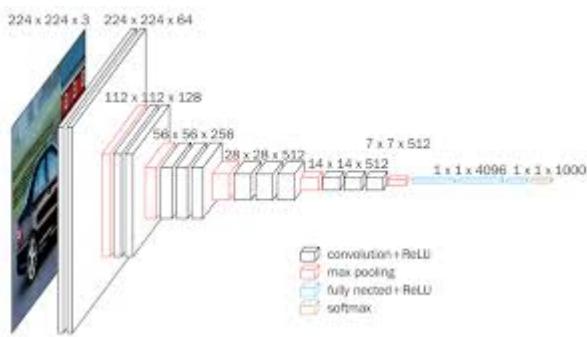
Model Algoritma CNN

Penggunaan teknologi deep learning seperti algoritma CNN dapat mendeteksi objek dan mengklasifikasikan gambar dan video, ada pada gambar, atau bahkan dalam wilayahnya. CNN terdiri dari layer dengan susunan neuron 3D, dengan lebar, tinggi, dan kedalaman sebagai ukuran layer, dan kedalaman sebagai jumlah layer [6]. Pada **Gambar 1** akan terdapat arsitektur CNN yang menjadi dua bagan besar yaitu feature extraction layer dan full connected layer.



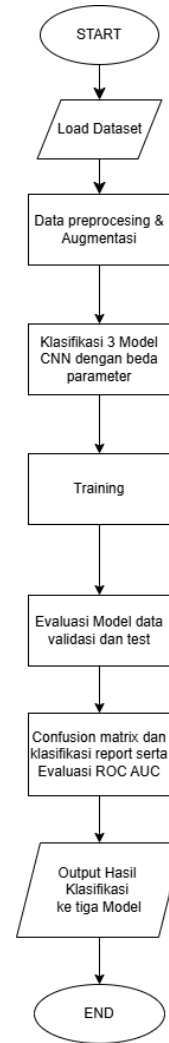
Gambar 1. Proses Convolutional Neural Network (CNN) [7].

Dalam proses penelitian digunakan CNN berbasis VGG16. Visual Geometry Group-16 Layer (VGG-16) adalah jenis deep learning yang memiliki arsitektur neural network berbasis lapisan convolution. VGG16 telah digunakan secara luas untuk model diklasifikasikan. VGG memiliki dua lapisan yang terhubung penuh, dan lapisan keluaran memiliki fungsi aktivasi softmax. Setiap lapisan ini memiliki berat yang berbeda, dan setiap lapisan membentuk arsitektur jaringan sebesar ini. Untuk mempelajari ringkasan input sebagai model klasifikasi, VGG-16 menggunakan jaringan konvolusional untuk memperkecil bentuk input [8]. Pada **Gambar 2** akan dipaparkan arsitektur dari VGG16.

**Gambar 2.** Arsitektur VGG16 [9].

Alur Penelitian

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan dalam melakukan proses penelitiannya yang diilustrasikan pada **Gambar 3**.

**Gambar 3.** Alur Penelitian

Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan parameter antara 3 model yang mana berikut ini akan ditampilkan pada **Tabel 2** Rancangan parameternya.

Tabel 2. Rancangan Parameter

Parameter	Model 1	Model 2	Model 3
Learning rate	1e-4	1e-3	1e-4
Dropout	0.3	0.5	0.2
Frozen Layers	Kecuali layer 2 terakhir	Kecuali layer 5 terakhir	Kecuali layer 10 terakhir

Batch size	32	64	16
Epoch	50	100	75
Optimizer	Adam	Adam	SGD (momentum = 0.9)

Hasil Dan Pembahasan

Splitting Data Train Dan Validation

Pada penelitian ini digunakan data latih, data validasi dan data test dengan rasio 70% untuk data latih, 15% untuk validasi dan 15% untuk data test. Pada data latih terdapat 163 gambar untuk yang berkategori normal, dan 140 gambar untuk yang berkategori abnormal. Tujuan dari pembagian ini yaitu untuk memungkinkan model mempelajari pola dari sebagian besar data (data latih) bersamaan dengan tetap menyediakan data independen (data validasi) untuk menguji kinerja generalisasi model. Untuk meningkatkan kinerja model dan mencegah *overfitting*, dilakukannya augmentasi data pada dataset pelatihan menggunakan *ImageDataGenerator*.

Pemodelan

Dalam penelitian digunakan arsitektur *convolutional neural network (CNN)* berbasis VGG16, yang mana model ini memanfaatkan bobot awal dari ImageNet, dimana lapisan *fully connected* dari VGG16 dihilangkan untuk memungkinkan penyesuaian lebih lanjut dengan data EKG. Sebagian besar lapisan model VGG16 dibekukan, kecuali dua lapisan terakhir. Ini dilakukan untuk membantu proses *fine-tuning*, yang memungkinkan model untuk menyesuaikan diri dengan karakteristik data EKG.

Dalam proses penelitian kita terdapat 3 model yang dibandingkan berdasarkan parameter seperti learning rate, dropout, frozen layers, epoch dan optimizer. Pada model pertama digunakan learning rate yang bernilai $1e-4$, dropout bernilai 0.3 digunakan untuk mencegah *overfitting*. Lalu pada model 1 untuk layer yang dibekukan ditambahkan beberapa lapisan tambahan. Lapisan Flatten digunakan untuk meratakan hasil keluaran dari lapisan konvolusi, lapisan Dense berisi 128 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU. Lapisan keluaran, juga dikenal sebagai lapisan keluaran, terdiri dari satu neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid yang dirancang untuk melakukan tugas klasifikasi biner, yaitu mengklasifikasikan sinyal EKG sebagai normal

atau abnormal. 5.571.329 parameter yang dapat dilatih dan 12.354.880 parameter yang tidak dapat dilatih (dibekukan) menjadikan total parameter model 17.926.209.

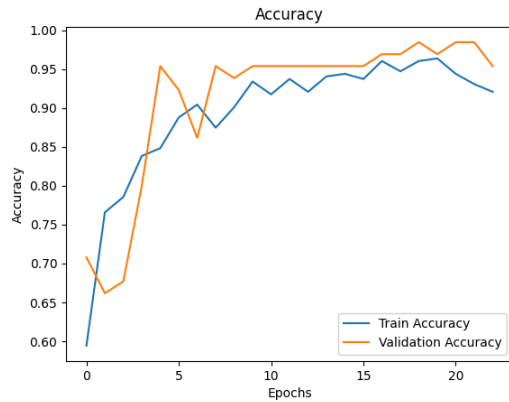
Kemudian pada model 2 digunakan parameter learning rate bernilai $1e-3$, dengan dropout sebesar 0.5 dan semua layer dibekukan kecuali layer 5 dengan batch sizenya 64 dan epoch 100 serta menggunakan optimizer adam. Sama seperti model 1 yang membedakan hanya pada 6 parameter tersebut. Terdapat 10.290.945 parameter yang dapat dilatih pada model 2, terdapat juga 7.635.264 parameter yang tidak dapat dilatih (dibekukan) menjadikan total parameter model 17.926.209.

Pada model yang terakhir yaitu model 3 digunakan parameter learning rate bernilai $1e-4$, dengan dropout sebesar 0.2 dan semua layer dibekukan kecuali layer 10 dengan batch sizenya 16 dan epoch 75 serta menggunakan optimizer SGD (momentum = 0.9). Terdapat 10.290.945 parameter yang dapat dilatih pada model ini, dan untuk parameter yang tidak dapat dilatih (dibekukan) bernilai 7.635.264 menjadikan total parameter model 17.926.209.

Proses Pelatihan

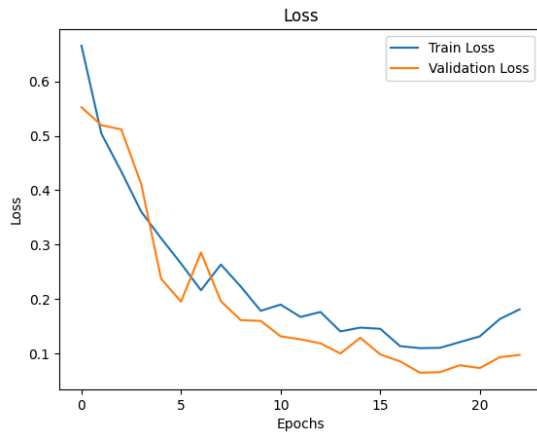
Proses pelatihan dilakukan dengan model 1 menggunakan 50 epoch menggunakan algoritma optimasi Adam dengan laju pembelajaran (*learning rate*) sebesar 1×10^{-4} . Fungsi kerugian yang digunakan adalah binary *cross-entropy* untuk tugas klasifikasi biner. *Callback Early Stopping* diterapkan untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada perbaikan nilai kerugian validasi selama 5 epoch berturut-turut, sehingga mengurangi risiko *overfitting*.

Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi pada secara bertahap dari epoch ke epoch. Grafik di bawah ini menunjukkan tren akurasi dan loss selama pelatihan:



Gambar 4. Grafik Performa Akurasi Model Selama Pelatihan Model 1

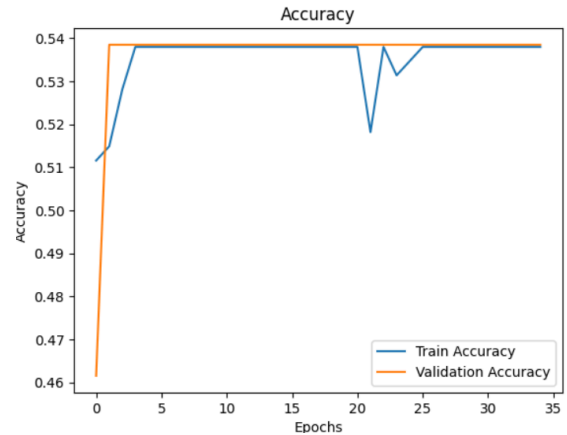
Tren akurasi model selama pelatihan ditunjukkan pada grafik di atas. Pada epoch ke-19 training, model mencapai akurasi validasi 98,46% dan loss validasi 0.0653, yang mana hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam melakukan pembelajaran, untuk hasil akurasi dari data validasi juga menunjukkan hal yang sama bahwa akurasi model cukup baik yaitu bernilai 97% dengan loss nya 0.06. Dapat kita lihat pada **Gambar 4** dan **Gambar 5**, dimana akurasi pelatihan dan validasi cenderung meningkat dengan stabil, sedangkan loss pelatihan dan validasi berangsur menurun.



Gambar 5. Grafik Performa Loss Model Selama Pelatihan Model 1

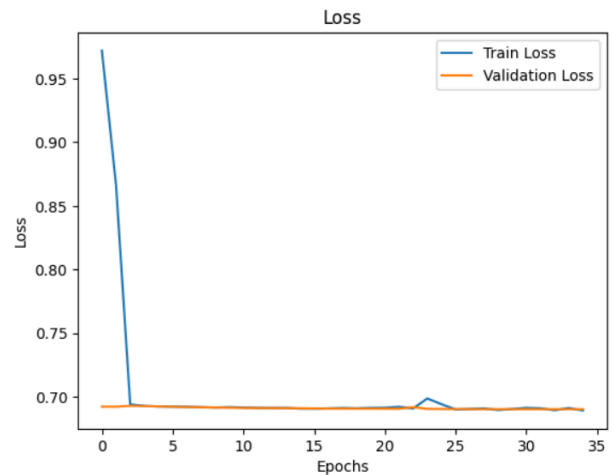
Proses pelatihan dilakukan menggunakan model 2 dengan 100 epoch dan algoritma optimasi Adam. Laju pembelajaran (*learning rate*) yang digunakan adalah 1×10^{-3} , sedangkan fungsi kerugian yang digunakan adalah *binary cross-entropy* untuk tugas klasifikasi biner. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa akurasi validasi hanya mencapai 54%, dengan *validation loss* sebesar 0.69. Hal ini mengindikasikan bahwa

model mengalami underfitting. Grafik di bawah ini menunjukkan tren akurasi dan *loss* selama proses pelatihan



Gambar 6. Grafik Performa Akurasi Model Selama Pelatihan Model 2

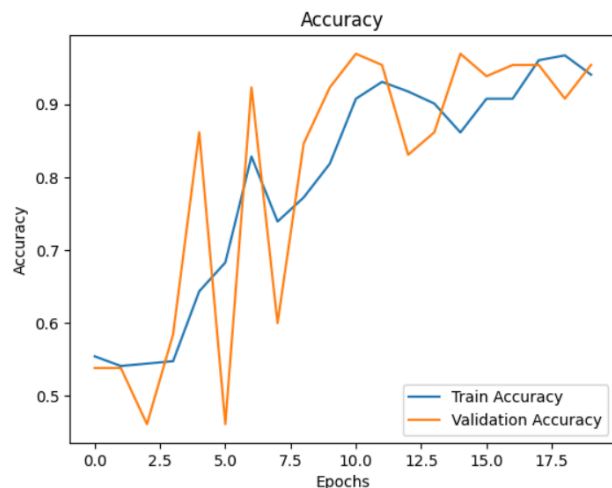
Tren akurasi model selama pelatihan ditunjukkan pada grafik pada **Gambar 6**. Pada evaluasi model, akurasi validasi stagnan di angka 54% tanpa peningkatan signifikan, sedangkan nilai *validation loss* tetap tinggi di 0.69 ditunjukkan pada **Gambar 7**. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mampu menangkap pola dengan baik dari data pelatihan, sehingga performanya pada data validasi juga rendah. Penyebab underfitting ini dapat berupa kompleksitas model yang terlalu rendah sehingga tidak mampu mempelajari pola data yang kompleks.



Gambar 7. Grafik Performa Loss Model Selama Pelatihan Model 2

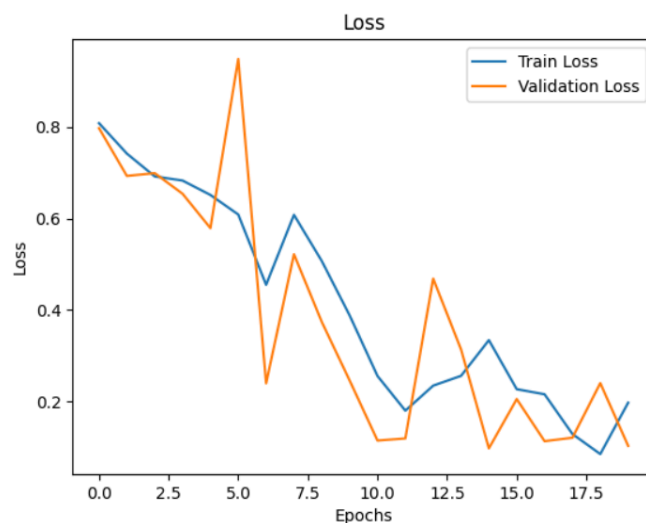
Selanjutnya proses pelatihan dilakukan dengan model 3 menggunakan 75 epoch menggunakan algoritma optimasi SGD (momentum = 9) dengan laju pembelajaran (*learning*

rate) sebesar 1×10^{-4} . Fungsi kerugian yang digunakan adalah binary *cross-entropy* untuk tugas klasifikasi biner. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa nilai akurasi sangat baik, tetapi hal ini harus di cek lebih lanjut menggunakan confusion matrix dan ROC AUC. Grafik di bawah ini menunjukkan tren akurasi dan loss selama pelatihan:



Gambar 8. Grafik Performa Akurasi Model Selama Pelatihan Model 3

Tren akurasi model selama pelatihan ditunjukkan pada grafik pada **Gambar 8**. Pada evaluasi model data validasi mencapai akurasi validasi 97 % dan loss validasi 0.10, yang mana hal ini menunjukkan memiliki performa yang sangat baik dalam melakukan pembelajaran. Dapat kita lihat pada **Gambar 8** dan **Gambar 9**, dimana akurasi pelatihan dan validasi cenderung meningkat dengan stabil, sedangkan loss pelatihan dan validasi berangsur menurun.



Gambar 9. Grafik Performa Loss Model Selama Pelatihan Model 3

Pada **Tabel 3** akan ditampilkan tabel yang berisi mengenai hasil dari ketiga model.

Tabel 3. Hasil Akurasi Dan Validasi

Model	Training Accuracy	Validation Accuracy	Training Loss	Validation Loss
Model 1	0.9266	0.97	0.1784	0.06
Model 2	0.5699	0.54	0.6856	0.69
Model 3	0.9174	0.97	0.2742	0.10

Evaluasi Model

Evaluasi model diuji pada dataset uji pada dataset uji yang terdiri dari 65 gambar, dimana hasil prediksi digunakan untuk menghitung confusion matrix. Untuk rumus dan tabel dari confusion matrix sendiri dijabarkan pada **Gambar 10** [4]:

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 10. Confusion Matrix

Berikut ini rumus dari confusion matrix [5]:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

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

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

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

Keterangan :

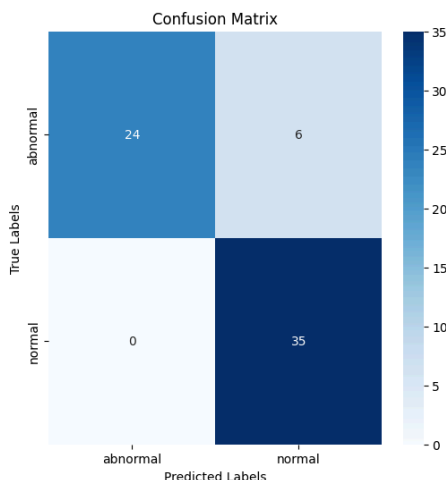
TP = True Positive

TN = True Negative

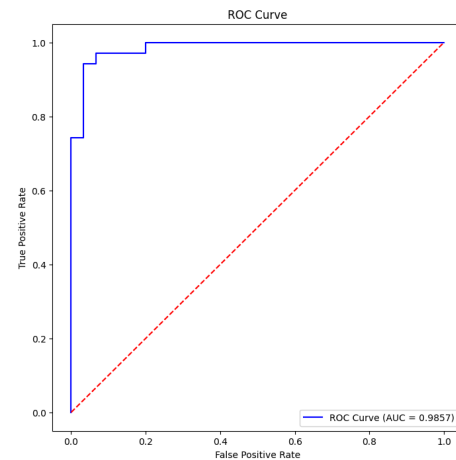
FP = False Positive

FN = False Negative

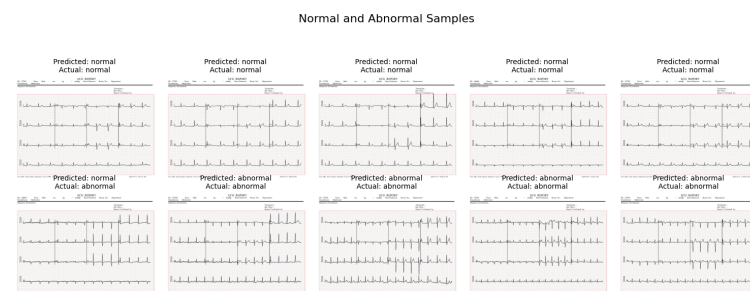
Confusion matrix pada model 1 ditunjukkan pada **Gambar 11** dengan nilai akurasi 91 %.

**Gambar 11.** Confusion Matrix Model 1

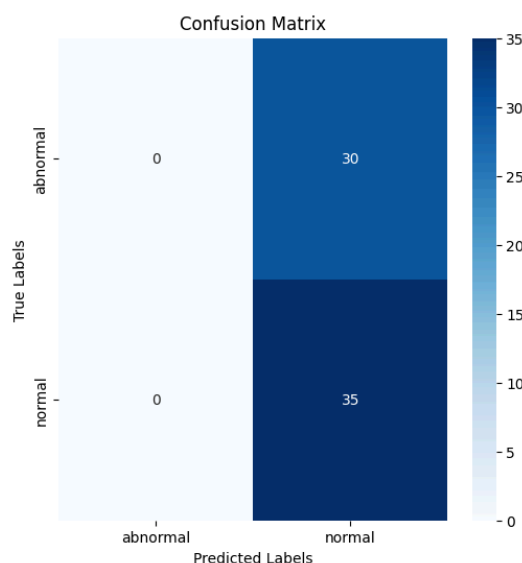
Confusion matrix pada Model 1 menunjukkan nilai akurasi sebesar 91%. Selain itu, evaluasi model juga dilakukan menggunakan metrik ROC AUC, yang menghasilkan nilai sebesar 0,9857. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara dua kelas. Pada **Gambar 11**, terlihat bahwa Model 1 berhasil mengklasifikasikan gambar dengan benar, dengan kesalahan sebanyak 6 dari 30 gambar abnormal. Sementara itu, **Gambar 12** menampilkan visualisasi kurva ROC, di mana kurva mendekati sudut kiri atas grafik. Hal ini mengindikasikan bahwa performa klasifikasi model sangat baik.

**Gambar 12.** Kurva ROC Model 1

Pada **Gambar 13** ditampilkan 10 sampel hasil klasifikasi untuk kelas normal dan abnormal. Dari gambar tersebut, terlihat bahwa model mampu memprediksi hampir seluruh gambar dengan benar, dengan hanya satu kesalahan prediksi pada kelas abnormal.

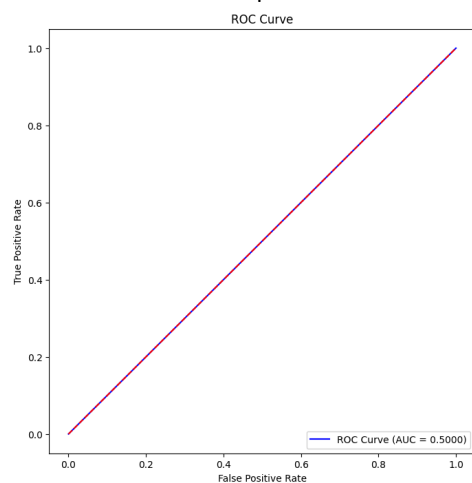
**Gambar 13.** Hasil Klasifikasi Model 1

Confusion matrix pada model 2 ditunjukkan pada **Gambar 14** dengan nilai akurasi 54 %.



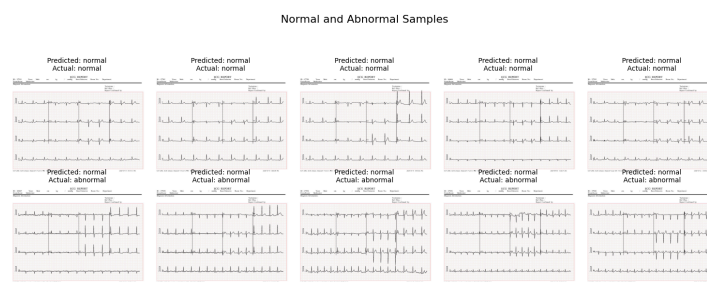
Gambar 14. Confusion Matrix Model 2

Pada penelitian ini dilakukan pula evaluasi menggunakan metrik ROC AUC. Diperoleh nilai ROC AUC sebesar 0.5000, yang menunjukkan bahwa model menunjukkan bahwa model **tidak dapat membedakan antara kelas positif dan negatif**. Pada Gambar 15 ditampilkan visualisasi kurva ROC.



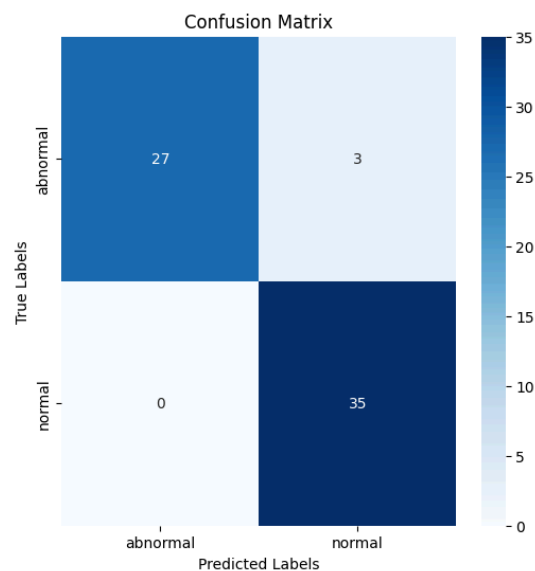
Gambar 15. Kurva ROC Model 2

Pada Gambar 16 ditampilkan 10 sampel hasil klasifikasi untuk kelas normal dan abnormal. Dari gambar tersebut, terlihat bahwa model hanya mampu memprediksi 5 kelas normal saja, dan tidak bisa mengklasifikasikan kelas abnormal satupun.

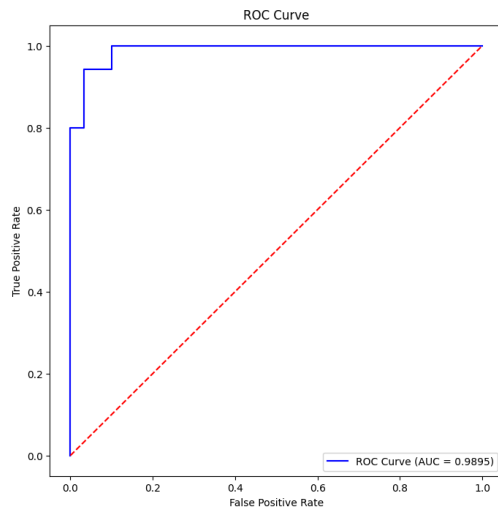


Gambar 16. Hasil Klasifikasi Model 2

Confusion matrix pada Model 3 menunjukkan nilai akurasi sebesar 95%. Selain itu, evaluasi model juga dilakukan menggunakan metrik ROC AUC, yang menghasilkan nilai sebesar 0,9895. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara dua kelas. Pada Gambar 17, terlihat bahwa Model 3 berhasil mengklasifikasikan gambar dengan benar, dengan kesalahan hanya sebanyak 3 dari 30 gambar abnormal. Sementara itu, Gambar 18 menampilkan visualisasi kurva ROC, di mana kurva mendekati sudut kiri atas grafik. Hal ini mengindikasikan bahwa performa klasifikasi model sangat baik.

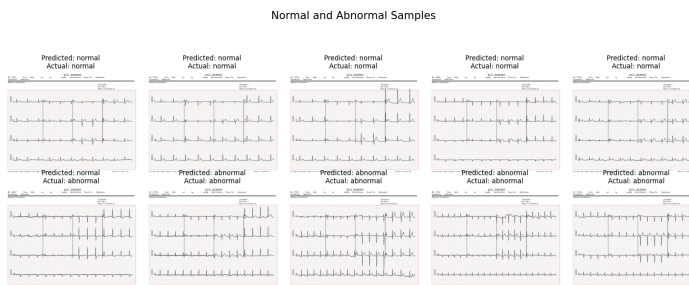


Gambar 17. Hasil Klasifikasi Model 2



Gambar 18. Kurva ROC Model 3

Pada **Gambar 19** ditampilkan 10 sampel hasil klasifikasi untuk kelas normal dan abnormal. Dari gambar tersebut, terlihat bahwa model mampu memprediksi hampir seluruh gambar dengan benar, dengan hanya satu kesalahan prediksi pada kelas abnormal.



Gambar 19. Hasil Klasifikasi Model 3

Kesimpulan

Berikut adalah kesimpulan dari hasil penelitian ini :

1. Model 1 memiliki *validation accuracy* 97%, dengan akurasi *confusion matrix* sebesar 0.91. Model ini menunjukkan performa yang baik.
2. Model 2 mengalami underfitting dengan *validation accuracy* hanya 54% dan akurasi *confusion matrix* sebesar 0.54, kemungkinan disebabkan oleh kompleksitas model yang rendah atau *learning rate* yang kurang optimal.

3. Model 3 adalah model terbaik dengan *validation accuracy* 97% dan akurasi *confusion matrix* tertinggi sebesar 0.95. Model ini menunjukkan keseimbangan performa antara pelatihan dan validasi.

Secara keseluruhan, model 3 menjadi pilihan terbaik untuk klasifikasi pada penelitian ini karena memiliki akurasi tertinggi, tingkat kesalahan yang rendah, serta performa yang stabil dalam mempelajari dan memprediksi data.

Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan bahwa tidak ada konflik kepentingan terkait dengan penelitian berjudul “Klasifikasi Sinyal Elektrokardiogram (EKG) Pada penyakit Kardiovaskular Menggunakan Model Convolutional Neural Network (CNN)”. Semua data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari sumber yang dapat dipercaya dan tidak terpengaruh oleh pihak manapun yang memiliki kepentingan komersial, politik, atau pribadi. Penulis juga menyatakan bahwa tidak ada dukungan finansial atau hubungan dengan organisasi atau lembaga yang dapat mempengaruhi hasil penelitian ini.

Ucapan Terima Kasih

Alhamdulillahirabbil Alamin, Puji dan syukur Kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, Kami dapat menyelesaikan tugas “Klasifikasi Sinyal Elektrokardiogram (EKG) Pada penyakit Kardiovaskular Menggunakan Model Convolutional Neural Network (CNN)” Penulisan tugas ini dilakukan dalam rangka menyelesaikan tugas pada mata kuliah analisis deret waktu, program studi sains data. Kami juga mengucapkan terimakasih kepada teman teman kelompok 15 dalam menyelesaikan tugas ini, dan juga kami sampaikan terimakasih kepada :

1. **Christyan Tamaro Nadeak, S.Si., M.Si** selaku dosen pengampu mata kuliah deep learning.
2. **Ade Lailani, S.Si., M.Si** selaku dosen pengampu mata kuliah deep learning.
3. **Ardika Satria, S.Si., M.Si** selaku dosen pengampu mata kuliah deep learning.
4. **Rohmi Dyah Astuti, S.Si., M.Cs** selaku dosen pembimbing tugas besar mata kuliah deep learning.

References

- [1] J. Jumayanti, A. L. Wicaksana, and E. Y. Akhmad Budi Sunaryo, "KUALITAS HIDUP PASIEN DENGAN PENYAKIT KARDIOVASKULAR DI YOGYAKARTA," *Jurnal Kesehatan*, vol. 13, no. 1, pp. 1–12, Jun. 2020, doi: 10.23917/jk.v13i1.11096.
- [2] "Cegah Penyakit Jantung dengan Menerapkan Perilaku CERDIK dan PATUH." Accessed: Dec. 10, 2024. [Online]. Available: <https://www.kemkes.go.id/id/rilis-kesehatan/cegah-penyakit-jantung-dengan-menerapkan-perilaku-cerdik-dan-patuh>
- [3] "View of RANCANG BANGUN ELECTROCARDIOGRAF PENDETEKSI LEFT VENTRICULAR FAILURE." [Online]. Available: <https://ejournal.akprind.ac.id/index.php/snast/article/view/1507/1207>
- [4] Rina, "Memahami Confusion Matrix: Accuracy, Precision, Recall, Specificity, dan F1-Score untuk Evaluasi Model Klasifikasi," *Medium*, Jun. 22, 2023. Accessed: Dec. 10, 2024. [Online]. Available: <https://esairina.medium.com/memahami-confusion-matrix-accuracy-precision-recall-specificity-dan-f1-score-610d4f0db7cf>
- [5] A. E. Wijaya, W. Swastika, and O. H. Kelana, "IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DIAGNOSIS COVID-19 DAN PNEUMONIA PADA CITRA X-RAY," *Sainsbertek Jurnal Ilmiah Sains & Teknologi*, vol. 2, no. 1, pp. 10–15, Sep. 2021, doi: 10.33479/sb.v2i1.125.
- [6] "Introductory Computer Vision and Image Processing," *Sensor Review*, vol. 18, no. 3, Sep. 1998, doi: 10.1108/sr.1998.08718cae.001.
- [7] S. Sena, "Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural Network (CNN)," *Medium*, Mar. 19, 2018. Accessed: Dec. 15, 2024. [Online]. Available: <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-part-7-convolutional-neural-network-cnn-b003b477dc94>
- [8] S. Aulia and D. Rahmat, "Brain Tumor Identification Based on VGG-16 Architecture and CLAHE Method," *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, vol. 6, no. 1, p. 96, Mar. 2022, doi: 10.30630/joiv.6.1.864.
- [9] M. ul Hassan, "VGG16," Convolutional Network for Classification and Detection. Accessed: Dec. 15, 2024. [Online]. Available: <https://neurohive.io/en/popular-networks/vgg16/>