

**KLASIFIKASI DAN VISUALISASI ENAM KELAS  
ABNORMALITAS JANTUNG JANIN  
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK* DAN *SALIENCY MAP***

**SKRIPSI**

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer**



**OLEH:**

**ROBI AFRIANSYA**

**09011181924010**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
TAHUN 2023**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**KLASIFIKASI DAN VISUALISASI ENAM KELAS  
ABNORMALITAS JANTUNG JANIN MENGGUNAKAN  
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN SALIENCY MAP**

**SKRIPSI**

**Program Studi Sistem Komputer  
Jenjang S1**

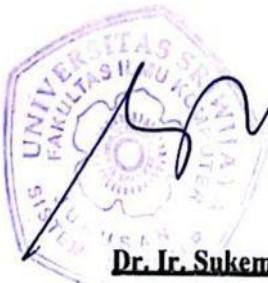
**Oleh:**

**ROBI AFRIANSYA  
09011181924010**

**Palembang, 4 Agustus 2023**

**Mengetahui**

**Ketua Jurusan Sistem Komputer**



**Dr. Ir. Sukemi M.T.  
196612032006041001**

**Pembimbing Tugas Akhir,**

**Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini M.T. NIP.  
NIP. 196908021994012001**

**APPROVAL PAGE**

***Classification and Visualization of Six Class Fetal Heart  
Abnormalities Using Convolutional Neural Network and Saliency  
Map***

**FINAL TASK**

Submitted to Fulfill One of the Requirements  
for Obtaining Bachelor's Degree in Computer Science

**By:**

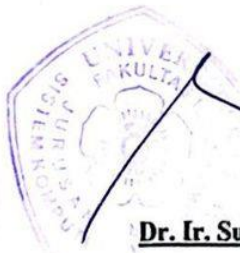
**ROBI AFRIANSYA**

**09011181924010**

**Palembang, Agustus 2023**

**Approved by,**

**Head of Computer System Department, Supervisor,**



**Dr. Ir. Sukemi, M.T.**

**NIP. 196612032006041001**

**Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.**

**NIP. 196908021994012001**

## HALAMAN PERSETUJUAN


Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Senin

Tanggal : 31 Juli 2023

Tim Penguji :

1. Ketua : Sutarno, M.T.
2. Sekretaris : Muhammad Ali Buchari, S.Kom, M.T.
3. Penguji : Rossi Passarella, M. Eng.
4. Pembimbing : Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D.



Handwritten signatures of the examiners: Sutarno, Muhammad Ali Buchari, Rossi Passarella, and Siti Nurmaini.

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. Sukemi, M.T.  
NIP. 196612032006041001

## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Robi Afriansya

NIM : 09011181924010

Judul : Klasifikasi Dan Visualisasi Enam Kelas Abnormalitas Jantung Janin  
Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Saliency Map*

Hasil Pengecekan Software Turnitin : 9%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya.

Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa paksaan dari siapapun.



Palembang, Agustus 2023



**Robi Afriansya**

**NIM. 09011181924010**

## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Alhamdulillahirabbil'alamin, puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan nikmat, taufik, dan hidayah-Nya yang sangat besar dan tidak pernah berhenti kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini yang berjudul “**Klasifikasi dan Visualisasi Enam Kelas Abnormalitas Jantung Janin Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Saliency map***”.

Pada kesempatan ini, dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak atas bantuan, bimbingan, dan saran yang telah diberikan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini, antara lain:

1. Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-nya sehingga proses penelitian dan penulisan Tugas Akhir ini dapat berjalan dengan lancar.
2. Kedua orang tua dan seluruh keluarga tercinta, yang selalu memberikan semangat dan do'a, serta dukungan baik moral, semangat, finansial maupun dukungan lainnya.
3. Bapak Prof. Dr. Ir M.Said, M.Sc., selaku PLT Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Bapak DR. Firdaus M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Akademik jurusan Sistem Komputer.
7. Mbak Ade Iriani Safitri, M.Kom. selaku mentor yang selalu memberikan bantuan, saran dan motivasi untuk penulis sehingga dapat

menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik.

8. Kak Naufal Rachmatullah, S.Kom., M.T., Mbak Anggun Islami M.Kom, dan Mbak Annisa Darmawahyuni, M.Kom yang telah memberikan semangat serta arahan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan baik.
9. Sahara Afriani, Diana Afriani, Ani Afriani dan Septi Riski Ramadhani yang selalu memberikan dukungan penulis untuk berkuliah
10. Terima kasih kepada *Intelligent System Research Group* (ISysRG) atas bantuan infrastruktur dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
11. Teman-teman seperjuangan di *Intelligent System Research Group batch* 4 yang selalu menyemangati satu sama lain dan saling membantu agar dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
12. Teman – Teman seperjuangan saya, Depe, Wiwid, Jaki, Aan, Lukluk, Lanut, Apis, Andika, Yudha, salwa, Ares, Caca, fazril, Gita, Elsa, Irfan dan Erji yang selalu memberikan dukungan kepada penulis secara terus menerus

Penulis juga berterima kasih kepada semua pihak yang terlibat, baik secara langsung ataupun tidak langsung dalam penyelesaian Tugas Akhir ini. Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun agar lebih baik lagi dikemudian hari.

Akhir kata dengan segala keterbatasan, penulis berharap semoga laporan ini menghasilkan sesuatu yang bermanfaat bagi kita semua khususnya bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya secara langsung ataupun tidak langsung sebagai sumbangan pikiran dalam peningkatan mutu pembelajaran dan penelitian.

Palembang, Agustus 2023

Penulis,



Robi Afriansya

NIM. 09011181924010

**Klasifikasi dan Visualisasi Enam Kelas Abnormalitas Jantung Janin  
Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Saliency Map***

**Robi Afriansya (09011181924010)**

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : [Rbfrnsh@gmail.com](mailto:Rbfrnsh@gmail.com)

**ABSTRAK**

Penelitian ini menyajikan dan menganalisa teknik deep learning untuk melakukan klasifikasi abnormalitas pada citra jantung janin. Penelitian ini membandingkan empat arsitektur convolutional neural network (CNN) untuk memilih arsitektur terbaik dengan hasil yang memuaskan, serta melakukan visualisasi menggunakan metode *saliency map* untuk memberikan wawasan terkait bagian citra yang berperan dalam proses klasifikasi. Arsitektur DenseNet121 memiliki performa klasifikasi terbaik dengan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas pada data validasi yaitu 100%, 100%, dan 100%, secara berurutan dan MobileNetV2 memiliki performa klasifikasi terbaik dengan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dengan skor 94,2%, 79,9%, dan 96,6% pada data unseen, secara berurutan. Model yang diusulkan menghasilkan hasil yang memuaskan, yang berarti bahwa model ini dapat mendukung ahli jantung janin untuk menginterpretasikan keputusan untuk meningkatkan diagnostik abnormalitas pada citra jantung janin.

**Kata Kunci :** *Convolutional Neural Networks (CNN)*, *Saliency Map*, klasifikasi, Citra Jantung Janing, Abnormalitas.



*Classification and Visualization of Six Class Fetal Heart Abnormalities Using Convolutional Neural Network and Saliency Map*

**Robi Afriansya (09011181924010)**

*Computer System Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University*

Email : [Rbfrnsh@gmail.com](mailto:Rbfrnsh@gmail.com)

**ABSTRACT**

*This study presents and analyzes deep learning techniques to classify abnormalities in fetal heart images. This research compares four convolutional neural network (CNN) architectures to choose the best architecture with satisfactory results, and performs visualization using the Saliency Map method to provide insight regarding the part of the image that plays a role in the classification process. DenseNet121 architecture has the best classification performance with accuracy, sensitivity and specifications on validation data were 100%, 100%, and 100%, respectively and MobileNetV2 has the best classification performance with accuracy, sensitivity and specifications with score 90.2%, 65.7%, and 94.2% on unseen data, respectively. The proposed model yields satisfactory results, which means this model can support fetal cardiologists to interpret decisions to improve diagnostic abnormalities on fetal heart images.*

**Keywords :** *Convolutional Neural Networks (CNN), Saliency Map, Classification, Fetal Heart Images, Abnormalities.*

## DAFTAR ISI

|  |             |
|--|-------------|
| <b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....             | <b>ii</b>   |
| <b>APPROVAL PAGE</b> .....                 | <b>iii</b>  |
| <b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....           | <b>iv</b>   |
| <b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....            | <b>v</b>    |
| <b>KATA PENGANTAR</b> .....                | <b>vi</b>   |
| <b>ABSTRAK</b> .....                       | <b>viii</b> |
| <b>ABSTRACT</b> .....                      | <b>ix</b>   |
| <b>DAFTAR ISI</b> .....                    | <b>x</b>    |
| <b>DAFTAR GAMBAR</b> .....                 | <b>xiv</b>  |
| <b>DAFTAR TABEL</b> .....                  | <b>xvi</b>  |
| <b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....             | <b>1</b>    |
| 1.1 Latar Belakang .....                   | 1           |
| 1.2 Rumusan dan Batasan Masalah.....       | 2           |
| 1.2.1 Perumusan Masalah .....              | 2           |
| 1.2.2 Batasan Masalah .....                | 3           |
| 1.3 Tujuan Penelitian .....                | 3           |
| 1.4 Manfaat Penulisan.....                 | 3           |
| 1.5 Sistematika Penulisan.....             | 4           |
| <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....       | <b>5</b>    |
| 2.1 Artificial Intelligence .....          | 5           |
| 2.2 Machine Learning .....                 | 5           |
| 2.3 Deep Learning .....                    | 6           |
| 2.4 Computer Vision .....                  | 6           |
| 2.5 Explainable AI .....                   | 6           |
| 2.6 Image Denoising .....                  | 7           |
| 2.6.1 non local means .....                | 7           |
| 2.6.2 Brightness contract adjustment ..... | 7           |

|  |           |
|--|-----------|
| 2.7 MobileNetV2.....                                     | 8         |
| 2.8 ResNet50V2.....                                      | 9         |
| 2.9 Convolutional Neural Network (CNN).....              | 10        |
| 2.10 DenseNet121.....                                    | 11        |
| 2.11 Saliency map.....                                   | 12        |
| 2.12 Hyperparameter.....                                 | 12        |
| 2.13 Evaluasi kinerja.....                               | 12        |
| 2.14 Akurasi.....  | 12        |
| 2.14.1 Sensitivitas.....                                 | 13        |
| 2.14.2 Spesifisitas.....                                 | 13        |
| <b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>               | <b>14</b> |
| 3.1 Pendahuluan.....                                     | 14        |
| 3.2 Kerangka kerja.....                                  | 14        |
| 3.3 Akuisisi Data.....                                   | 15        |
| 3.4 Persiapan data (Pre-Processing).....                 | 16        |
| 3.4.1 Convert Rekam Medis Menjadi Citra.....             | 19        |
| 3.4.2 Splitting Data.....                                | 20        |
| 3.4.3 Resize Citra.....                                  | 21        |
| 3.5 Training data.....                                   | 21        |
| 3.6 Menentukan model arsitektur CNN.....                 | 21        |
| 3.7 mentuning hyperparameter.....                        | 22        |
| 3.8 Evaluasi.....  | 22        |
| 3.9 Analisa dan Hasil.....                               | 22        |
| 3.10 Visualisasi Saliency map.....                       | 22        |
| 3.11 Kesimpulan.....                                     | 23        |
| 3.12 Lingkungan Perangkat Keras Dan Perangkat Lunak..... | 23        |

|  |           |
|--|-----------|
| <b>BAB IV HASIL DAN ANALISA .....</b>                                    | <b>25</b> |
| 4.1 Pendahuluan .....  | 25        |
| 4.2 Pre-Processing.....  | 25        |
| 4.2.1 Convert Rekam Medis Menjadi Citra.....                             | 25        |
| 4.2.2 Cropping Image .....   | 26        |
| 4.2.3 Resizing .....   | 27        |
| 4.2.4 Denoising.....   | 27        |
| 4.3 Pengembangan model .....   | 28        |
| 4.3.1 Hasil Evaluasi Data Training Pada Dataset .....                    | 28        |
| 4.3.2 Hasil Evaluasi Data Training pada Data Crop.....                   | 35        |
| 4.3.3 Hasil Evaluasi Data Training Pada Data Denoising .....             | 41        |
| 4.4 Hasil Tuning Hyperparameter Data Validation pada Dataset .....       | 47        |
| 4.4.1 ResNet50V2.....  | 48        |
| 4.4.2 MobileNetV2 .....  | 50        |
| 4.4.3 Custom CNN.....  | 54        |
| 4.4.4 DenseNet121.....   | 57        |
| 4.4.5 Perbandingan Model Terbaik Dari Data Raw.....                      | 60        |
| 4.4.6 Visualisasi Saliency Map Menggunakan Dataset Awal .....            | 61        |
| 4.5 Hasil Tuning Hyperparameter Data Validation Pada Data Crop .....     | 63        |
| 4.5.1 ResNet50V2.....  | 63        |
| 4.5.2 MobileNetV2 .....  | 66        |
| 4.5.3 Custom CNN.....  | 70        |
| 4.5.4 DenseNet121.....   | 73        |
| 4.5.5 Perbandingan Model Terbaik Dari Data Crop.....                     | 76        |
| 4.5.6 Visualisasi Saliency Map Menggunakan Data Crop .....               | 77        |
| 4.6 Hasil Tuning Hyperparameter Data Validation Pada Data Denoising..... | 78        |

|  |            |
|--|------------|
| 4.6.1 ResNet50V2.....  | 78         |
| 4.6.2 MobileNetV2 .....  | 82         |
| 4.6.3 Custom CNN.....  | 85         |
| 4.6.4 DenseNet121.....   | 88         |
| 4.6.5 Perbandingan Model Terbaik Dari Data Denoising .....     | 91         |
| 4.6.6 Visualisasi Saliency Map Menggunakan Data Denoising..... | 92         |
| 4.7 Hasil uji klasifikasi data Unseen .....                    | 94         |
| 4.7.1 ResNet50V2.....  | 94         |
| 4.7.2 MobileNetV2 .....  | 97         |
| 4.7.3 Custom CNN.....  | 100        |
| 4.7.4 DenseNet121.....   | 103        |
| 4.7.1 Perbandingan Model Terbaik Dari Data Unseen.....         | 106        |
| 4.7.2 Visualisasi Menggunakan data unseen .....                | 107        |
| 4.8 Kesimpulan Dan Analisa.....                                | 109        |
| <b>BAB V KESIMPULAN.....</b>                                   | <b>111</b> |
| 5.1 Kesimpulan .....   | 111        |
| 5.2 Saran.....   | 111        |
| <b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>                                    | <b>112</b> |

## DAFTAR GAMBAR

|   |    |
|---|----|
| Gambar 2. 1 Model Arsitektur MobileNetV2 .....                                | 8  |
| Gambar 2. 2 Model arsitektur ResNet50V2.....                                  | 9  |
| Gambar 2. 3 Model Arsitektur CNN .....  | 10 |
| Gambar 2. 4 Model Arsitektur DenseNet121 .....                                | 11 |
| Gambar 3. 1 Kerangka Kerja Penelitian .....                                   | 15 |
| Gambar 4. 1 Cropping Citra.....   | 26 |
| Gambar 4. 2 Metode Denoising NLM dan Brightness Contrast adjusment .....      | 27 |
| Gambar 4. 3 Hasil Implementasi NLM dan Brightness Contrast Adjusment .....    | 28 |
| Gambar 4. 4 Confusion Matrix ResNet50V2 Epoch 100 Batch Size 32 .....         | 30 |
| Gambar 4. 5 Confusion Matrix MobileNetV2 epoch 100 Batch Size 32 .....        | 32 |
| Gambar 4. 6 Confusion Matrix Custom CNN Epoch 100 Batch Size 32 .....         | 33 |
| Gambar 4. 7 Confusion Matrix DenseNet121 Epoch 100 Batch Size 32 .....        | 34 |
| Gambar 4. 8 Confusion Matrix ResNet50V2 Epoch 100 Batch Size 32 .....         | 37 |
| Gambar 4. 9 Confusion Matrix MobileNetV2 epoch 100 Batch Size 32 .....        | 38 |
| Gambar 4. 10 Confusion Matrix Custom CNN Epoch 100 Batch Size 32 .....        | 39 |
| Gambar 4. 11 Confusion Matrix DenseNet121 Epoch 100 Batch Size 32 .....       | 41 |
| Gambar 4. 12 Confusion Matrix ResNet50V2 Epoch 100 Batch Size 32 .....        | 43 |
| Gambar 4. 13 Confusion Matrix MobileNetV2 epoch 100 Batch Size 32 .....       | 44 |
| Gambar 4. 14 Confusion Matrix Custom CNN Epoch 100 Batch Size 32 .....        | 46 |
| Gambar 4. 15 Confusion Matrix DenseNet121 Epoch 100 Batch Size 32 .....       | 47 |
| Gambar 4. 16 Confusion Matrix ResNet50V2 epoch 100 batch size 16 .....        | 50 |
| Gambar 4. 17 Grafik akurasi dan loss ResNet50V2 epoch 100 batch size 16.....  | 50 |
| Gambar 4. 18 Confusion Matrix MobileNetV2 epoch 100 batch size 8.....         | 53 |
| Gambar 4. 19 Grafik akurasi dan loss MobileNetV2 epoch 100 batch size 8 ..... | 53 |
| Gambar 4. 20 Confusion Matrix CNN epoch 50 batch size 16 .....                | 56 |
| Gambar 4. 21 Grafik akurasi dan loss Custom CNN epoch 50 batch size 16.....   | 56 |
| Gambar 4. 22 Confusion Matrix DenseNet121 epoch 100 batch size 8 .....        | 59 |
| Gambar 4. 23 Grafik akurasi dan loss DenseNet121 epoch 100 batch size 8.....  | 60 |
| Gambar 4. 24 Confusion Matrix ResNet50V2 Epoch 100 Batch size 8 .....         | 66 |
| Gambar 4. 25 Grafik akurasi dan loss ResNet50V2 Epoch 100 Batch Size 8.....   | 66 |

|   |     |
|---|-----|
| Gambar 4. 26 Confusion Matrix MobileNetV2 Epoch 50 Batch size 8 .....         | 69  |
| Gambar 4. 27 Grafik akurasi dan loss MobileNetV2 Epoch 50 Batch Size 8 .....  | 69  |
| Gambar 4. 28 Confusion Matrix Custom CNN Epoch 50 Batch size 8.....           | 72  |
| Gambar 4. 29 Grafik akurasi dan loss Custom CNN Epoch 50 Batch Size 8.....    | 72  |
| Gambar 4. 30 Confusion Matrix DenseNet121 Epoch 50 Batch size 16.....         | 75  |
| Gambar 4. 31 Grafik akurasi dan loss DenseNet121 Epoch 50 Batch Size 16.....  | 75  |
| Gambar 4. 32 Confusion matrix ResNet50V2 Epoch 50 Batch Size 8.....           | 81  |
| Gambar 4. 33 Grafik akurasi dan loss ResNet50V2 Epoch 50 Batch Size 8.....    | 81  |
| Gambar 4. 34 Confusion Matrix MobileNetV2 Epoch 100 Batch Size 8.....         | 84  |
| Gambar 4. 35 Grafik akurasi dan loss MobileNetV2 Epoch 100 Batch Size 8 ..... | 84  |
| Gambar 4. 36 Confusion Matrix Custom CNN Epoch 50 Batch Size 16 .....         | 87  |
| Gambar 4. 37 Grafik akurasi dan loss Custom CNN Epoch 50 Batch Size 16.....   | 88  |
| Gambar 4. 38 Confusion Matrix DenseNet121 Epoch 100 Batch Size 16 .....       | 90  |
| Gambar 4. 39 Grafik akurasi dan loss DenseNet121 Epoch 100 Batch Size 16....  | 91  |
| Gambar 4. 40 Confusion matrix ResNet50V2 Epoch 100 batch size 32.....         | 97  |
| Gambar 4. 41 Confusion matrix MobileNetV2 Epoch 50 batch size 8 .....         | 100 |
| Gambar 4. 42 Confusion matrix custom CNN Epoch 100 batch size 8.....          | 103 |
| Gambar 4. 35 Confusion matrix DenseNet121 Epoch 50 batch size 16.....         | 106 |

## DAFTAR TABEL

|   |    |
|---|----|
| Tabel 3. 1 Tabel Data .....   | 16 |
| Tabel 3. 2 Data Rekam Medis Jantung Janin .....                       | 18 |
| Tabel 3. 3 Data Rekam Medis Jantung Janin .....                       | 19 |
| Tabel 3. 4 Jumlah Data Penelitian Jantung Janin .....                 | 20 |
| Tabel 3. 5 Pembagian Data Training dan Data validation .....          | 20 |
| Tabel 3. 6 Jumlah Data Unseen.....                                    | 21 |
| Tabel 3. 7 Spesifikasi Perangkat Keras.....                           | 23 |
| Tabel 3. 8 Spesifikasi Perangkat Lunak (environment).....             | 24 |
| Tabel 4. 1 Data Rekam Medis Jantung Janin .....                       | 25 |
| Tabel 4. 2 Jumlah Data Penelitian Jantung Janin .....                 | 26 |
| Tabel 4. 3 Tabel perbandingan Model terbaik dari data training.....   | 29 |
| Tabel 4. 4 Hasil Training ResNet50V2 epoch 100 batch size 32 .....    | 29 |
| Tabel 4. 5 Hasil Training MobileNetV2 epoch 100 batch size 32.....    | 31 |
| Tabel 4. 6 Hasil Training Custom CNN epoch 100 batch size 32 .....    | 32 |
| Tabel 4. 7 Hasil Training DenseNet121 epoch 100 batch size 32 .....   | 33 |
| Tabel 4. 8 Tabel perbandingan Model terbaik dari data crop .....      | 35 |
| Tabel 4. 9 Hasil Training ResNet50V2 epoch 100 batch size 32 .....    | 35 |
| Tabel 4. 10 Hasil Training MobileNetV2 epoch 100 batch size 32.....   | 37 |
| Tabel 4. 11 Hasil Training Custom CNN epoch 100 batch size 32 .....   | 38 |
| Tabel 4. 12 Hasil Training DenseNet121 epoch 100 batch size 32 .....  | 40 |
| Tabel 4. 13 Tabel perbandingan Model terbaik dari data denoising..... | 41 |
| Tabel 4. 14 Hasil Training ResNet50V2 epoch 100 batch size 32 .....   | 42 |
| Tabel 4. 15 Hasil Training MobileNetV2 epoch 100 batch size 32.....   | 43 |
| Tabel 4. 16 Hasil Training Custom CNN epoch 100 batch size 32 .....   | 44 |
| Tabel 4. 17 Hasil Training DenseNet121 epoch 100 batch size 32 .....  | 46 |
| Tabel 4. 18 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning ResNet50V2 .....  | 48 |
| Tabel 4. 19 Hasil Training ResNet50V2 epoch 100 batch size 16 .....   | 49 |
| Tabel 4. 20 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning MobileNetV2 ..... | 51 |
| Tabel 4. 21 Hasil Training MobileNetV2 epoch 100 batch size 8.....    | 52 |



|  |     |
|--|-----|
| Tabel 4. 22 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning CNN .....          | 54  |
| Tabel 4. 23 Hasil Training CNN epoch 50 batch size 16.....             | 55  |
| Tabel 4. 24 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning DenseNet121 .....  | 57  |
| Tabel 4. 25 Hasil Training DenseNet121 epoch 100 batch size 8 .....    | 58  |
| Tabel 4. 26 Tabel perbandingan Model terbaik dari data Raw .....       | 60  |
| Tabel 4. 27 Visualisasi Saliency map menggunakan Raw Image.....        | 61  |
| Tabel 4. 28 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning ResNet50V2 .....   | 64  |
| Tabel 4. 29 Hasil Training ResNet50V2 Epoch 100 Batch size 8.....      | 64  |
| Tabel 4. 30 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning MobileNetV2 .....  | 67  |
| Tabel 4. 31 Hasil Training MobileNetV2 Epoch 50 Batch size 8 .....     | 67  |
| Tabel 4. 32 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning CNN .....          | 70  |
| Tabel 4. 33 Hasil Training CNN Epoch 50 Batch size 8 .....             | 70  |
| Tabel 4. 34 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning DenseNet121 .....  | 73  |
| Tabel 4. 35 Hasil Training DenseNet121 Epoch 50 Batch size 16.....     | 74  |
| Tabel 4. 36 Tabel perbandingan model terbaik dari data crop.....       | 76  |
| Tabel 4.37 Visualiasi Saliency Map Menggunakan Data Raw .....          | 77  |
| Tabel 4. 38 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning ResNet50V2 .....   | 79  |
| Tabel 4. 39 Hasil Training ResNet50V2 Epoch 50 Batch Size 8 .....      | 80  |
| Tabel 4. 40 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning MobileNetV2 .....  | 82  |
| Tabel 4. 41 Hasil Training MobileNetV2 Epoch 100 Batch Size 8.....     | 83  |
| Tabel 4. 42 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning CNN .....          | 85  |
| Tabel 4. 43 Hasil Training Custom CNN Epoch 50 Batch Size 16 .....     | 86  |
| Tabel 4. 44 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning DenseNet121 .....  | 88  |
| Tabel 4. 45 Hasil Training DenseNet121 Epoch 100 Batch Size 16 .....   | 89  |
| Tabel 4. 46 Tabel perbandingan model terbaik dari data Denoising ..... | 91  |
| Tabel 4.47 Visualisasi Saliency map menggunakan Data Denoising .....   | 92  |
| Tabel 4. 48 Tabel unseen kelas jantung janin .....                     | 94  |
| Tabel 4. 49 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning ResNet50V2 .....   | 95  |
| Tabel 4. 50 Hasil Unseen ResNet50V2 Epoch 100 Batch size 32.....       | 96  |
| Tabel 4. 51 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning MobileNetV2 .....  | 98  |
| Tabel 4. 52 Hasil Unseen MobileNetV2 Epoch 50 Batch size 8 .....       | 98  |
| Tabel 4. 53 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning Custom CNN.....    | 101 |

|   |     |
|---|-----|
| Tabel 4. 54 Hasil Unseen Custom CNN Epoch 100 Batch size 8.....       | 101 |
| Tabel 4. 55 Hasil dan Analisa Hyperparameter Tuning DenseNet121 ..... | 104 |
| Tabel 4. 56 Hasil Unseen DenseNet121 Epoch 50 Batch size 16.....      | 104 |
| Tabel 4. 57 Tabel perbandingan model terbaik dari data unseen.....    | 107 |
| Tabel 4. 58 Visualisasi data unseen menggunakan saliency map .....    | 108 |
| Tabel 4. 59 Tabel Hasil dan Analisa .....                             | 109 |

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

*Machine Learning* (ML) atau pembelajaran mesin yang dimana adalah sebuah metode di dalam *Artificial Intelligence* (AI) yang sudah banyak digunakan untuk menggantikan ataupun menirukan perilaku manusia dalam menyelesaikan masalah ataupun melakukan otomatisasi. Sesuai namanya, ML mencoba menirukan bagaimana proses manusia ataupun makhluk cerdas belajar dan menggeneralisasi. Setidaknya ada dua aplikasi utama dalam ML yaitu, klasifikasi dan prediksi [1]. Dan pada penelitian kali ini, penerapan *machine learning* akan dilakukan untuk melakukan klasifikasi pada citra medis jantung janin, Deteksi dini serta klasifikasi abnormalitas jantung sangat dibutuhkan sebagai upaya mendiagnosis kelainan citra jantung dengan tepat serta memberikan perawatan yang sesuai [2]. Dalam beberapa tahun terakhir, pada pengembangan teknologi kecerdasan buatan sudah menghadirkan potensi besar di dalam pengenalan pola serta analisis citra medis. Dan salah satu metode yang paling menonjol di dalam bidang ini merupakan *Convolutional Neural Network*(CNN), yaitu merupakan sebuah arsitektur jaringan saraf tiruan yang efektif dalam pengenalan pola pada data gambar.

Penelitian ini bertujuan yaitu untuk menggabungkan kemampuan CNN serta teknik *saliency* dalam konteks klasifikasi abnormalitas jantung janin. Secara umum, klasifikasi citra dengan menggunakan CNN ataupun pada perkembangannya telah memberikan hasil akurasi yang cukup tinggi apabila hal itu didukung dengan jumlah data *training* yang cukup [3]. CNN merupakan model *deep learning* yang dimana terbukti sukses dalam berbagai aplikasi pada bidang *image recognition* gambar medis. Sehingga pada skenario klasifikasi abnormalitas jantung, CNN mampu mempelajari fitur – fitur penting pada citra seperti citra MRI jantung ataupun elektrokardiogram (EKG) dengan melalui lapisan seperti *convolution*, *pooling*, dan *max pooling layer*. Maka daripada itu kemampuan CNN

ini sangat memungkinkan untuk mengenali pola serta karakteristik yang berkaitan dengan abnormalitas jantung [4].

Selain dengan menggunakan CNN, penelitian ini juga akan memanfaatkan sebuah teknik CNN yang berbasis XAI yaitu *Saliency map*. *Saliency map* merupakan sebuah metode visualisasi yang dimana memungkinkan pemahaman tentang bagian bagian penting pada gambar yang berkontribusi pada keputusan klasifikasi model. Sehingga dengan penerapan teknik *Saliency map* pada model CNN yang dikembangkan, dan penelitian ini akan mengidentifikasi dan memvisualisasikan fitur – fitur penting yang mana dianggap relevan oleh model di dalam proses klasifikasi abnormalitas jantung. Ini akan memberikan sebuah pemahaman yang mendalam mengenai bagaimana model CNN menggunakan fitur – fitur ini untuk dalam membuat keputusan [5].

Sehingga dengan menggabungkan teknik CNN serta *saliency map*, penelitian ini akan diharapkan mampu menghasilkan sebuah model dalam klasifikasi abnormalitas jantung janin yang lebih lebih akurat serta dapat ditafsirkan. Pada hasil penelitian ini akan bisa digunakan sebagai alat bantu diagnostik oleh para dokter maupun ahli medis di dalam proses pengambilan keputusan terkait kelainan pada citra jantung. Dan lebih lanjut, penelitian ini juga dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi medis yang lebih canggih dalam mendeteksi serta mendiagnosis kelainan pada citra jantung janin dengan akurat dan cepat. Sehingga demikian, penelitian ini memiliki potensi dalam meningkatkan kualitas perawatan serta prognosis pasien dengan kelainan pada citra jantung [6].

## **1.2 Rumusan dan Batasan Masalah**

### **1.2.1 Perumusan Masalah**

Hingga saat ini, para ahli medis masih melakukan diagnosa kelainan citra jantung secara manual dan hal ini akan membutuhkan waktu yang lama. Sehingga masalah ini memicu sebuah pertanyaan yang penting untuk dijawab, yakni bagaimana cara mendiagnosa kelainan citra jantung janin lebih cepat sehingga mampu meningkatkan efisiensi pencegahan dan penyelamatan pasien?.

### 1.2.2 Batasan Masalah

Pada penelitian terdapat berbagai Batasan-batasan masalah, berikut diuraikan Batasan-batasan masalah:

1. Penelitian dilakukan mencakup permasalahan *Convolutional Neural Network* dan *Saliency map*.
2. Penelitian ini menggunakan data jantung janin atau fetal.
3. Penelitian ini hanya menggunakan 6 data abnormalitas jantung janin yaitu ASD, VSD, AVSD, EA, TOF, dan AOS dan 1 data jantung janin NORMAL.
4. Penelitian ini hanya sebatas simulasi program dengan bahasa pemrograman *python* untuk melakukan pemrosesan dengan menggunakan metode teknik CNN dan *Saliency map*.
5. *Output* yang dihasilkan dari penelitian ini hanya berupa nilai akurasi, nilai sensitivitas, dan nilai spesifisitas yang digunakan sebagai tolak ukur untuk melihat seberapa tepat model dapat mengelaskan data yang sesuai dengan label yang digunakan.

### 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan hasil klasifikasi dan visualisasi citra jantung janin abnormalitas dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dan *Saliency maps*
2. Membandingkan beberapa arsitektur *Convolutional Neural Network* yang digunakan agar mengetahui arsitektur mana yang memiliki tingkat akurasi, sensitivitas dan spesifikasi yang baik.

### 1.4 Manfaat Penulisan

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat digunakan sebagai sumber acuan khususnya dalam peningkatan klasifikasi dan visualisasi citra.
2. Membantu dan memberikan kemudahan pada ahli medis dan peneliti dalam bidang kesehatan dalam proses mendiagnosa dan mengklasifikasikan citra jantung abnormalitas pada janin.

## **1.5 Sistematika Penulisan**

Adapun alur kepenulisan yang digunakan dalam menulis tugas akhir yaitu sebagai berikut:

### **BAB I            PENDAHULUAN**

Pada bab pertama, menjelesan awal dari penelitian, dimana pembaca dapat mengkapat informasi latar belakang, tujuan, rumusan masalah dan sistematika penulisan.

### **BAB II           TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab kedua, penulis akan mengumpulkan dari berbagai sumber untuk dijadikan sebagai acuan dalam penelitian. Penulis juga mencari banyaknya sumber informasi dalam menyelesaikan permasalahan yang didapat selama penelitian berlangsung.

### **BAB III          METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ketiga, penulis akan menjelaskan bagaimana proses penelitian. Dimulai dari persiapan dataset sampai ke tahap analisa dan kesimpulan.

### **BAB IV          HASIL DAN ANALISA**

Pada bab keempat, penulis akan menjelaskan analisa serta evaluasi hasil selama penelitian dan penulis akan menjelaskan dari hasil yang diperoleh.

### **BAB V           KESIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab kelima, penulis menarik hasil kesimpulan pada penelitian yang diperoleh dan memberikan saran dari hasil penelitian yang dilewati.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Ahmad Hania, “Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning,” *J. Teknol. Indones.*, vol. 1, no. June, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available: <https://amt-it.com/mengenal-perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning/>.
- [2] I. Hoffman and S. Kaplan, “The incidence of congenital heart disease in Barbados - abstract,” *West Indian med. j.*, vol. 41, no. 1, p. 44, 2002.
- [3] R. Indraswari, W. Herulambang, and R. Rokhana, “Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *Techno.Com*, vol. 21, no. 2, pp. 378–389, 2022, doi: 10.33633/tc.v21i2.6162.
- [4] S. Nurmaini *et al.*, “Automated detection of COVID-19 infected lesion on computed tomography images using faster-RCNNs,” *Eng. Lett.*, vol. 28, no. 4, pp. 1295–1301, 2020.
- [5] P. Bhambra, B. Joachimi, and O. Lahav, “Explaining deep learning of galaxy morphology with saliency mapping,” *Mon. Not. R. Astron. Soc.*, vol. 511, no. 4, pp. 5032–5041, 2022, doi: 10.1093/mnras/stac368.
- [6] S. Nurmaini *et al.*, “Deep learning-based computer-aided fetal echocardiography: Application to heart standard view segmentation for congenital heart defects detection,” *Sensors*, vol. 21, no. 23, 2021, doi: 10.3390/s21238007.
- [7] S. Nurmaini *et al.*, “Deep Learning for Improving the Effectiveness of Routine Prenatal Screening for Major Congenital Heart Diseases,” *J. Clin. Med.*, vol. 11, no. 21, p. 6454, 2022, doi: 10.3390/jcm11216454.
- [8] A. Holzinger, G. Langs, H. Denk, K. Zatloukal, and H. Müller, “Causability and explainability of artificial intelligence in medicine,” *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 9, no. 4, pp. 1–13, 2019, doi: 10.1002/widm.1312.

- [9] A. I. Sapitri, S. Nurmaini, Sukemi, M. N. Rachmatullah, and A. Darmawahyuni, "Segmentation atrioventricular septal defect by using convolutional neural networks based on U-NET architecture," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 10, no. 3, pp. 553–562, 2021, doi: 10.11591/ijai.v10.i3.pp553-562.
- [10] J. Díaz-Ramírez, "Machine Learning and Deep Learning," *Ingeniare*, vol. 29, no. 2, pp. 182–183, 2021, doi: 10.4067/S0718-33052021000200180.
- [11] R. Pradhitya, "Pembangunan aplikasi deteksi dan tracking warna virtual drawing menggunakan algoritma color filtering," *J. Ilm. Komput. dan Inform.*, 2015.
- [12] A. Iriani Sapitri *et al.*, "Deep learning-based real time detection for cardiac objects with fetal ultrasound video," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 36, no. December 2022, p. 101150, 2023, doi: 10.1016/j.imu.2022.101150.
- [13] D. Adi and N. Nurdin, "Explainable Artificial Intelligence (XAI) towards Model Personality in NLP task," *IPTEK J. Eng.*, vol. 7, no. 1, p. 11, 2021, doi: 10.12962/j23378557.v7i1.a8989.
- [14] V. Karnati, M. Uliyar, and S. Dey, "Fast non-local algorithm for image denoising," *Proc. - Int. Conf. Image Process. ICIP*, pp. 3873–3876, 2009, doi: 10.1109/ICIP.2009.5414044.
- [15] J. V. Manjón, J. Carbonell-Caballero, J. J. Lull, G. García-Martí, L. Martí-Bonmatí, and M. Robles, "MRI denoising using Non-Local Means," *Med. Image Anal.*, vol. 12, no. 4, pp. 514–523, 2008, doi: 10.1016/j.media.2008.02.004.
- [16] F. Rizani, "Image Quality Improvement Using Image Processing Method Image Brightness Contrast and Image Sharpening," *Multica Sci. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 6–12, 2021, doi: 10.47002/mst.v1i1.200.
- [17] M. Harahap, Em Manuel Laia, Lilis Suryani Sitanggang, Melda Sinaga, Daniel Franci Sihombing, and Amir Mahmud Husein, "Deteksi Penyakit Covid-19 Pada Citra X-Ray Dengan Pendekatan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6,



- no. 1, pp. 70–77, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3373.
- [18] W. Shi, Y. Gong, X. Tao, J. Wang, and N. Zheng, “Improving CNN performance accuracies with min-max objective,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 29, no. 7, pp. 2872–2885, 2018, doi: 10.1109/TNNLS.2017.2705682.
- [19] S. R. Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/48842/>.
- [20] S. Nurmaini *et al.*, “An improved semantic segmentation with region proposal network for cardiac defect interpretation,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, no. 16, pp. 13937–13950, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07217-1.
- [21] E. T. Hastuti, A. Bustamam, P. Anki, R. Amalia, and A. Salma, “Performance of True Transfer Learning using CNN DenseNet121 for COVID-19 Detection from Chest X-Ray Images,” *InHeNce 2021 - 2021 IEEE Int. Conf. Heal. Instrum. Meas. Nat. Sci.*, pp. 1–5, 2021, doi: 10.1109/InHeNce52833.2021.9537261.
- [22] M. S. Ayhan *et al.*, “Clinical validation of saliency maps for understanding deep neural networks in ophthalmology,” *Med. Image Anal.*, vol. 77, 2022, doi: 10.1016/j.media.2022.102364.
- [23] J. Wu, X. Y. Chen, H. Zhang, L. D. Xiong, H. Lei, and S. H. Deng, “Hyperparameter optimization for machine learning models based on Bayesian optimization,” *J. Electron. Sci. Technol.*, vol. 17, no. 1, pp. 26–40, 2019, doi: 10.11989/JEST.1674-862X.80904120.
- [24] A. I. Sapitri and A. Darmawahyuni, “Aorta Detection with Fetal Echocardiography Images Using Faster Regional Convolutional Neural Network (R-CNNs),” *Comput. Eng. Appl. J.*, vol. 10, no. 2, pp. 115–124, 2021, doi: 10.18495/comengapp.v10i2.375.