

**Perbaikan Citra Jantung Janin Menggunakan Metode *Low-Light*
*Convolutional Neural Network (LLCNN)***

TUGAS AKHIR

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



OLEH :

**DENY SULISTIYO
09011281823030**

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

2022

HALAMAN PENGESAHAN

**Perbaikan Citra Jantung Janin Menggunakan Metode *Low-Light*
*Convolutional Neural Network (LLCNN)***

TUGAS AKHIR
Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Strata 1

Oleh :

Deny Sulistiyo

09011281823030

Palembang, 29 Juli 2022

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer

Pembimbing Tugas Akhir



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041000

1/8/22

Leon

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

NIP. 196908021994012001

Siti Nurmaini

HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Rabu
Tanggal : 27 Juli 2022

Tim Penguji :

1. Ketua : **Ahmad Fali Oklilas, M.T.**
2. Sekretaris : **Iman Saladin B. Azhar, M.MSI.**
3. Penguji : **Dr. Firdaus, M.Kom.**
4. Pembimbing : **Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.**

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041000

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Deny Sulistiyo

NIM : 09011281823030

Judul : Perbaikan Citra Jantung Janin Menggunakan Metode
Low- Light Convolutional Neural Network (LLCNN)

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 3%

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



Indralaya, 27 Juli 2022



Deny Sulistiyo

09011281823030

HALAMAN PERSEMBAHAN

Setiap orang memiliki cerita serta perjuangan masing-masing dalam mencapai sebuah hal yang ingin mereka capai. Banyak hal yang telah dilewati baik hal yang menyenangkan maupun hal yang menyedihkan. Tak sedikit pula halangan dan rintangan serta ucapan yang selalu membuat semangat runtuh, namun dengan dorongan serta *support* dari berbagai pihak, alhamdulillah bisa mencapai titik ini dengan penuh pembuktian bahwa setiap orang memiliki *value* masing-masing dan tidak perlu menunjukkan pada dunia bahwa seseorang tersebut memiliki *value*, melainkan dengan suatu pembuktian hal yang mereka remehkan tersebut dapat membungkam orang yang sering meremehkan seseorang. Salah satu hal yang selalu saya ingat yaitu motivasi untuk melakukan sesuatu yaitu dimulai dari diri sendiri, serta *support* dari orang terdekat merupakan poin plus untuk memotivasi diri untuk menjadi semakin maju.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Puji syukur Alhamdulillah penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan karunia dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini yang berjudul **"Perbaikan Citra Jantung Janin Menggunakan Metode *Low-Light Convolutional Neural Network (LLCNN)*"**.

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada beberapa pihak atas ide dan saran serta bantuannya dalam menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT dan terimakasih kepada yang terhormat :

1. Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini dengan baik dan lancar.
2. Orang tua saya tercinta yang telah membesarakan saya dengan penuh kasih sayang dan selalu mengajarkan saya dalam berbuat hal yang baik. Terimakasih untuk segala do'a, motivasi dan dukungannya baik moril, materil maupun spiritual selama ini.
3. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku 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 berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Mbak Ade Iriani Sapitri, M.Kom dan Kak Muhammad Naufal Rachmatullah, S.Kom., M.T, selaku Asisten Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah membimbing dan memotivasi selama penyelesaian Tugas Akhir ini.
7. Bapak Rossi Passarella, S.T., M.Eng., selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.

8. Mbak Reni selaku admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu mengurus seluruh berkas.

9. Teman-teman Laboratorium Intelligent System Research Group Batch 3 terkhususnya Berby, Prazna, Dimas, Gavira dan teman-teman yang diluar dari laboratorium seperti Furqon dan Ades yang membantu saya baik pada penulisan maupun support dalam penulisan tugas akhir ini.

10. Teman-teman dari Kaktus Kodular Squad yaitu Arun, Jonathan, Wahyu, Shiro, Bayu, dan Dhoni yang sering membantu saya dalam bentuk support pada pembuatan tugas akhir ini.

11. Teman-teman dari KLF Angel Heart Project yaitu Robi, Widya, Hafizh, Qodri, Andika, Caca, Jaki, Dewa, Alana, Luluk, dan Ardi yang selalu memberikan support dalam proses pengerjaan tugas akhir saya.

12. Teman-teman dari GenBI Sumsel yaitu Adendy, Sabrina, Arief, dan teman-teman lainnya yang selalu memberikan support dalam penulisan tugas akhir ini.

13. Teman-teman satu angkatan dari Jurusan Sistem Komputer yang saya sayangi yang sudah membantu support dalam penulisan tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih sangat jauh dari kata sempurna. Untuk itu kritik dan saran yang membangun sangatlah diharapkan penulis. Akhir kata penulis berharap, semoga tugas akhir ini bermanfaat dan berguna bagi khalayak.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Indralaya, 29 Juli 2022

Penulis,



Deny Sulistiyo

NIM. 0901128123030

**FETAL HEART IMAGE ENHANCEMENT USING LOW-LIGHT
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (LLCNN)**

DENY SULISTIYO (09011281823030)

*Computer Engineering Department, Faculty of Computer Science, Sriwijaya
University*

Email : denysulistiyoo21@gmail.com

ABSTRACT

In Computer Vision processing has some problems which one quite often happens especially in the medical field is lack of brightness or contrast of an image. High quality images are required to get better results. Image enhancement process is process which have purpose to doing enhancement quality for some image from have low quality image to good quality image with in a way that is doing image improvisation that have low quality image before to gain good quality image. This fetal heart image enhancement process can use a deep learning method is LLCNN. And next will be doing verification such as doing 2 class classification with normal and abnormal class using some transfer learning for comparison. The research result for LLCNN method get average value from 6 medical image with score 18.6% Mean Squared Error (MSE), 96.03% Structural Similarity Index Measure (SSIM), and 30.86 dB Peak Signal Noise Ratio (PSNR). And for classification result the best result on DenseNet121 transfer learning with accuracy result before using enhancement model on validation result is 97% and unseen result is 93%, and after using enhancement model on validation result is 100% and unseen result is 100%.

Keywords: Image Enhancement, LLCNN, Deep Learning, Fetal Heart, Ultrasonography.

Indralaya, 29 July 2022

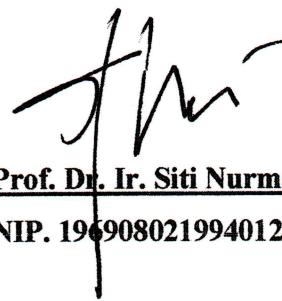
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041000

Pembimbing Tugas Akhir



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

NIP. 196908021994012001

**PERBAIKAN CITRA JANTUNG JANIN MENGGUNAKAN METODE
LOW-LIGHT CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (LLCNN)**

DENY SULISTIYO (09011281823030)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : denysulistiyoo21@gmail.com

ABSTRAK

Pada pemrosesan *Computer Vision* terdapat suatu permasalahan yang mana cukup sering terjadi terkhususnya pada bidang medis yaitu kurangnya kecerahan atau kontras pada suatu gambar. Dibutuhkan citra yang memiliki kualitas tinggi agar mendapatkan hasil yang lebih baik. Proses peningkatan kualitas gambar yaitu proses yang mana memiliki tujuan untuk meningkatkan kualitas gambar tersebut dari yang memiliki kualitas gambar yang rendah ke gambar yang memiliki kualitas gambar yang baik dengan cara yaitu melakukan proses improvisasi gambar yang memiliki kualitas gambar yang rendah agar mendapatkan hasil gambar yang memiliki kualitas gambar yang baik. Proses peningkatan kualitas kecerahan citra jantung janin ini dapat menggunakan metode *deep learning* yaitu LLCNN. Serta selanjutnya akan dilakukan pembuktian berupa melakukan klasifikasi 2 kelas dengan kelas *normal* dan *abnormal* menggunakan beberapa jenis transfer learning sebagai perbandingan. Hasil penelitian untuk metode LLCNN mendapatkan nilai rata-rata dari 6 citra medis dengan nilai 18.16% *Mean Squared Error* (MSE), 96.03% *Structural Similarity Index Measure* (SSIM), dan 30.86 dB *Peak Signal Noise Ratio* (PSNR). Serta untuk hasil klasifikasi dengan hasil terbaik pada *transfer learning* DenseNet121 dengan hasil akurasi sebelum menggunakan model *enhancement* pada hasil validasi yaitu 97% dan hasil *unseen* yaitu 93% serta setelah digunakan model *enhancement* yaitu pada hasil validasi yaitu 100% dan hasil *unseen* yaitu 100%.

Kata kunci: *Image Enhancement*, LLCNN, *Deep Learning*, Jantung Janin, Ultrasonografi.

Indralaya, 29 Juli 2022

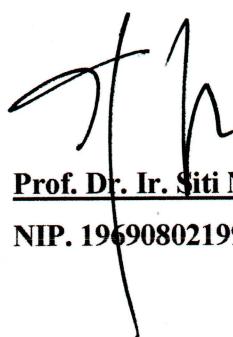
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041000

Pembimbing Tugas Akhir



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

NIP. 196908021994012001

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN PENGESAHANii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	.iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	.iv
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	.v
KATA PENGANTAR.....	.vi
ABSTRAK.....	.ix
DAFTAR ISIx
DAFTAR GAMBAR.....	.xiii
DAFTAR TABELxvi
BAB I PENDAHULUAN.....	.1
1.1 Latar Belakang1
1.2 Rumusan Masalah2
1.3 Tujuan Penelitian.....	.2
1.4 Manfaat Penelitian.....	.2
1.5 Batasan Masalah.....	.3
1.6 Sistematika Penulisan.....	.3
BAB II.....	.5
2.1 Ultrasonografi Janin5
2.2 <i>Image Enhancement</i>6
2.3 Deep Learning6
2.4 <i>Convolutional Neural Network</i>7
2.5 <i>Residual Learning</i>8
2.6 <i>Inception Module</i>8
2.7 <i>Low-Light Convolutional Neural Network</i>9
BAB III11
3.1 Pendahuluan11
3.2 Kerangka Kerja Penelitian.....	.11
3.3 Persiapan Data.....	.13
3.4 Pra-Pengolahan Data14
3.4.1 Konversi Video menjadi <i>Frame</i>14
3.4.2 Filter Data.....	.15
3.4.3 Pembuatan Data Target atau <i>Label</i>15
3.5 <i>Low-Light Convolutional Neural Network</i>18
3.6 Backbone.....	.21

3.7	Parameter <i>Training</i>	22
3.8	<i>Mean Squared Error</i>	23
3.9	<i>Structural Similarity Index Measure</i>	24
3.10	<i>Peak Signal Noise Ratio</i>	24
BAB IV	12
4.1	Pendahuluan	12
4.2	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan LLCNN.....	12
4.2.1	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan Model 1	12
4.2.2	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan Model 2	26
4.2.3	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan Model 3	28
4.2.4	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan Model 4	30
4.2.5	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan Model 5	33
4.2.6	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan Model 6	35
4.2.7	Hasil Rekap Perbandingan Keseluruhan Evaluasi Seluruh Model dengan LLCNN	38
4.3	Hasil Perbandingan Evaluasi Seluruh Parameter Per- <i>Frame</i> Pada Setiap Data dengan LLCNN.....	41
4.3.1	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 500 Pada Citra Medis 1	41
4.3.2	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 500 Pada Citra Medis 2	43
4.3.3	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 500 Pada Citra Medis 3	45
4.3.4	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 500 Pada Citra Medis 4	47
4.3.5	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 500 Pada Citra Medis 5	49
4.3.6	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 500 Pada Citra Medis 6	51
4.3.7	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 1000 Pada Citra Medis 1	53
4.3.8	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 1000 Pada Citra Medis 2	55
4.3.9	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 1000 Pada Citra Medis 3	57
4.3.10	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 1000 Pada Citra Medis 4	59
4.3.11	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 1000 Pada Citra Medis 5	61
4.3.12	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 1000 Pada Citra Medis 6	63
4.3.13	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 2000 Pada Citra Medis 1	65
4.3.14	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 2000 Pada Citra Medis 2	67

4.3.14	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 2000 Pada Citra Medis 3	69
4.3.15	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 2000 Pada Citra Medis 4	71
4.3.16	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 2000 Pada Citra Medis 5	73
4.3.17	Hasil Perbandingan Dengan Epoch 2000 Pada Citra Medis 6	75
4.4	Hasil Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan LLCNN.....	76
4.3	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan <i>Retinex-Net</i>	78
4.3.1	Hasil Evaluasi dengan Model <i>Retinex-Net</i>	78
4.3.2	Hasil Prediksi dengan Model <i>Retinex-Net</i>	79
4.4	Hasil Evaluasi Prediksi Peningkatan Kualitas Kecerahan Citra Jantung Janin dengan <i>Low Light-Net</i>	80
4.4.1	Hasil Evaluasi dengan Model <i>Low Light-Net</i>	81
4.4.2	Hasil Prediksi dengan Model <i>Low Light-Net</i>	82
4.5	Perbandingan Hasil Percobaan dengan Metode Pembanding	83
4.5.1	Hasil Perbandingan Evaluasi dengan Metode Pembanding	84
4.5.2	Hasil Perbandingan Prediksi dengan Metode Pembanding	86
4.6	Pengujian Sistem LLCNN Pada Pengaruh Kasus Hasil Klasifikasi.....	89
4.7	Analisa	96
BAB V	97
5.1	Kesimpulan	97
DAFTAR PUSTAKA	97

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2. 1 Sampel Citra Medis Jantung Janin	5
Gambar 2. 2 Struktural Residual Learning [27]	8
Gambar 2. 3 Ilustrasi Inception Module [30]	9
Gambar 2. 4 Arsitektur Low-Light Convolutional Neural Network [6]	10
Gambar 3. 1 Kerangka Alur Penelitian	12
Gambar 3. 2 Data Video yang Didapatkan.....	13
Gambar 3. 3 Data Video yang Telah Dikonversi Menjadi Frame.....	14
Gambar 3. 4 Gambar Arsitektur Low-Light Convolutional Neural Network	18
Gambar 3. 5 Gambar Backbone Convolutional Module Pada Low-Light Convolutional Neural Network	22
Gambar 4. 1 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 1.....	41
Gambar 4. 2 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 1.....	42
Gambar 4. 3 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 1.....	42
Gambar 4. 4 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 2.....	43
Gambar 4. 5 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 2.....	44
Gambar 4. 6 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 2.....	44
Gambar 4. 7 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 3.....	45
Gambar 4. 8 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 3.....	46
Gambar 4. 9 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 3.....	46
Gambar 4. 10 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 4.....	47
Gambar 4. 11 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 4.....	48
Gambar 4. 12 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 4.....	48
Gambar 4. 13 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 5.....	49
Gambar 4. 14 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 5.....	50
Gambar 4. 15 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 5.....	50

Gambar 4. 16 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 6.....	51
Gambar 4. 17 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 6.....	52
Gambar 4. 18 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 500 Citra Medis 6.....	52
Gambar 4. 19 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 1.....	53
Gambar 4. 20 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 1.....	54
Gambar 4. 21 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 1.....	54
Gambar 4. 22 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 2.....	55
Gambar 4. 23 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 2.....	56
Gambar 4. 24 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 2.....	56
Gambar 4. 25 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 3.....	57
Gambar 4. 26 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 3.....	58
Gambar 4. 27 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 3.....	58
Gambar 4. 28 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 4.....	59
Gambar 4. 29 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 4.....	60
Gambar 4. 30 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 4.....	60
Gambar 4. 31 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 5.....	61
Gambar 4. 32 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 5.....	62
Gambar 4. 33 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 5.....	62
Gambar 4. 34 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 6.....	63
Gambar 4. 35 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 6.....	64
Gambar 4. 36 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 1000 Citra Medis 6.....	64
Gambar 4. 37 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 1.....	65

Gambar 4. 38 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 1.....	66
Gambar 4. 39 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 1.....	66
Gambar 4. 40 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 2.....	67
Gambar 4. 41 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 2.....	68
Gambar 4. 42 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 2.....	68
Gambar 4. 43 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 3.....	69
Gambar 4. 44 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 3.....	70
Gambar 4. 45 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 3.....	70
Gambar 4. 46 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 4.....	71
Gambar 4. 47 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 4.....	72
Gambar 4. 48 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 4.....	72
Gambar 4. 49 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 5.....	73
Gambar 4. 50 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 5.....	74
Gambar 4. 51 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 5.....	74
Gambar 4. 52 Hasil Perbandingan MSE Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 6.....	75
Gambar 4. 53 Hasil Perbandingan PSNR Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 6.....	75
Gambar 4. 54 Hasil Perbandingan SSIM Setiap Model Dengan Epoch 2000 Citra Medis 6.....	76
Gambar 4. 55 Hasil Confusion Matrix DenseNet121 Tanpa Model Enhancement	95
Gambar 4. 56 Hasil Confusion Matrix DenseNet121 dengan Model Enhancement	95

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3. 1 Informasi Data Mentah Dalam Bentuk Video.....	13
Tabel 3. 2 Jumlah Hasil Frame Pada Setiap Jenis Data	14
Tabel 3. 3 Perbandingan Filter Data	15
Tabel 3. 4 Parameter Data Target Setiap Jenis Data	16
Tabel 3. 5 Visualisasi Data Gambar Sebelum dan Sesudah Enhancement	17
Tabel 3. 6 Arsitektur Model Pertama Low-Light Convolutional Neural Network.....	19
Tabel 3. 7 Arsitektur Model Kedua Low-Light Convolutional Neural Network	20
Tabel 3. 8 Parameter training model Low-Light Convolutional Neural Network.....	23
Tabel 4. 1 Keterangan Prediksi Pada Model 1	25
Tabel 4. 2 Mean Squared Error Pada Model 1 Ukuran Prediksi 300x200	25
Tabel 4. 3 Structural Similarity Index Measure Pada Model 1 Ukuran Prediksi 300x200	25
Tabel 4. 4 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 1 Ukuran Prediksi 300x200	26
Tabel 4. 5 Keterangan Prediksi Pada Model 2	26
Tabel 4. 6 Mean Squared Error Pada Model 2 Ukuran Prediksi 350x250	27
Tabel 4. 7 Structural Similarity Index Measure Pada Model 2 Ukuran Prediksi 350x250	27
Tabel 4. 8 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 2 Ukuran Prediksi 350x250	27
Tabel 4. 9 Keterangan Prediksi Pada Model 3	28
Tabel 4. 10 Mean Squared Error Pada Model 3 Ukuran Prediksi 300x200	28
Tabel 4. 11 Mean Squared Error Pada Model 3 Ukuran Prediksi 350x250	29
Tabel 4. 12 Structural Similarity Index Measure Pada Model 3 Ukuran Prediksi 300x200	29
Tabel 4. 13 Structural Similarity Index Measure Pada Model 3 Ukuran Prediksi 350x250	29
Tabel 4. 14 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 3 Ukuran Prediksi 300x200	30
Tabel 4. 15 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 3 Ukuran Prediksi 350x250	30
Tabel 4. 16 Keterangan Prediksi Pada Model 4	31
Tabel 4. 17 Mean Squared Error Pada Model 4 Ukuran Prediksi 300x200	31
Tabel 4. 18 Mean Squared Error Pada Model 4 Ukuran Prediksi 350x250	32
Tabel 4. 19 Structural Similarity Index Measure Pada Model 4 Ukuran Prediksi 300x200	32
Tabel 4. 20 Structural Similarity Index Measure Pada Model 4 Ukuran Prediksi 350x250	32
Tabel 4. 21 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 4 Ukuran Prediksi 300x200	33
Tabel 4. 22 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 4 Ukuran Prediksi 350x250	33
Tabel 4. 23 Keterangan Prediksi Pada Model 5	34
Tabel 4. 24 Mean Squared Error Pada Model 5 Ukuran Prediksi 300x200	34

Tabel 4. 25 Structural Similarity Index Measure Pada Model 5 Ukuran Prediksi 300x200	34
Tabel 4. 26 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 5 Ukuran Prediksi 300x200	35
Tabel 4. 27 Keterangan Prediksi Pada Model 6.....	35
Tabel 4. 28 Mean Squared Error Pada Model 6 Ukuran Prediksi 300x200	36
Tabel 4. 29 Mean Squared Error Pada Model 6 Ukuran Prediksi 350x250	36
Tabel 4. 30 Structural Similarity Index Measure Pada Model 6 Ukuran Prediksi 300x200	36
Tabel 4. 31 Structural Similarity Index Measure Pada Model 6 Ukuran Prediksi 350x250	37
Tabel 4. 32 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 6 Ukuran Prediksi 300x200	37
Tabel 4. 33 Peak Signal Noise Ratio Pada Model 6 Ukuran Prediksi 350x250	37
Tabel 4. 34 Hasil Rekapan Evaluasi Perbandingan Seluruh Model Percobaan dengan Low-Light Convolutional Neural Network	39
Tabel 4. 35 Hasil Prediksi Peningkatan Kualitas Citra Medis Jantung Janin dengan Model Terbaik.....	77
Tabel 4. 36 Mean Squared Error Pada Hasil Prediksi Retinex-Net.....	78
Tabel 4. 37 Structural Similarity Index Measure Pada Hasil Prediksi Retinex-Net	79
Tabel 4. 38 Peak Signal Noise Ratio Pada Hasil Prediksi Retinex-Net	79
Tabel 4. 39 Hasil Prediksi Peningkatan Kualitas Citra Medis Jantung Janin dengan Metode Retinex-Net	80
Tabel 4. 40 Mean Squared Error Pada Hasil Prediksi Low Light-Net	81
Tabel 4. 41 Structural Similarity Index Measure Pada Hasil Prediksi Low Light-Net....	82
Tabel 4. 42 Peak Signal Noise Ratio Pada Hasil Prediksi Low Light-Net.....	82
Tabel 4. 43 Hasil Prediksi Peningkatan Kualitas Citra Medis Jantung Janin dengan Metode Low Light-Net	83
Tabel 4. 44 Hasil Perbandingan Evaluasi Seluruh Metode Pembanding dengan Metode Low-Light Convolutional Neural Network	85
Tabel 4. 45 Hasil Perbandingan Prediksi Seluruh Metode Pembanding dengan Metode Low-Light Convolutional Neural Network	87
Tabel 4. 46 Informasi Data Training Klasifikasi	89
Tabel 4. 47 Informasi Gambar Data Training Klasifikasi	90
Tabel 4. 48 Informasi Data Unseen Klasifikasi	91
Tabel 4. 49 Informasi Gambar Data Unseen Klasifikasi.....	91
Tabel 4. 50 Hasil Evaluasi Klasifikasi Kasus 1	92
Tabel 4. 51 Hasil Evaluasi Klasifikasi Kasus 2	93

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Permasalahan yang cukup sering dialami pada pemrosesan *Computer Vision* yaitu kurangnya kecerahan atau kontras pada suatu gambar. Karena citra gambar dengan kualitas tinggi diperlukan untuk pemrosesan *Computer Vision*. Maka dari itu perlunya proses peningkatan kualitas gambar [1].

Proses peningkatan kualitas gambar merupakan proses yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas dari gambar yang berkualitas rendah dengan cara melakukan improvisasi gambar yang berkualitas rendah agar mendapatkan kualitas gambar yang baik. Tujuan dalam melakukan proses peningkatan kualitas gambar yaitu agar memudahkan proses deteksi dari fitur pada suatu gambar [2]. Terkhususnya pada tingkat kecerahan gambar, terdapat perbedaan pada pencahayaan dan level intensitas pada setiap objek. Apabila tingkat kecerahan pada suatu gambar rendah, maka akan sulit mendeteksi fitur yang mana setiap objek menjadi saling memudar. Sehingga akan terjadi kekurangan informasi mengenai gambar tersebut, Maka apabila kontras dari suatu gambar baik, maka suatu gambar atau objek akan dapat ditafsirkan secara visual oleh manusia serta mesin [3].

Pada citra medis, biasanya cukup diperlukan melakukan proses peningkatan kualitas citra tersebut yang disebabkan pada citra medis terkhususnya citra medis yang berasal dari *Ultrasonography* (USG) memiliki kualitas citra yang kurang baik [4], sehingga citra medis cukup dibutuhkan peningkatan kualitas citra yang bertujuan untuk mendapatkan deteksi fitur yang akurat.

Maka dari itu dengan memanfaatkan teknologi *Deep Learning*, dikembangkanlah salah satu metode yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas suatu citra medis [5]. Metode yang akan digunakan dengan memanfaatkan teknologi *Deep Learning* ini yaitu *Low-Light Convolutional Neural Network*. Metode *Low-Light Convolutional Neural Network* tersebut dengan mengaplikasikan metode *Convolutional Neural Network* untuk meningkatkan citra medis yang memiliki kecerahan yang rendah [6].

Penelitian yang menggunakan metode ini sebelumnya, metode *Low-Light Convolutional Neural Network* sudah menunjukkan hasil yang baik. Namun untuk jenis gambar yang digunakan tersebut yaitu gambar umum yang tidak terkhusus ke suatu bidang [6].

Berdasarkan permasalahan yang sudah disampaikan sebelumnya, pada penelitian ini akan meningkatkan metode yang sudah ada dengan menggunakan data jantung janin (*fetal*) dengan menggunakan parameter tersendiri untuk melakukan peningkatan kualitas kecerahan citra jantung janin yang memiliki kecerahan yang minim atau *Low-Light Images* sehingga dapat membantu pemrosesan yang akan dilakukan selanjutnya sebelum citra jantung janin tersebut diproses seperti untuk dilakukan klasifikasi, interpretasi, segmentasi, ataupun objek deteksi agar dapat mudah diinterpretasi oleh mesin. Oleh karena itu pada penelitian ini akan membuat judul “Perbaikan Citra Jantung Janin Menggunakan Metode *Low-Light Convolutional Neural Network (LLCNN)*”.

1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana merancang algoritma *Low-Light Convolutional Neural Network* untuk sistem peningkatan kualitas citra medis, sehingga memiliki tingkat kecerahan yang lebih baik pada suatu citra jantung janin dan dapat diinterpretasi dengan akurat. Serta melakukan evaluasi kinerja model yang diusulkan sehingga mendapatkan hasil sesuai yang diharapkan.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian tugas akhir, yaitu :

1. Merancang algoritma *Low-Light Convolutional Neural Network* untuk meningkatkan kualitas kecerahan citra medis jantung janin.
2. Melakukan evaluasi kinerja hasil model yang dipilih.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penulisan tugas akhir ini, yaitu :

1. Dapat memecahkan masalah atas kurangnya kecerahan yang optimal pada suatu gambar jantung janin.

2. Sebagai bahan bacaan bagi orang-orang yang sedang melakukan penelitian tentang peningkatan kualitas suatu gambar jantung janin yang memiliki kecerahan yang kurang.

1.5 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah dari tugas akhir ini, yaitu :

1. Penelitian dilakukan mencakup permasalahan *Contrast Image Enhancement*.
2. Penelitian ini menggunakan data jantung janin atau *fetal*.
3. Penelitian ini hanya sebatas simluasi program dengan bahasa pemrograman *Python* untuk melakukan pemrosesan dengan menggunakan metode *Low-Light Convolutional Neural Network*.
4. *Output* yang dihasilkan dari penelitian ini hanya berupa nilai akurasi yang digunakan sebagai tolak ukur untuk melihat tingkat kecerahan yang sesuai dengan label yang digunakan.

1.6 Sistematika Penulisan

Tugas akhir yang dibuat akan menerapkan susunan penulisan. Susunan tersebut digunakan agar penulisan lebih terstruktur. Adapun susunan penulisan yang digunakan antara lain:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini merupakan penjelasan awal dari penelitian, dimana pembaca dapat mengkapat informasi latar belakang, tujuan, rumusan masalah dan sistematika penulisan

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini penulis akan mengumpulkan dari berbagai sumber untuk dijadikan sebagai referensi penelitian. Penulis mencari banyak informasi dan sumber untuk menyelesaikan persoalan yang dihadapi selama penelitian berlangsung.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini, penulis akan menjelaskan proses penelitian yang dimulai dari persiapan data sampai ke tahap analisa dan kesimpulan.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

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

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini, penulis akan menarik kesimpulan dari hasil penelitian yang diperolah dan memberikan saran dari hasil penelitian yang telah dilewati.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Li, J. Guo, F. Porikli, and Y. Pang, “LightenNet: A Convolutional Neural Network for weakly illuminated image enhancement,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 104, pp. 15–22, 2018, doi: 10.1016/j.patrec.2018.01.010.
- [2] V. Saxena, D. Goel, and T. K. Rawat, “Automatic image enhancement using evolutionary optimization algorithms,” 2018 3rd IEEE Int. Conf. Recent Trends Electron. Inf. Commun. Technol. RTEICT 2018 - Proc., pp. 959–964, 2018, doi: 10.1109/RTEICT42901.2018.9012117.
- [3] J. A. Ojo, I. D. Solomon, and S. A. Adeniran, “Contrast enhancement algorithm for colour images,” *Proc. 2015 Sci. Inf. Conf. SAI 2015*, no. V, pp. 555–559, 2015, doi: 10.1109/SAI.2015.7237197.
- [4] S. Nasrin, M. Z. Alom, R. Burada, T. M. Taha, and V. K. Asari, “Medical Image Denoising with Recurrent Residual U-Net (R2U-Net) base Auto-Encoder,” *Proc. IEEE Natl. Aerosp. Electron. Conf. NAECON*, vol. 2019-July, pp. 345–350, 2019, doi: 10.1109/NAECON46414.2019.9057834.
- [5] G. Li, Y. Yang, X. Qu, D. Cao, and K. Li, “A deep learning based image enhancement approach for autonomous driving at night,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 213, p. 106617, 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2020.106617.
- [6] L. Tao, C. Zhu, G. Xiang, Y. Li, H. Jia, and X. Xie, “LLCNN: A convolutional neural network for low-light image enhancement,” 2017 IEEE Vis. Commun. Image Process. VCIP 2017, vol. 2018-Janua, no. 2013, pp. 1–4, 2018, doi: 10.1109/VCIP.2017.8305143.
- [7] Daniela Fodor, Radu Badea, Laura Poanta, Dan Lucian Dumitrașcu, Anca Dana Buzoianu, and Petru-Adrian Mircea, “The use of ultrasonography in learning clinical examination– a pilot study involving third year medical students,” *Med. Ultrason.*, vol. 14, no. 3, pp. 177–181, 2012.
- [8] F. Lizzi, L. Katz, L. St. Louis, and D. J. Coleman, “Applications of spectral analysis in medical ultrasonography,” *Ultrasonics*, vol. 14, no. 2, pp. 77–80, 1976, doi: 10.1016/0041-624X(76)90103-7.

- [9] P. A. Mircea, R. Badea, D. Fodor, and A. D. Buzoianu, “Using ultrasonography as a teaching support tool in undergraduate medical education - time to reach a decision,” *Med. Ultrason.*, vol. 14, no. 3, pp. 211–216, 2012.
- [10] T. Qiu, C. Wen, K. Xie, F. Q. Wen, G. Q. Sheng, and X. G. Tang, “Efficient medical image enhancement based on CNN-FBB model,” *IET Image Process.*, vol. 13, no. 10, pp. 1736–1744, 2019, doi: 10.1049/iet-ipr.2018.6380.
- [11] Y. Yang, Z. Su, and L. Sun, “Medical image enhancement algorithm based on wavelet transform,” *Electron. Lett.*, vol. 46, no. 2, pp. 120–121, 2010, doi: 10.1049/el.2010.2063.
- [12] L. Shen, Z. Yue, F. Feng, Q. Chen, S. Liu, and J. Ma, “MSR-net:Low-light Image Enhancement Using Deep Convolutional Network,” 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1711.02488>.
- [13] T. Vu, C. V. Nguyen, T. X. Pham, T. M. Luu, and C. D. Yoo, “Fast and efficient image quality enhancement via desubpixel convolutional neural networks,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 11133 LNCS, pp. 243–259, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-11021-5_16.
- [14] M. A. Al Wadud, M. H. Kabir, M. A. A. Dewan, and O. Chae, “A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement,” *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 53, no. 2, pp. 593–600, 2007, doi: 10.1109/TCE.2007.381734.
- [15] J. S. Yoo, J. H. Choi, K. S. Choi, D. Y. Lee, H. Y. Kim, and J. O. Kim, “Fast search of a similar patch for self-similarity based image super resolution,” *IEICE Trans. Inf. Syst.*, vol. E99D, no. 8, pp. 2194–2198, 2016, doi: 10.1587/transinf.2016EDL8049.
- [16] Y. Mintz and R. Brodie, “Introduction to artificial intelligence in medicine,” *Minim. Invasive Ther. Allied Technol.*, vol. 28, no. 2, pp. 73–81, 2019, doi: 10.1080/13645706.2019.1575882.
- [17] A. R. Podgorsak et al., “Automatic radiomic feature extraction using deep learning for angiographic parametric imaging of intracranial aneurysms,” *J. Neurointerv. Surg.*, vol. 12, no. 4, pp. 417–421, 2020, doi: 10.1136/neurintsurg-2019-015214.

- [18] B. Kumar, O. Dikshit, A. Gupta, and M. K. Singh, “Feature extraction for hyperspectral image classification: a review,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 41, no. 16, pp. 6248–6287, 2020, doi: 10.1080/01431161.2020.1736732.
- [19] W. Wang and Y. Yang, “Development of convolutional neural network and its application in image classification: a survey,” *Opt. Eng.*, vol. 58, no. 04, p. 1, 2019, doi: 10.1117/1.o.58.4.040901.
- [20] Y. Liu, H. Pu, and D. W. Sun, “Efficient extraction of deep image features using convolutional neural network (CNN) for applications in detecting and analysing complex food matrices,” *Trends Food Sci. Technol.*, vol. 113, no. May, pp. 193–204, 2021, doi: 10.1016/j.tifs.2021.04.042.
- [21] Y. E. Yoon, S. Kim, and H.-J. Chang, “Artificial Intelligence and Echocardiography,” *J. Cardiovasc. Imaging*, vol. 29, no. 3, p. 193, 2021, doi: 10.4250/jcv.2021.0039.
- [22] Q. Zhang, M. Zhang, T. Chen, Z. Sun, Y. Ma, and B. Yu, “Recent advances in convolutional neural network acceleration,” *Neurocomputing*, vol. 323, pp. 37–51, 2019, doi: 10.1016/j.neucom.2018.09.038.
- [23] R. J. Erb, “Introduction to Backpropagation Neural Network Computation,” *Pharmaceutical Research: An Official Journal of the American Association of Pharmaceutical Scientists*, vol. 10, no. 2, pp. 165–170, 1993, doi: 10.1023/A:1018966222807.
- [24] J. Li, J. Cheng, J. Shi, and F. Huang, “Brief Introduction of Back Propagation (BP) Neural Description of BP Algorithm in Mathematics,” *Adv. Comput. Sci. Inf. Eng.*, vol. 2, pp. 553–558, 2012.
- [25] J. Kolbusz, P. Rozycki, and B. M. Wilamowski, “The study of architecture MLP with linear neurons in order to eliminate the ‘vanishing gradient’ problem,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 10245 LNAI, no. 2013, pp. 97–106, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-59063-9_9.
- [26] M. Roodschild, J. Gotay Sardiñas, and A. Will, “A new approach for the vanishing gradient problem on sigmoid activation,” *Prog. Artif. Intell.*, vol. 9, no. 4, pp. 351–360, 2020, doi: 10.1007/s13748-020-00218-y.

- [27] V. Sangeetha and K. J. R. Prasad, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” Indian J. Chem. - Sect. B Org. Med. Chem., vol. 45, no. 8, pp. 1951–1954, 2006, doi: 10.1002/chin.200650130.
- [28] A. Scenes, “WEAKLY LABELED SEMI-SUPERVISED SOUND EVENT DETECTION USING CRNN WITH INCEPTION MODULE Wootaeck Lim , Sangwon Suh , Youngho Jeong Electronics and Telecommunications Research Institute,” no. November, 2018.
- [29] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, “Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision,” Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., vol. 2016-Decem, pp. 2818–2826, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.308.
- [30] G. Zeng, Y. He, Z. Yu, X. Yang, R. Yang, and L. Zhang, “Going Deeper with Convolutions,” J. Chem. Technol. Biotechnol., vol. 91, no. 8, pp. 2322–2330, 2016, doi: 10.1002/jctb.4820.
- [31] S. AGandhi and C.V.Kulkarni, “MSE Vs SSIM,” Int. J. Sci. Eng. Res., vol. 4, no. 7, pp. 930–934, 2013, [Online]. Available: <http://www.ijser.org>.
- [32] Z. Wang and A. C. Bovik, “Mean squared error: Lot it or leave it? A new look at signal fidelity measures,” IEEE Signal Process. Mag., vol. 26, no. 1, pp. 98–117, 2009, doi: 10.1109/MSP.2008.930649.
- [33] U. Sara, M. Akter, and M. S. Uddin, “Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study,” J. Comput. Commun., vol. 07, no. 03, pp. 8–18, 2019, doi: 10.4236/jcc.2019.73002.
- [34] A. Horé and D. Ziou, “Image quality metrics: PSNR vs. SSIM,” Proc. - Int. Conf. Pattern Recognit., pp. 2366–2369, 2010, doi: 10.1109/ICPR.2010.579.
- [35] P. Ndajah, H. Kikuchi, M. Yukawa, H. Watanabe, and S. Muramatsu, “SSIM image quality metric for denoised images,” Int. Conf. Vis. Imaging Simul. - Proc., pp. 53–57, 2010.
- [36] A. O. Daoud, A. A. Tsehayae, and A. R. Fayek, “Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity,” Can. J. Civ. Eng., vol. 44, no. 4, pp. 253–263, 2017, doi: 10.1139/cjce-2016-0381.

- [37] Q. Huynh-Thu and M. Ghanbari, “The accuracy of PSNR in predicting video quality for different video scenes and frame rates,” *Telecommun. Syst.*, vol. 49, no. 1, pp. 35–48, 2012, doi: 10.1007/s11235-010-9351-x.