

**IMPLEMENTASI *DISCRETE FOURIER TRANSFORM* DAN
ARSITEKTUR WAVENET – LONG SHORT-TERM
MEMORY PADA KLASIFIKASI *BEAT* SINYAL
ELEKTROKARDIOGRAM**

SKRIPSI

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar

Sarjana Matematika

Oleh:

TRI FEBRIANI PUTRI

08011382126095



JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS SRIWIJAYA

2025

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI *DISCRETE FOURIER TRANSFORM* DAN
ARSITEKTUR *WAVENET – LONG SHORT-TERM*
MEMORY PADA KLASIFIKASI *BEAT* SINYAL
ELEKTROKARDIOGRAM**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Matematika**

Oleh:

TRI FEBRIANI PUTRI

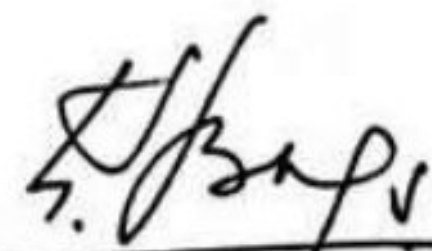
NIM. 08011382126095

Pembimbing Kedua



Drs. Ali Amran, M.T
NIP. 196612131994021001

**Indralaya, 18 Maret 2025
Pembimbing Utama**



Dr. Bambang Suprihatin, M.Si
NIP. 197101261994121001

Mengetahui,

Ketua Jurusan Matematika



Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si
NIP. 197303212000122001

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Tri Febriani Putri
NIM : 08011382126095
Jurusan : Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain. Semua informasi yang dimuat dalam skripsi ini berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 20 Maret 2025
Penulis



Tri Febriani Putri
NIM. 08011382126095

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang MahaKuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Orang tuaku yang sangat kucinta,

Kakak-kakakku tersayang,

Adikku tersayang,

Keluarga Besarku,

Semua Guru dan Dosenku,

Teman baik yang Kubanggakan,

Almamaterku

Motto

“Ad Maiora Natus Sum”

- Tri Febriani Putri -

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul “Implementasi *Discrete Fourier Transform* dan Arsitektur *WaveNet – Long Short-Term Memory* Pada Klasifikasi *Beat* Sinyal Elektrokardiogram”. Skripsi ini ditulis sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Matematika studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak mungkin terselesaikan tanpa adanya semangat, dukungan, bantuan, bimbingan dan nasihat yang diberikan berbagai pihak selama proses penyusunan ini berlangsung. Teristimewa, penulis mengucapkan terima kasih yang tidak terhingga kepada kedua orang tua tercinta, Almarhum Ayahanda **Perri** dan Ibunda **Misroyani**. Terima kasih atas setiap tetes keringat, setiap langkah pengorbanan, dan kerja keras yang telah Ayah dan Ibu lakukan demi memberikan yang terbaik bagi penulis. Semoga segala kebaikan yang telah Ayah dan Ibu berikan menjadi amal yang tak terputus di sisi-Nya. Terima kasih juga, penulis ucapkan kepada Kakak-kakak dan Adik penulis tersayang, **Shafta Adynata, Rezza Aryansyah, dan Daisha Angesti Damayanti** yang selalu memberikan semangat dan doa terbaik untuk penulis. Dukungan kalian menjadi kekuatan dalam setiap langkah perjalanan ini. Penulis juga ingin menyampaikan ucapan terima kasih sebesar-besarnya dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak **Prof. Hermansyah, S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si** selaku Ketua Jurusan Matematika dan Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si** selaku

Sekretaris Jurusan Matematika yang telah membimbing dan mengarahkan dalam urusan akademik selama menempuh perkuliahan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.

2. Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** selaku Dosen Pembimbing Akademik dan Dosen Pembimbing Pertama serta **Bapak Drs. Ali Amran, M.T** selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan dan didikan yang berharga selama pembuatan skripsi dan perkuliahan. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** dan Ibu **Irmeilyana, S.Si., M.Si** selaku dosen pembahas yang telah bersedia meluangkan waktunya dalam memberikan masukan, saran, serta arahan yang sangat berguna untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini. Bimbingan yang diberikan menjadi motivasi bagi penulis untuk terus belajar dan mengembangkan diri.
3. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Bapak **Irwansyah** dan Ibu **Hamidah** selaku staf administrasi di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya atas bantuan dan dukungan yang diberikan kepada penulis selama masa perkuliahan.
4. **Kakak-kakak tingkat dan adik tingkat bidang minat komputasi** yang telah membagikan ilmu dan membantu selama proses pembuatan skripsi, **teman-teman bidang minat komputasi angkatan 2021** yang telah berjuang bersama, memberikan bantuan, dan semangat, serta **teman-teman**

Matematika angkatan 2021 yang telah menemani masa perkuliahan penulis. Teman seperjuangan tersayang, **Riska, Della, Nabilah, Aldi, Liza, Yuni, Fatur** dan **Gara** yang selalu memberikan dukungan, semangat, dan kebersamaan yang berarti sepanjang perjalanan ini. Terima kasih atas segala canda, tawa, serta doa yang tak pernah putus. Partner **Tim Sinyal, Citra** dan **Annisa** yang telah berjuang bersama selama proses pembuatan skripsi ini.

5. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini hanya ucapan terima kasih yang dapat penulis berikan.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/i Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang membutuhkan.

Indralaya, Maret 2025

Penulis

**IMPLEMENTATION OF DISCRETE FOURIER TRANSFORM
AND WAVENET – LONG SHORT-TERM MEMORY
ARCHITECTURE ON BEAT CLASSIFICATION OF
ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL**

By:
Tri Febriani Putri
08011382126095

ABSTRACT

In electrocardiogram (ECG) signal recordings, heartbeat rhythms can be normal and abnormal. One way to identify heart abnormalities in ECG signals is by classifying heartbeats into five classes, namely non ectopic beat (N), supraventricular ectopic beat (S), ventricular ectopic beat (V), fusion beat (F), and unknown beat (Q). This study uses a combination of WaveNet architecture and Long Short-Term Memory (LSTM) for ECG signal classification, with the preprocessing stage using the Discrete Fourier Transform (DFT) method. The DFT method obtained an average SNR value of 25.21 dB which falls into the good category. This shows that the signal produced is good with low noise. Evaluation of model performance is done by measuring accuracy, sensitivity, specificity, precision, and F1-score. The accuracy value obtained is 99.60%, indicating that the model is able to classify the ECG signal into each class very well. Precision obtained 99.134% indicates that the model has a good level of accuracy in predicting arrhythmia disease for each class, so there are only a few classification errors. Sensitivity was 99.124%, indicating the model's good ability to recognize data belonging to the five classes. Specificity obtained 99.78% indicates that the model can recognize data that is not part of the five classes. F1-score obtained 99.134% indicates a balance between precision and sensitivity. Based on the evaluation results, the model shows excellent performance in recognizing class F compared to classes N, Q, S, and V with a sensitivity value of 100%. The values obtained in classes N, Q, S, and V are still below class F, but the results obtained are very good because the sensitivity values for classes S, V, and Q are more than 90%. Overall, the proposed model has shown excellent performance.

Keywords: *Signal denoising, Discrete Fourier Transform, ECG Signal Classification WaveNet, LSTM*

**IMPLEMENTASI *DISCRETE FOURIER TRANSFORM* DAN
ARSITEKTUR *WAVENET – LONG SHORT-TERM
MEMORY* PADA KLASIFIKASI BEAT SINYAL
ELEKTROKARDIOGRAM**

By:
Tri Febriani Putri
08011382126095

ABSTRAK

Pada rekaman sinyal elektrokardiogram (EKG), irama detak jantung dapat bersifat normal dan abnormal. Salah satu cara untuk mengidentifikasi kelainan jantung pada sinyal EKG, yaitu dengan cara melakukan klasifikasi detak jantung ke dalam lima kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan *unknown beat* (Q). Penelitian ini menggunakan kombinasi arsitektur *WaveNet* dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk klasifikasi sinyal EKG, dengan tahap *preprocessing* menggunakan metode *Discrete Fourier Transform* (DFT). Metode DFT memperoleh rata-rata nilai SNR sebesar 25,21 dB yang termasuk dalam kategori baik. Hal ini menunjukkan bahwa sinyal yang dihasilkan sudah baik dengan *noise* yang rendah. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan mengukur akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-score*. Nilai akurasi diperoleh 99,60% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sinyal EKG ke dalam masing-masing kelas dengan sangat baik. Presisi diperoleh 99,134% menunjukkan model memiliki tingkat ketepatan yang baik dalam memprediksi penyakit aritmia untuk setiap kelas, sehingga hanya sedikit kesalahan klasifikasi. Sensitivitas diperoleh 99,124% menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mengenali data yang termasuk dalam lima kelas. Spesifisitas diperoleh 99,78% menunjukkan bahwa model dapat mengenali data yang bukan bagian dari lima kelas. *F1-score* diperoleh 99,134% menunjukkan keseimbangan antara presisi dan sensitivitas. Berdasarkan hasil evaluasi, model menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengenali kelas F dibandingkan kelas N, Q, S, dan V dengan nilai sensitivitas sebesar 100%. Nilai yang diperoleh pada kelas N, Q, S, dan V masih di bawah kelas F, tetapi hasil yang diperoleh sudah sangat baik karena nilai sensitivitas untuk kelas S, V, dan Q lebih dari 90%. Secara keseluruhan model yang diusulkan sudah menunjukkan kinerja yang sangat baik.

Kata Kunci: *Signal denoising, Discrete Fourier Transform, Klasifikasi Sinyal EKG WaveNet, LSTM*

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRACT.....	viii
ABSTRAK	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	6
1.3 Pembatasan Masalah	6
1.4 Tujuan	7
1.5 Manfaat	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1 Elektrokardiogram.....	8
2.2 <i>Preprocessing Data</i>	9
2.2.1 Segmentasi <i>Beat</i>	9
2.2.2 <i>Discrete Fourier Transform</i>	11
2.2.3 <i>Signal-to-Noise Ratio (SNR)</i>	11

2.3 <i>WaveNet</i>	13
2.3.1 <i>Causal Convolution</i>	13
2.3.2 <i>Dilated Convolutions</i>	14
2.3.3 <i>Gated Activation Unit</i>	14
2.3.4 Konvolusi 1×1	15
2.3.5 <i>Residual Blocks</i>	16
2.3.6 Fungsi Aktivasi <i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	16
2.4 <i>Long-Short Term Memory</i>	16
2.5 <i>Fully Connected Layer</i>	20
2.6 <i>Loss Function: Categorical Cross-Entropy</i>	21
2.7 <i>Optimization Function: Adaptive Momen Estimation (Adam)</i>	21
2.9 <i>Confusion Matrix</i>	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	26
3.1 Tempat	26
3.2 Waktu	26
3.3 Alat.....	26
3.4 Metode Penelitian.....	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	32
4.1 Deskripsi Data	32
4.2 <i>Preprocessing Data</i>	33
4.2.1 <i>Segmentasi Beat</i>	33
4.4.2 <i>Discrete Fourier Transform (DFT)</i>	36
4.2.3 <i>Signal-to-Noise Ratio (SNR)</i>	40

4.3	Arsitektur <i>WaveNet</i> -LSTM	42
4.4	Operasi Manual pada <i>WaveNet</i> dan LSTM.....	43
4.5	Hasil	66
4.5.1	Hasil Implementasi <i>Discrete Fourier Transform</i> (DFT)	66
4.5.2	Hasil Implementasi Arsitektur <i>WaveNet</i> -LSTM.....	68
4.5.2.1	<i>Training</i>	68
4.5.2.2	<i>Testing</i>	71
4.5.2.3	Evaluasi	75
4.6	Pembahasan dan Interpretasi Hasil	86
4.6.1	Perbaikan Kualitas Sinyal	86
4.6.2	Arsitektur <i>WaveNet</i> -LSTM	87
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		89
5.1	Kesimpulan	89
5.2	Saran.....	90
DAFTAR PUSTAKA		91

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	<i>Confusion Matrix</i> pada Klasifikasi Penyakit Aritmia.....	23
Tabel 2.2	Kategori Nilai Evaluasi Kinerja Model	24
Tabel 4.1	Data Sampel pada MIT-BIH <i>Arrhythmia Database</i>	32
Tabel 4.2	Titik R Pasien Kode 100 dan 101	33
Tabel 4.3	Contoh Hasil Segmentasi <i>Beat Satu Beat</i> Pasien Kode 100	35
Tabel 4.4	Titik Mulai dan Titik Akhir Sampel Sinyal Pasien Kode 100	35
Tabel 4.5	Jumlah <i>Beat</i> Seluruh Pasien.....	35
Tabel 4.6	Jumlah <i>Beat</i> Sinyal Per Kelas	36
Tabel 4.7	<i>One Hot Encoding</i>	36
Tabel 4.8	Hasil SNR Metode DFT Pada MIT-BIH <i>Arrhythmia Database</i> ...	67
Tabel 4.9	<i>Confusion Matrix</i> pada MIT-BIH <i>Arrhythmia Database</i>	72
Tabel 4.10	Hasil Evaluasi Kinerja Model	85
Tabel 4.11	Perbandingan Hasil Evaluasi DFT dengan Penelitian Lain	86
Tabel 4.12	Perbandingan Hasil Evaluasi Kinerja dengan Penelitian Lain.....	87

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Grafik Sinyal EKG	8
Gambar 2.2 Contoh Segmentasi <i>Beat</i> Sinyal EKG.....	10
Gambar 2.3 Arsitektur <i>WaveNet</i>	13
Gambar 2.4 Arsitektur LSTM.....	17
Gambar 4.1 Sampel Sinyal Hasil Segmentasi <i>Beat</i> ke-1 Pasien Kode 100 (a) Nilai Amplitudo dan Titik Sinyal Indeks 280-350 (b) Nilai Amplitudo dan Titik Sinyal Pada Garis Merah.....	37
Gambar 4.2 Sampel Sinyal Hasil Segmentasi <i>Beat</i> ke-1 Pasien Kode 100 (a) Sebelum dan (b) Sesudah di Terapkn <i>Discrete Fourier Transform</i>	39
Gambar 4.3 Sampel Sinyal Hasil Segmentasi <i>Beat</i> ke-1 Pasien Kode 100 Sesudah di Terapkan <i>Discrete Fourier Transform</i> (a) Nilai Amplitudo dan Titik Sinyal Indeks 280-350 (b) Nilai Amplitudo dan Titik Sinyal Pada Garis Merah	40
Gambar 4.4 Arsitektur <i>WaveNet-LSTM</i>	42
Gambar 4.5 Ilustrasi <i>Fully Connected Layer</i>	60
Gambar 4.6 <i>Training</i> Model Arsitektur <i>WaveNet-LSTM</i>	69
Gambar 4.7 Grafik Akurasi Proses <i>Training</i>	70
Gambar 4.8 Grafik <i>Loss</i> Proses <i>Training</i>	71
Gambar 4.9 Grafik Hasil Evaluasi Kinerja Model	85

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Aritmia terjadi akibat gangguan impuls listrik pada jantung sehingga menyebabkan detak jantung lebih cepat, lebih lambat atau tidak teratur (Lukman *et al.*, 2022). Detak jantung yang bersifat normal dan abnormal dapat terlihat pada rekaman sinyal elektrokardiogram (EKG). Sinyal EKG direkam untuk menganalisa irama detak jantung secara menyeluruh (Malghan & Hota, 2020). Pada rekaman sinyal EKG, hasil pencatatan aktivitas listrik pada jantung ditampilkan dalam bentuk grafik (Pandey, 2023). Salah satu cara untuk mengidentifikasi kelainan pada irama detak jantung adalah dengan mengklasifikasi sinyal EKG ke dalam lima kelas, yang mencakup kategori normal dan abnormal. Pada kategori normal terdiri dari satu kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), sedangkan kategori abnormal terdiri dari empat kelas, yaitu *supraventricular ectopic beat* (S), *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan *unknown beat* (Q).

Klasifikasi dilakukan dengan cara mengelompokkan data ke dalam kelas yang telah ditentukan berdasarkan karakteristik yang sama (Bock *et al.*, 2021). Kinerja klasifikasi akan menurun jika terdapat *noise* pada rekaman sinyal EKG (Chegini *et al.*, 2020). *Noise* disebabkan oleh gangguan pada aktivitas listrik yang tidak diinginkan, seperti gangguan dari peralatan medis atau gerakan tubuh pasien (Mejhoudi *et al.*, 2021). Untuk meningkatkan kualitas sinyal EKG, *noise* dapat dihilangkan melalui *preprocessing* berupa *signal denoising* (Talbi, 2021). Metode yang dapat digunakan dalam *signal denoising* adalah *Discrete Fourier Transform* (DFT).

DFT digunakan untuk mengubah sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi (Ramadhyagita *et al.*, 2022). Dalam pengolahan sinyal EKG, DFT dapat mengidentifikasi karakteristik sinyal yang tersembunyi dalam bentuk waktu dan menganalisisnya dalam bentuk frekuensi agar lebih terlihat (Hidayaturrohman *et al.*, 2020). Kualitas sinyal pada metode DFT diukur berdasarkan nilai *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). SNR digunakan untuk mengukur kualitas suatu sinyal dibandingkan dengan tingkat gangguan (*noise*) yang ada dalam sinyal tersebut (Rifai *et al.*, 2024).

Ibte haz *et al.*, (2019) menerapkan DFT untuk menghilangkan *noise* pada sinyal EKG dengan hasil SNR sebesar 25,25 dB. Sonmezocak *et al.*, (2023) menerapkan DFT untuk menghilangkan *noise* pada sinyal EKG dengan hasil SNR sebesar 20 dB. Jannah *et al.*, (2021) menerapkan DFT untuk menghilangkan *noise* pada sinyal EKG dengan hasil SNR sebesar 24 dB. Hasil ini menunjukkan bahwa DFT dapat digunakan sebagai tahap *preprocessing* untuk menghilangkan *noise* pada sinyal EKG sebelum dilakukan klasifikasi. Kualitas sinyal yang baik sangat penting dalam proses klasifikasi, karena *noise* yang terdapat pada sinyal dapat menyebabkan kesulitan dalam membedakan irama detak jantung normal dan abnormal. Setelah proses *denoising* dilakukan, salah satu metode *deep learning* yang dapat digunakan untuk klasifikasi sinyal EKG adalah *WaveNet*.

Arsitektur *WaveNet* merupakan arsitektur *deep learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan untuk memproses data sekuensial, seperti sinyal EKG. Berbeda dengan CNN konvensional yang banyak digunakan untuk pemrosesan gambar, *WaveNet* dirancang untuk memprediksi satu data dalam

rekaman sinyal EKG berdasarkan data sebelumnya. Arsitektur ini terdiri dari lapisan *causal convolution* dan *dilated convolutions*. Lapisan *causal convolution* memastikan bahwa setiap *output* hanya bergantung pada data sebelumnya, sehingga model tidak menggunakan informasi dari masa depan (Hartono & Purnomo, 2023). Sementara itu, lapisan *dilated convolution* digunakan untuk memperluas *receptive field* tanpa meningkatkan jumlah parameter, sehingga model dapat menangkap pola dalam sinyal EKG (Wu *et al.*, 2021). *Receptive field* adalah ukuran yang menentukan seberapa banyak data yang dapat digunakan untuk membuat prediksi data selanjutnya.

Qu *et al.*, (2020) menerapkan arsitektur *WaveNet* untuk mengklasifikasi sinyal EKG menggunakan *dataset* aritmia. Penelitian ini melakukan klasifikasi lima kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), dan *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan *unknown beat* (Q) dengan nilai akurasi sebesar 96,8% tetapi penelitian ini tidak mengukur nilai kinerja lain. Meng *et al.*, (2022) menggunakan arsitektur *WaveNet* untuk mengklasifikasi sinyal EKG menggunakan *dataset* aritmia. Penelitian ini melakukan klasifikasi lima kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan *unknown beat* (Q) dengan nilai akurasi sebesar 96,8% tetapi penelitian ini tidak mengukur nilai kinerja lain.

Meskipun *WaveNet* memiliki keunggulan dalam menangkap pola dari data yang panjang melalui *dilated convolution*, arsitektur ini masih memiliki keterbatasan dalam menangani data yang panjang. Untuk memperbesar *receptive field*, diperlukan banyak lapisan *dilated convolution*. Namun, jika pola yang penting

berada terlalu jauh, maka model dapat kehilangan informasi. Untuk mengatasi keterbatasan ini, metode *deep learning* yang dapat digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM).

LSTM adalah arsitektur yang dirancang untuk mengatasi masalah data yang memiliki ketergantungan data yang panjang (Van Houdt *et al.*, 2020). LSTM memiliki *gated mechanisms* yang terdiri dari tiga *gate* utama, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* (Zhou *et al.*, 2023). *Forget gate* berguna untuk menghapus informasi yang tidak lagi relevan, sehingga model hanya menyimpan data yang diperlukan untuk prediksi data selanjutnya. Hal ini sangat penting dalam data yang panjang, karena tidak semua informasi dari awal urutan harus dipertahankan. *Input gate* berguna untuk menentukan informasi baru yang akan disimpan dalam sel memori. *Output gate* berguna untuk mengatur bagian dari informasi dalam sel memori yang akan diteruskan ke tahap selanjutnya (Moradi *et al.*, 2021). Ketiga *gate* tersebut bekerja sama untuk menyaring, menyimpan, dan mengambil kembali informasi penting dari data yang panjang tanpa mengalami kehilangan informasi atau kesulitan dalam menangkap pola jauh di masa lalu. Kelebihan LSTM adalah strukturnya memiliki *gate* yang berguna untuk mempelajari beberapa data yang panjang, serta membuang beberapa informasi yang tidak penting (Zhou *et al.*, 2023).

Çınar & Tuncer, (2021) menggunakan arsitektur LSTM untuk mengklasifikasi sinyal EKG menggunakan *dataset* aritmia. Penelitian ini melakukan klasifikasi tiga kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), dan *ventricular ectopic beat* (V) dengan nilai akurasi sebesar 93,78%, presisi sebesar 90,33%,

sensitivitas sebesar 90,6%, dan *F1-score* sebesar 90,66%. Han *et al.*, (2020) menggunakan arsitektur CNN-LSTM untuk mengklasifikasi sinyal EKG menggunakan *dataset* aritmia. Penelitian ini melakukan klasifikasi lima kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), dan *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan *unknown beat* (Q) dengan nilai akurasi sebesar 92,03%, presisi sebesar 90,98%, dan sensitivitas sebesar 86,15%. Abdullah & Al-Ani, (2020) menggunakan CNN-LSTM untuk mengklasifikasi sinyal EKG menggunakan *dataset* aritmia. Penelitian ini melakukan klasifikasi tiga kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), dan *ventricular ectopic beat* (V) dengan nilai akurasi sebesar 98,66%, tetapi penelitian ini tidak mengukur nilai kinerja lain.

Pada penelitian ini akan menerapkan tahap perbaikan kualitas sinyal menggunakan *Discrete Fourier Transform* (DFT). DFT digunakan untuk menghilangkan *noise* pada rekaman sinyal EKG. Keberhasilan metode DFT akan diukur berdasarkan nilai *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). Penelitian ini juga mengkombinasikan arsitektur *WaveNet-LSTM* pada tahap klasifikasi *beat* sinyal EKG untuk *dataset* aritmia. Arsitektur *WaveNet* digunakan untuk menangkap pola jangka panjang dalam rekaman sinyal EKG, sedangkan arsitektur LSTM digunakan untuk mempertahankan informasi penting dan melupakan informasi yang tidak penting. Klasifikasi *beat* sinyal EKG dibagi menjadi lima kelas yang mencakup kategori normal dan abnormal. Pada kategori normal terdiri dari satu kelas, yaitu *non ectopic beat* (N), sedangkan kategori abnormal terdiri dari empat kelas, yaitu *supraventricular ectopic beat* (S), *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan

unknown beat (Q). Keberhasilan kombinasi arsitektur *WaveNet-LSTM* akan diukur kinerjanya berdasarkan hasil akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-score* untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi penyakit aritmia.

1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana implementasi metode DFT untuk menghilangkan *noise* pada data sinyal EKG yang diukur berdasarkan nilai SNR.
2. Bagaimana implementasi arsitektur *WaveNet-LSTM* pada klasifikasi *beat* sinyal EKG dalam lima kelas yang diukur berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-score*.

1.3 Pembatasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Modifikasi arsitektur yang diusulkan hanya berfokus pada klasifikasi *beat* sinyal EKG dalam lima kelas pada *dataset MIT-BIH Arrhythmia Database*, yaitu *non ectopic beat* (N), *supraventricular ectopic beat* (S), *ventricular ectopic beat* (V), *fusion beat* (F), dan *unknown beat* (Q).
2. Ukuran evaluasi kinerja pada tahap perbaikan kualitas sinyal EKG menggunakan SNR dan ukuran evaluasi kinerja pada tahap klasifikasi menggunakan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-score*.

1.4 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan metode DFT untuk menghilangkan *noise* pada data sinyal EKG. Keberhasilan metode akan diukur berdasarkan nilai SNR.
2. Mengimplementasikan arsitektur *WaveNet-LSTM* pada klasifikasi *beat* sinyal EKG dalam lima kelas. Keberhasilan model akan diukur berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-score*.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Memperoleh model yang dapat mengklasifikasikan penyakit aritmia ke dalam lima kelas, sehingga dapat membantu para ahli dalam melakukan klasifikasi secara otomatis menggunakan arsitektur *WaveNet-LSTM*.
2. Dapat digunakan sebagai referensi penelitian terkait *signal denoising* dan klasifikasi *beat* sinyal EKG.

Daftar Pustaka

- Abdullah, L. A., & Al-Ani, M. S. (2020). CNN-LSTM based model for ECG arrhythmias and myocardial infarction classification. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems*, 5(5), 601–606. <https://doi.org/10.25046/AJ050573>
- Basha, S. H. S., Dubey, S. R., Pulabaigari, V., & Mukherjee, S. (2020). Impact of fully connected layers on performance of convolutional neural networks for image classification. *Neurocomputing*, 378, 112–119. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.10.008>
- Bock, C., Kovacs, P., Laguna, P., Meier, J., & Huemer, M. (2021). Ecg beat representation and delineation by means of variable projection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 68(10), 2997–3008. <https://doi.org/10.1109/TBME.2021.3058781>
- Chatterjee, S., Thakur, R. S., Yadav, R. N., Gupta, L., & Raghuvanshi, D. K. (2020). Review of noise removal techniques in ECG signals. *IET Signal Processing*, 14(9), 569–590. <https://doi.org/10.1049/iet-spr.2020.0104>
- Chegini, S. N., Bagheri, A., & Najafi, F. (2020). Application of a new EWT-based denoising technique in bearing fault diagnosis. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 144, 275–297. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.05.049>
- Çınar, A., & Tuncer, S. A. (2021). Classification of normal sinus rhythm, abnormal arrhythmia and congestive heart failure ECG signals using LSTM and hybrid CNN-SVM deep neural networks. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 24(2), 203–214. <https://doi.org/10.1080/10255842.2020.1821192>
- Darmawahyuni, A., Nurmaini, S., Rachmatullah, M. N., Tutuko, B., Sapitri, A. I., Firdaus, F., Fansyuri, A., & Predyansyah, A. (2022). Deep learning-based electrocardiogram rhythm and beat features for heart abnormality classification. *PeerJ Computer Science*, 8. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.825>
- Dašić, L. (2021). *Forest covertype prediction based on cartographic parameters using neural network*.
- Desiani, A., Erwin, Maiyanti, S. I., Suprihatin, B., Rachmatullah, N., Fauza, A. N., & Ramayanti, I. (2022). R-Peak detection of beat segmentation and convolution neural network for arrhythmia classification. *Journal of Engineering Science and Technology*, 17(2), 1231–1246.
- Dorraki, M., Fouladzadeh, A., Allison, A., Davis, B. R., & Abbott, D. (2019). On moment of velocity for signal analysis. *Royal Society Open Science*, 6(3). <https://doi.org/10.1098/rsos.182001>

- Dünts, I., & Gediga, G. (2019). Confusion Matrices and Rough Set Data Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1229(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1229/1/012055>
- Elouaham, S., Dliou, A., Jenkal, W., Louzazni, M., Zougagh, H., & Dlimi, S. (2024). Empirical wavelet transform based ECG signal filtering method. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2024. <https://doi.org/10.1155/2024/9050909>
- Eminaga, Y., Coskun, A., & Kale, I. (2018). Hybrid IIR/FIR wavelet filter banks for ECG signal denoising. *2018 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference, BioCAS 2018 - Proceedings*, 0(3), 1–4. <https://doi.org/10.1109/BIOCAS.2018.8584717>
- Fauzi, D. N., Fuadah, R. Y. N., & Safitri, I. (2022). Klasifikasi supraventrikular arrhythmia berdasarkan Sinyal EKG menggunakan convolutional neural Network. *E-Proceeding of Engineering*, 8(6), 3255–3262.
- Feng, J., Si, Y., Zhang, Y., Sun, M., & Yang, W. (2024). *A high-performance anti-noise algorithm for arrhythmia recognition*.
- Gupta, V., & Mittal, M. (2020). Arrhythmia detection in ECG signal using fractional wavelet transform with principal component analysis. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B*, 101(5), 451–461. <https://doi.org/10.1007/s40031-020-00488-z>
- Han, S., Lee, W., Eom, H., Kim, J., & Park, C. (2020). Detection of arrhythmia using 1D convolution neural network with LSTM model. *IEIE Transactions on Smart Processing and Computing*, 9(4), 261–265. <https://doi.org/10.5573/IEIESPC.2020.9.4.261>
- Hartono, A. T. N., & Purnomo, H. D. (2023). Pengembangan stochastic gradient descent dengan penambahan variabel tetap. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 7(3), 359–367. <https://doi.org/10.35870/jtik.v7i3.840>
- Heydarian, M., & Doyle, T. E. (2022). *MLCM: Multi-Label Confusion Matrix*. 19083–19095.
- Hidayaturrohman, U., Erfiani, E., & Afendi, F. M. (2020). Implementasi transformasi fourier untuk transformasi domain waktu ke domain frekuensi pada luaran purwarupa alat pendeteksian gula darah secara non-invasif. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 4(2), 234–244. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v4i2.504>
- Jadon, S. (2020). A survey of loss functions for semantic segmentation. *2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology, CIBCB 2020*. <https://doi.org/10.1109/CIBCB48159.2020.9277638>
- Jude Chukwura Obi. (2023). A comparative study of several classification metrics

- and their performances on data. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, 8(1), 308–314. <https://doi.org/10.30574/wjaets.2023.8.1.0054>
- Lukman, M. P., Lawi, A., Widyaningsih, D., & Asmila. (2022). Sistem deteksi penyakit aritmia berdasarkan jumlah detak jantung berbasis Internet of Things dan Cloud Storage. *Prosiding Seminar Nasional Teknik Elektro Dan Informatika (SNTEI)*, 1, 1–6.
- Madhu, G., Kautish, S., Alnowibet, K. A., Zawbaa, H. M., & Mohamed, A. W. (2023). NIPUNA: A novel optimizer activation function for deep neural networks. *Axioms*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/axioms12030246>
- Maggang, A. A., Manafe, B. H. A., Manu, S. O., & Bowakh, J. F. M. (2021). Sistem monitoring sinyal elektrokardiogram (EKG) menggunakan thingspeak cloud computing. *Jurnal Media Elektro*, X(1), 1–7.
- Malghan, P. G., & Hota, M. K. (2020). A review on ECG filtering techniques for rhythm analysis. *Research on Biomedical Engineering*, 36(2), 171–186. <https://doi.org/10.1007/s42600-020-00057-9>
- Mejhouidi, S., Latif, R., Jenkal, W., Saddik, A., & Ouardi, A. El. (2021). Hardware architecture for adaptive dual threshold filter and discrete wavelet transform-based ECG signal denoising. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(11), 45–54. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0121106>
- Meng, Y., Lin, L., Qin, Z., Qu, Y., Qin, Y., & Li, Y. (2022). Biosignal classification based on multi-feature multi-dimensional WaveNet-LSTM models. *Journal of Communications*, 17(5), 399–404. <https://doi.org/10.12720/jcm.17.5.399-404>
- Mir, H. Y., & Singh, O. (2024). A novel approach for denoising ECG signals corrupted with white gaussian noise using wavelet packet transform and soft-thresholding. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 15(1), 1359–1373. <https://doi.org/10.12785/ijcds/150196>
- Moradi, M. A., Sadrossadat, S. A., & Derhami, V. (2021). Long short-term memory neural networks for modeling nonlinear electronic components. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 11(5), 840–847. <https://doi.org/10.1109/TCPMT.2021.3071351>
- Muliadi, A., & Muttaqin, K. (2021). Filtering sinyal menggunakan band pass filter. *Jurnal Informatika Dan Teknologi Komputer*, 2(1), 12–16. <https://doi.org/10.35746/jtim.v1i1.16>
- Oh, S. L., Jahmunah, V., Ooi, C. P., Tan, R. S., Ciaccio, E. J., Yamakawa, T., Tanabe, M., Kobayashi, M., & Rajendra Acharya, U. (2020). Classification of heart sound signals using a novel deep WaveNet model. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 196, 105604. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105604>

- Oord, A. van den, Dieleman, S., Zen, H., Simonyan, K., Vinyals, O., Graves, A., Kalchbrenner, N., Senior, A., & Kavukcuoglu, K. (2016). *WaveNet: A generative model for EKG*. 1–15. <http://arxiv.org/abs/1609.03499>
- Pandey, A. (2023). ECG data compression using the formation of QRS-complex segment bank and integer DCT-based plateau region processing. *Biomedical Signal Processing and Control*, 85(February), 104823. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104823>
- Putra, B. W., Isnanto, R. F. I., Sari, P., Saputra, A., Sanjaya, M. R., & Mukti, A. N. S. (2021). Klasifikasi arritmia pada sinyal EKG menggunakan deep neural network. *Jupiter*, 13, 29–38.
- Qiu, X., Liang, S., Meng, L., Zhang, Y., & Liu, F. (2021). Exploiting feature fusion and long-term context dependencies for simultaneous ECG heartbeat segmentation and classification. *International Journal of Data Science and Analytics*, 11(3), 181–193. <https://doi.org/10.1007/s41060-020-00239-9>
- Qu, Y., Zhang, N., Meng, Y., Qin, Z., Lu, Q., & Liu, X. (2020). ECG heartbeat classification detection based on WaveNet-LSTM. *2020 IEEE 4th International Conference on Frontiers of Sensors Technologies, ICFST 2020*, 54–58. <https://doi.org/10.1109/ICFST51577.2020.9294765>
- Rahmad, F., Suryanto, Y., & Ramli, K. (2020). Performance Comparison of Anti-Spam Technology Using Confusion Matrix Classification. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 879(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/879/1/012076>
- Ramadhyagita, I. L., Annisa, A., Kamindra, F., & Rizky, F. M. (2022). Kajian discrete fourier transform untuk menganalisis sinyal arbitrer. *Mitra Pilar: Jurnal Pendidikan, Inovasi, Dan Terapan Teknologi*, 1(1), 7–16. <https://doi.org/10.58797/pilar.0101.02>
- Rifai, A., Rachmamtullah, M. N., & Sari, W. K. (2024). ECG signal denoising using 1D convolutional neural network. *Computer Engineering and Applications Journal*, 13(2), 60–68. <https://doi.org/10.18495/comengapp.v13i2.482>
- Rifali, M., & Irmawati, D. (2020). Sistem cerdas deteksi sinyal elektrokardiogram (EKG) untuk klasifikasi jantung normal dan abnormal menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST). *Elinvo (Electronics, Informatics, and Vocational Education)*, 4(1), 49–55. <https://doi.org/10.21831/elinvo.v4i1.28242>
- Sidhu, T., Bhajla, B., & Das, S. (2023). *Numerical algorithms for protection and metering devices* (J. B. T.-E. of E. and E. P. E. García (ed.); pp. 45–87). Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821204-2.00131-8>
- Talbi, M. (2021). A new ECG denoising technique based on LWT and TVM. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 40(12), 6284–6300. <https://doi.org/10.1007/s00034-021-01781-y>

- Taliningsih, F. F., Fu'adah, Y. N., Rizal, S., & Pramudito, M. A. (2022). Sistem otentikasi biometrik berbasis sinyal EKG menggunakan convolutional neural network 1 dimensi. *MIND Journal*, 7(1), 1–10. <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v7i1.1-10>
- Van Houdt, G., Mosquera, C., & Nápoles, G. (2020). A review on the long short-term memory model. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 5929–5955. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09838-1>
- Wang, K., Zhang, L., Wen, H., & Xu, L. (2020). A sliding-window DFT based algorithm for parameter estimation of multi-frequency signal. *Digital Signal Processing: A Review Journal*, 97, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2019.102617>
- Widiputra, H., Adele Mailangkay, & Elliana Gautama. (2021). Prediksi indeks BEI dengan ensemble convolutional neural network dan long short-term memory. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 456–465. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3111>
- Wu, Y. C., Hayashi, T., Tobing, P. L., Kobayashi, K., & Toda, T. (2021). Quasi-periodic WaveNet: An autoregressive raw waveform generative model with pitch-dependent dilated convolution neural network. *IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing*, 29, 1134–1148. <https://doi.org/10.1109/TASLP.2021.3061245>
- Xie, S., Ren, G., & Zhu, J. (2020). Application of a new one-dimensional deep convolutional neural network for intelligent fault diagnosis of rolling bearings. *Science Progress*, 103(3), 1–18. <https://doi.org/10.1177/0036850420951394>
- Yu, Y., Si, X., Hu, C., & Zhang, J. (2019). A Review Recurrent Neural Networks: LSTM Cells and Network Architectures. 2733(March), 2709–2733. <https://doi.org/10.1162/NECO>
- Zhou, L., Zhao, C., Liu, N., Yao, X., & Cheng, Z. (2023). Improved LSTM-based deep learning model for COVID-19 prediction using optimized approach. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 122(December 2022), 106157. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106157>