
Analisis Perbandingan Metode Lstm Dan Bilstm Untuk Klasifikasi Sinyal Jantung Phonocardiogram

Muhammad Gerald Rizky¹⁾ Jusak Jusak²⁾ Ira Puspasari³⁾

Program Studi/Jurusan Teknik Komputer

Universitas Dinamika

Jl. Raya Kedung Baru 98 Surabaya, 60298

Email: 1)17410200021@dinamika.ac.id , 2) jusak@dinamika.ac.id, 3) ira@dinamika.ac.id

Abstrak: Penyakit yang menyebabkan kematian terbesar adalah penyakit jantung. *Phonocardiogram* merupakan sinyal suara jantung yang divisualkan dalam bentuk grafis. *Phonocardiogram* juga bisa merekam lebih banyak informasi aktifitas jantung. Penelitian untuk menganalisis sinyal suara jantung *phonocardiogram* masih sangat sedikit, sehingga dibutuhkan penelitian untuk mencari metode yang bisa melakukan klasifikasi sinyal suara jantung *phonocardiogram*. Solusi dari permasalahan ini adalah menerapkan metode klasifikasi sinyal suara jantung menggunakan metode *long short term memory* dan metode *bidirectional long short term memory*. Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan hasil skor akurasi *test* tertinggi dari metode LSTM dan BiLSTM yang sudah dilatih sebanyak 4 pengujian dengan menambahkan 5 *hidden layer* dan setiap pengujianya dilatih sebanyak 500 iterasi, yaitu 81% untuk metode LSTM dan 89% untuk metode BiLSTM.

Kata Kunci: *Python, Long Short Term Memory, Bidirectional Long Short Term Memory, Phonocardiogram, Neural Network.*

Penyakit kardiovaskular selalu menjadi penyakit yang menyebabkan kematian paling tinggi di seluruh dunia. Data dari *World Health Organization* diperkirakan 17.5 juta orang meninggal akibat penyakit kardiovaskular pada tahun 2016, mewakili 31% dari semua kematian di dunia. Teknik auskultasi suara jantung telah menjadi prosedur umum untuk pemeriksaan kesehatan jantung. Kelainan pada jantung tidak mudah dideteksi hanya dengan mendengar suara jantung *phonocardiogram* karena membutuhkan keahlian bertahun-tahun dan keterbatasan indera pendengaran, oleh karena itu teknik auskultasi jantung tidak sepenuhnya dapat diandalkan. Pemrosesan pada sinyal PCG secara digital sudah sangat populer membantu petugas medis dalam membuat keputusan kelainan pada jantung.

Bunyi jantung terdiri dari dua ketukan, yang disebut S1 dan S2 (bunyi seperti lub dan dub) terjadi secara berurutan dalam domain waktu. Satu siklus jantung menghasilkan bunyi S1 ketika penutupan katup mitral kemudian bunyi S2 dengan penutupan katup pulmonal. Aliran darah yang lancar adalah ciri-ciri dari jantung yang normal. Jika jantung tidak normal aliran darah

tidak lancar yang menciptakan suara suara diluar S1 dan S2. Hal ini membuat jantung sulit diidentifikasi hanya dengan menggunakan indera pendengaran. Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory dan Bidirectional Long Short Term Memory* untuk klasifikasi sinyal suara jantung normal dan tidak normal.

LANDASAN TEORI

Python

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dapat melakukan sejumlah instruksi secara interpretatif dengan metode *object oriented programming (OOP)*. Bahasa pemrograman *python* banyak di

Deep Learning

Salah satu bagian dari *Machine Learning* adalah *Deep Learning* yang terdiri dari banyak *layer*, *layer* tersebut merupakan tumpukan dari beberapa algoritma untuk menjalankan perintah, sehingga menghasilkan output. Metode *Deep Learning* yang sedang berkembang adalah *Long Short Term Memory* yang merupakan arsitektur

dari *Recurrent Neural Network*.

Phonocardiogram

Phonocardiogram adalah teknik dalam penelusuran suara jantung dan pencatatan getaran akustik jantung melalui suatu transduser mikrofon yang direkam dan ditampilkan pada osiloskop (Amrullah, 2012). *Phonocardiogram* direkam dan ditampilkan pada osiloskop kemudian diidentifikasi oleh para ahli. *Phonocardiogram* adalah visual dari aktifitas jantung.

LSTM (Long Short Term Memory)

LSTM didesain untuk mempelajari data apa yang dipakai maupun yang tidak dipakai. Karena LSTM mempunyai sejumlah neuron yang didalamnya memiliki *gates*, setiap *gate* memiliki fungsi untuk mengatur memori pada setiap neuron itu sendiri. LSTM melakukan pengolahan dengan data masukan berupa data sekuensial, maka LSTM banyak digunakan untuk memproses audio, teks, video, dan data *time series*.

BiLSTM (Bidirectional Long Short Term Memory)

BiLSTM merupakan perkembangan dari LSTM yang dapat meningkatkan performa pada masalah klasifikasi. BiLSTM melakukan pelatihan data dua kali, tidak seperti LSTM hanya melakukan pelatihan data satu kali.

FFT (Fast Fourier Transform)

Fast Fourier Transform (FFT) adalah suatu teknik untuk menyelesaikan operasi perhitungan matematika yang digunakan transformasi sinyal menjadi domain frekuensi. FFT merupakan cara cepat dan efisien untuk menghitung *discrete fourier transform*. Berikut adalah rumus dari FFT:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt \dots\dots\dots (1)$$

- $S(f)$ = sinyal dalam domain frekuensi
- $s(t)$ = sinyal dalam domain waktu
- $s(t)e^{-j2\pi ft}$ = konstanta nilai sebuah sinyal
- f = frekuensi
- t = waktu

Parameter Pengujian

Untuk mengukur ketepatan kinerja dari metode yang digunakan, maka dilihat dari beberapa parameter yaitu *test accuracy*, *recall*, *precision*, *specificity*, dan *F1-Score* dengan rumus sebagai berikut:

$$Test Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \dots\dots\dots (2)$$

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

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (4)$$

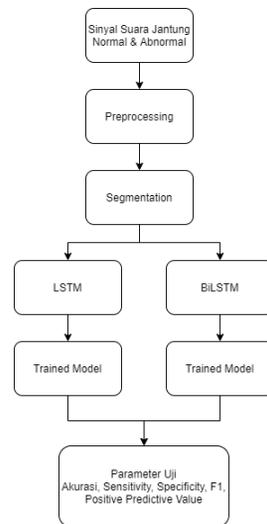
$$Specificity = \frac{TN}{FP+TN} \dots\dots\dots (5)$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \dots\dots\dots (6)$$

True Positive adalah hasil prediksi benar dan data sesungguhnya benar. *True Negative* adalah hasil prediksi negatif dan data sesungguhnya negatif. *False Positive* adalah hasil prediksi benar dan data sesungguhnya negatif. *False Negative* adalah prediksi negatif dan data yang sesungguhnya benar.

METODE PENELITIAN

Dalam pengerjaan penelitian ini mempunyai tujuan untuk analisis klasifikasi sinyal jantung normal dan tidak normal menggunakan metode LSTM dan BiLSTM.

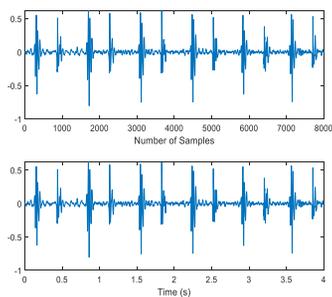


Gambar 1. Model perancangan

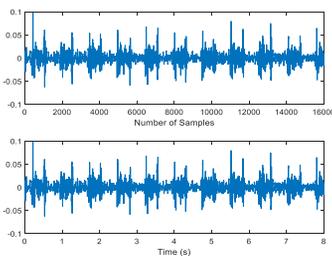
Dataset Sinyal Suara Jantung

Dataset berasal dari *Physionet Cardiology Challenge 2016*. Data berupa sinyal suara jantung normal dan tidak normal dalam bentuk wav. Jumlah dataset 3240 wav. Nama data didaftar pada kolom dan ditandai angka 0 untuk data normal dan angka 1 untuk data tidak normal. Tahapan *pre processing* memiliki arti penting karena penggunaan stetoskop digital menyebabkan *noise* yang ikut tercampur saat proses perekaman sinyal jantung. 60% data

digunakan untuk proses pelatihan, 30% untuk validasi, dan 10% untuk diprediksi.



Gambar 2. Sinyal suara jantung normal



Gambar 3. Sinyal suara jantung tidak normal

Normalisasi

Sebelum dataset dilatih pada *neural network*, dataset dilakukan normalisasi agar semua sinyal seragam dengan amplitudo paling tinggi sama dengan 1.00 dan paling rendah -1.00

Segmentasi

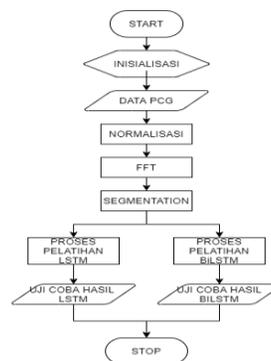
Dataset dilakukan segmentasi menjadi 16.000 yang sebelumnya setiap dataset memiliki sampai 70.000 data, segmentasi dilakukan untuk mempercepat proses pelatihan dan untuk 16.000 data cukup untuk dilatih menjadi model.

Transformasi FFT

Preprocessing terakhir dilakukan transformasi sinyal menjadi domain frekuensi menggunakan algoritma FFT.

Proses Pelatihan LSTM

Preprocessing terakhir dilakukan transformasi sinyal menjadi domain frekuensi menggunakan algoritma FFT.



Gambar 4. Flowchart program

Proses Pelatihan BiLSTM

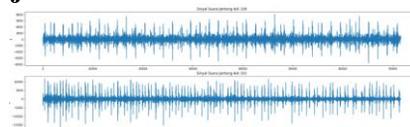
Preprocessing terakhir dilakukan transformasi sinyal menjadi domain frekuensi menggunakan algoritma FFT.

Analisis Parameter Uji

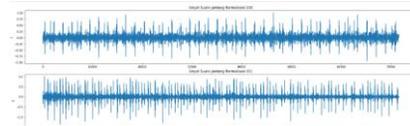
Hasil prediksi dari model yang sudah dilatih dilakukan analisis parameter uji *test accuracy*, *recall*, *precision*, *specificity*, dan *F1-score*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Normalisasi



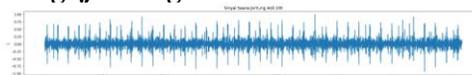
Gambar 5. Sinyal sebelum normalisasi



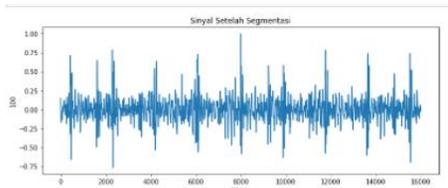
Gambar 6.. Sinyal setelah normalisasi

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengubah amplitudo sinyal menjadi maksimal 1.00 dan minimal -1.00.

Pengujian Segmentasi



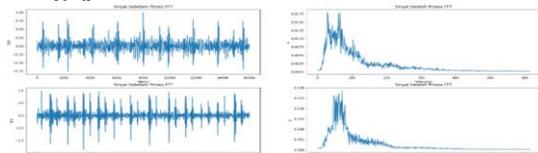
Gambar 7. Sinyal sebelum segmentasi



Gambar 8. Sinyal setelah segmentasi

Dataset dilakukan segmentasi menjadi 16.000 yang sebelumnya setiap dataset memiliki sampai 70.000 data, segmentasi dilakukan untuk mempercepat proses pelatihan dan untuk 16.000 data cukup untuk dilatih menjadi model.

Pengujian FFT



Gambar 9. Hasil FFT

Fast fourier transform mengubah sinyal suara jantung yang sebelumnya domain waktu menjadi domain frekuensi

Pengujian Pelatihan LSTM dan BiLSTM

Tujuan dari proses ini adalah untuk melatih model agar bisa melakukan klasifikasi dengan akurat.

Tabel 1. Variasi layer LSTM dan BiLSTM

No	Input	Layer1	Layer2	Layer3	Layer4	Layer5
1	615	1024	2048	2048	512	512
2	615	1024	2048	2048	1024	512
3	615	1024	2048	2048	1024	1024
4	615	1024	2048	2048	2048	1024

Model LSTM dan BiLSTM dilatih dengan menggunakan 5 hidden *layer* sesuai tabel 1. Model dilatih sebanyak 500 iterasi dan *batch size* 500.

Tabel 2. Akurasi pelatihan LSTM

Iterasi	Pengujian 1		Pengujian 2		
	Akurasi Pelatihan	Akurasi Validasi	Iterasi	Akurasi Validasi	Akurasi Validasi
100	0.8532	0.8416	100	0.8479	0.0589
200	0.8541	0.8930	200	0.8743	0.8724
300	0.8884	0.8930	300	0.8898	0.8899
400	0.8955	0.9053	400	0.8920	0.8920
500	0.8849	0.8909	500	0.8973	0.9280
Iterasi	Pengujian 3		Pengujian 4		
	Akurasi Pelatihan	Akurasi Validasi	Iterasi	Akurasi Validasi	Akurasi Validasi
100	0.8576	0.9136	100	0.8466	0.8405
200	0.8571	0.8827	200	0.0928	0.9074
300	0.8735	0.8858	300	0.8805	0.9167

400	0.8818	0.9074	400	0.8805	0.8241
500	0.9101	0.8909	500	0.8951	0.9270

Tabel 2 adalah hasil akurasi dari pelatihan LSTM yang dilakukan sebanyak empat kali.

Tabel 3. Akurasi pelatihan BiLSTM

Iterasi	Pengujian 1		Pengujian 2		
	Akurasi Pelatihan	Akurasi Validasi	Iterasi	Akurasi Validasi	Akurasi Validasi
100	0.86	0.85	100	0.84	0.92
200	0.87	0.89	200	0.87	0.80
300	0.88	0.88	300	0.87	0.90
400	0.90	0.89	400	0.89	0.89
500	0.90	0.88	500	0.89	0.86
Iterasi	Pengujian 3		Pengujian 4		
	Akurasi Pelatihan	Akurasi Validasi	Iterasi	Akurasi Validasi	Akurasi Validasi
100	0.81	0.90	100	0.82	0.82
200	0.86	0.88	200	0.86	0.88
300	0.87	0.90	300	0.88	0.87
400	0.89	0.91	400	0.83	0.89
500	0.88	0.91	500	0.90	0.91

Tabel 3 adalah hasil akurasi dari pelatihan BiLSTM yang dilakukan sebanyak empat kali.

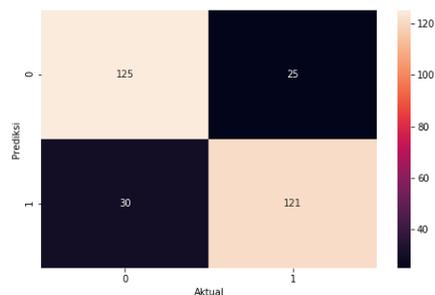
Pengujian Prediksi LSTM dan BiLSTM

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memprediksi sinyal suara jantung normal dan tidak normal.

Tabel 4. Hasil prediksi LSTM

Pengujian LSTM	Accuracy Test	Precision	Recall	Specificit y	F1-Score
1	0.79	0.80	0.77	0.80	0.78
2	0.74	0.83	0.58	0.90	0.69
3	0.81	0.83	0.80	0.83	0.81
4	0.73	0.87	0.55	0.92	0.67

Dari hasil pengujian yang sudah dilakukan dari empat model yang sudah dilatih. Hasil *test accuracy* tertinggi didapat dari pengujian LSTM ketiga sebesar 81%.



Gambar 10. Confusion matrix LSTM ketiga

Gambar 10 adalah *Confusion Matrix* dari prediksi menggunakan model LSTM pengujian ketiga.

$$Accuracy = \frac{(121 + 125)}{(121 + 30 + 125 + 25)} = 0.81$$

$$Precision = \frac{121}{(121 + 25)} = 0.83$$

$$Recall = \frac{121}{(121 + 30)} = 0.80$$

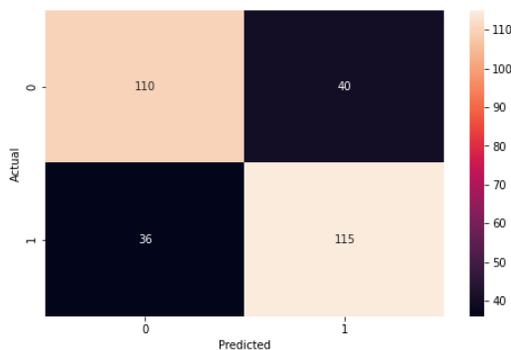
$$Specificity = \frac{125}{(125 + 25)} = 0.83$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{0.83 \times 0.80}{0.83 + 0.80} = 0.81$$

Tabel 5 Hasil prediksi BiLSTM

Pengujian BiLSTM	Test Accuracy	Precision	Recall	Specificity	F1-Score
1	0.73	0.79	0.63	0.83	0.70
2	0.75	0.74	0.76	0.73	0.75
3	0.74	0.83	0.60	0.88	0.70
4	0.74	0.83	0.60	0.88	0.70

Dari hasil pengujian yang sudah dilakukan dari empat model BiLSTM yang sudah dilatih. Hasil *test accuracy* tertinggi didapat dari pengujian BiLSTM ketiga sebesar 89%.



Gambar 11. *Confusion matrix* BiLSTM kedua

Gambar 11 adalah *Confusion Matrix* dari prediksi menggunakan model BiLSTM pengujian kedua.

Pengujian ketiga pada metode LSTM mendapatkan *test accuracy* tertinggi sebesar 81%, *precision* sebesar 83%, *recall* sebesar 80%, *specificity* sebesar 83%, dan *F1-Score* sebesar 81%. Hasil pengujian metode BiLSTM kedua mendapatkan *test accuracy* tertinggi sebesar 75%, *precision* sebesar 74%, *recall* sebesar 76%, *specificity* sebesar 73%, dan *F1-Score* sebesar 75%. Hal ini menunjukkan bahwa metode LSTM lebih akurat untuk melakukan klasifikasi sinyal suara

jantung *phonocardiogram* dibandingkan metode BiLSTM.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pengujian yang dilakukan pada penelitian ini didapatkan beberapa poin kesimpulan sebagai berikut:

1. Program mampu melakukan klasifikasi dari metode LSTM dan BiLSTM.
2. Prediksi paling tertinggi dari kedua metode tersebut adalah LSTM pada pengujian ketiga.
3. Perancangan model LSTM dan BiLSTM menggunakan 5 *hidden layer*. *Batch size* sebesar 500, dan iterasi sebanyak 500 kali.

DAFTAR PUSTAKA

- Barclay, T. (2020, Maret 21). *Heart*. (S. Curreli, Editor) Retrieved April 15, 2020, from innerbody: [www.innerbody.com: http://www.innerbody.com/image/card01.html#full-description](http://www.innerbody.com/image/card01.html#full-description)
- Behbani, S. (2019). A hybrid Algorithm fo Heart Sound Segmentation based on Phonocardiogram. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 1-15.
- Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., Bengio, & Y. (2014). Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. *Emprint Ervix*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1412.3555v1>
- Debbal, S. M. (2008). Computerized Heart Sounds Analysis. *Computer in Biology and Medicine*, 38(2), 263-280.
- Gharehbaghi, A. B. (2015). A Novel Method for Discrimination between Innocent and Pathological Heart Murmurs. *Medical Engineering & Physics*, 37(7), 674-682.
- Graves, A. (2013). Generating Sequences with Recurrent Neural Networks. *Computation Science*.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9, 1735-1780.
- Ismail, S., Siddiq, I., & Akram, U. (2018). Localization dan Classification of Heart Beat in Phonocardiography Signal - a Comprehensive Review. *EURASIP Journal and Advances Signal*, 26, 1-27.
- Junita, V., & Bachtiar, F. A. (2019). Klasifikasi Aktivitas Manusia menggunakan Algoritme Decision Tree C4.5 dan Information Gain untuk Seleksi Fitur. *Jurnal Pengembangan Teknologi*

Informasi dan Ilmu Komputer, 3(10), 9426-9433.

- Langley, P. &. (2016). Abnormal heart sounds detected from short duration. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, (pp. 545-548).
- Li, S., Li, F., Tang, S., & Xiong, W. (2020). A Review of Computer-Aided Heart Sound Detection Technique. *Biomed Research International*, 2020. doi:<https://doi.org/10.1155/2020/5846191>
- M, T., T, K., G, M., M, Heinzmann, & T, W. (2016). Heart sound classification using deep structured. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*. Vancouver.
- Maisyaroh, S. (2012). *Rancang Bangun Instrumentasi Elektrokardiografi Berbasis Pc Menggunakan Sound Card*. Medan: Fakultas MIPA Jurusan S1 Fisika, Universitas Negeri Medan.
- Oktarina, E. S., Puspasari, I., & Jusak, J. (2018). Auskultasi Jarak Jauh untuk Pengukuran dan Perekaman Sinyal Suara Jantung. *Jurnal Rekayasa ElektriKa*, 14, 145-220.
- Orgaanization, W. H. (n.d.). *Mortality Due Cardiovascular Diseases in World*. Retrieved April 15, 2020, from <https://www.medicalnewstoday.com/articles/282929>
- Sepulveda-Cano, M., Gil, E., & Caste, G. (2011). Selection of Nonstationary Dynamic Features for Obstructive Sleep Apnoea Detection in Children. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. doi: <https://doi.org/10.1155/2011/538314>
- Shan, G., Yineng, Z., & Guo, X. (2020). Gated recurrent unit-based heart sound. *Biomedical Engineering Online*, 19, 3-20. doi:<https://doi.org/10.1186/s12938-020-0747-x>
- Sipasulta, R. Y., Lumenta, ST., MT., A. S., & Sompie, ST., MT., S. R. (2014). Simulasi Sistem Pengacak Sinyal Dengan Metode FFT (Fast Fourier Transform). *E-journal Teknik Elektro dan Komputer*(2301-8402).
- T, C., S, Y. L., & Ho et al. (2017). S1 and S2 heart sound recognition. *IEEE Transactions on Biomedical*, 64, 372-380.
- W Phanphaisarn, e. a. (2011). Heart detection and diagnosis based on ECG and. *Medical Devices: Evidence and Research*, 133-144.