

# Klasifikasi Suara Detak Jantung Menggunakan Model *Long-Short Term Memory* Dan *Gated Recurrent Unit*

Nasrullah M. Haris<sup>1</sup>, Ardi S<sup>2</sup>, dan Armin Lawi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Sistem Informasi, Fakultas MIPA, Universitas Hasanuddin

mail@nasrull.com<sup>1</sup>, sa18h@student.unhas.ac.id,<sup>2</sup> armin@unhas.ac.id<sup>3</sup>

**Abstract** — Heart disease is the deadliest disease in the world, so experts need to concentrate on drawing conclusions to determine abnormalities in the human heart sound. In developing countries such as Indonesia, medical services for examination of heart disease are still minimal, so a system is needed that helps in making recommendations. In this study, heart sounds were classified into two classes, namely healthy and unhealthy using 1300 heart sounds data consisting of 650 healthy heart sounds and 650 unhealthy heart sounds. Classification is carried out using the *Long-Short Term Memory (LSTM)*, *Gated Recurrent Unit (GRU)* and *Artificial Neural Network (ANN)* models. Based on the results of the experimental classification, the training data accuracy is 96.55% and the validation data is 96.15% with 95% precision in the LSTM model and the training data accuracy is 95.96% and the validation data is 95.38% with 97% precision in the GRU model.

**Keyword** — Artificial neural network, deep learning, gated recurrent unit, long-short term memory.

**Abstrak** — Penyakit jantung merupakan penyakit paling mematikan di dunia sehingga para ahli memerlukan konsentrasi dalam pengambilan kesimpulan untuk menentukan kelainan suara jantung manusia. Pada negara berkembang seperti Indonesia, pelayanan medis untuk pemeriksaan penyakit jantung masih minim, sehingga dibutuhkan sistem yang membantu dalam rekomendasi keputusan. Dalam penelitian ini, suara jantung diklasifikasikan menjadi dua kelas yaitu sehat dan tidak sehat dengan menggunakan 1300 data suara jantung yang terdiri atas 650 suara jantung sehat dan 650 suara jantung tidak sehat. Klasifikasi dilakukan dengan model *Long-Short Term Memory (LSTM)* Dan *Gated Recurrent Unit (GRU)* serta *Artificial Neural Network (ANN)*. Berdasarkan hasil klasifikasi percobaan diperoleh akurasi data training sebesar 96,55% dan data validasi sebesar 96,15% dengan presisi 95% pada model LSTM serta akurasi data training sebesar 95,96% dan data validasi sebesar 95,38% dengan presisi 97% pada model GRU.

**Kata kunci** — Artificial neural network, deep learning, gated recurrent unit, long-short term memory.

## I. PENDAHULUAN

Penyakit jantung merupakan penyakit penyebab angka kematian tertinggi di dunia. Individu yang berisiko tinggi mengidap penyakit jantung memerlukan pendeteksian dini untuk mengurangi risiko kematian. Pada negara berkembang seperti di Indonesia, layanan kesehatan masyarakat masih kewalahan dengan meningkatnya tuntutan untuk mengatasi penyakit jantung, stroke, kanker, diabetes, dan penyakit pernapasan kronis. Sistem perawatan kesehatan yang masih relatif baru dan mahal mengakibatkan berkurangnya inisiatif dari masyarakat untuk memeriksakan diri mereka ke rumah sakit demi pendeteksian dini penyakit jantung.

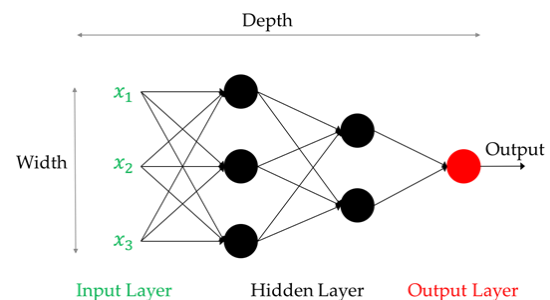
Model klasifikasi suara detak jantung dapat digunakan sebagai bentuk pendeteksian dini apakah seseorang harus diperiksa lebih lanjut. Selain itu, model yang mudah dan cepat digunakan juga dapat meningkatkan kesadaran dan inisiatif individu akan pemeriksaan kesehatan jantung mereka sendiri. Oleh karena itu, model klasifikasi suara detak jantung harus memiliki akurasi yang tinggi, efektif, dan mudah digunakan.

*Artificial neural network* merupakan salah satu jenis algoritma Deep Learning yang dapat menerima *input* berupa gambar, menentukan aspek atau obyek apa saja dalam sebuah gambar yang bisa digunakan mesin untuk “belajar” mengenali gambar, dan membedakan antara satu gambar dengan yang lainnya. Dalam penelitian ini data yang berupa audio dilakukan ekstraksi menggunakan *Mel Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC)* untuk memperoleh data berupa gambar spektrum suara agar dapat diproses oleh model yang digunakan, dalam hal ini *long short-term memory (LSTM)* dan *gated recurrent unit (GRU)*.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Artificial Neural Network (ANN)

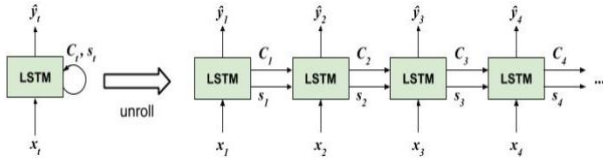
ANN adalah sekumpulan neuron yang terorganisir dalam lapisan-lapisan (*layers*) [4] yang terdiri atas lapisan yang membawa data masuk (*input layer*) ke dalam sistem untuk kemudian diproses pada lapisan dimana *artificial neuron* yang memiliki sekumpulan input pembobot “*weight*” dan prosedur untuk menghasilkan output neuron melalui fungsi aktivasi (*hidden layer*), dan lapisan terakhir dari neuron yang menghasilkan output sistem (*output layer*).



Gambar 1. Arsitektur Artificial Neural Network

**B. Long-Short Term Memory (LSTM)**

LSTM merupakan salah satu jenis dari Recurrent Neural Network (RNN) dimana dilakukan modifikasi pada RNN dengan menambahkan memory cell yang dapat menyimpan informasi untuk jangka waktu yang lama [3].

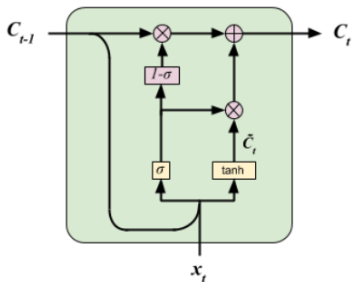


Gambar 2. Arsitektur LSTM

Modul LSTM (satu kotak hijau) mempunyai pemrosesan yang berbeda dengan modul RNN biasa. Perbedaan lain adalah adanya tambahan sinyal yang diberikan dari satu langkah waktu ke langkah waktu berikutnya, yaitu konteks, direpresentasikan dengan simbol  $C_t$ .

**C. Gated Recurrent Unit (GRU)**

GRU pertama kali diperkenalkan oleh Chung Junyoung [1]. Tujuan utama dari pembuatan GRU adalah untuk membuat setiap recurrent unit untuk dapat menangkap dependencies dalam skala waktu yang berbeda-beda secara



Gambar 4. Diagram GRU yang disederhanakan

adaptif.

Pada GRU, kandidat konteks  $\tilde{C}_t$  dikalkulasi sebagai  $\tanh$  dari gabungan konteks lama  $C_{t-1}$  dan input  $x_t$ . Lalu sebuah gerbang sigmoid dinamakan gerbang *update*  $u_t$  menentukan seberapa banyak konteks yang baru  $C_t$  berasal dari kandidat  $\tilde{C}_t$  dan seberapa banyak dari konteks lama  $C_{t-1}$ .

**III. METODOLOGI PENELITIAN**

Dalam penelitian ini untuk memprediksi suara jantung sehat dan tidak sehat dapat dilakukan dengan metode klasifikasi suara jantung menggunakan LSTM-ANN dan GRU-ANN. Dimana dataset yang telah dipraproses dilakukan proses pelatihan dengan menambahkan LSTM pada proses ANN yang terjadi, begitu pula dengan model GRU dimana GRU ditambahkan pada proses ANN yang terjadi.

Indeks validasi berisi nilai-nilai yang menggambarkan keberhasilan atau kegagalan suatu proses. Proses yang

dinilai dengan indeks ini yaitu proses klasifikasi nilai-nilai sinyal suara hasil ekstraksi fitur. Dengan melakukan validasi hasil klasifikasi, maka akan menunjukkan keberhasilan proses dengan pertimbangan berikut:

**A. Confusion Matrix**

*Confusion matrix* adalah matriks yang memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh model dengan hasil klasifikasi sebenarnya. Representasi hasil proses klasifikasi pada *confussion matrix* terbagi dalam 4 bagian, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN).

		Nilai Aktual	
		Positive	Negative
Nilai Prediksi	Positive	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	Negative	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Gambar 3. Confusion Matrix

**B. Accuracy**

Keakuratan hasil klasifikasi dapat diukur dengan menghitung hasil pembagian antara jumlah klasifikasi yang benar sesuai target dengan jumlah klasifikasi yang berbeda dengan target dari semua kelas [2].

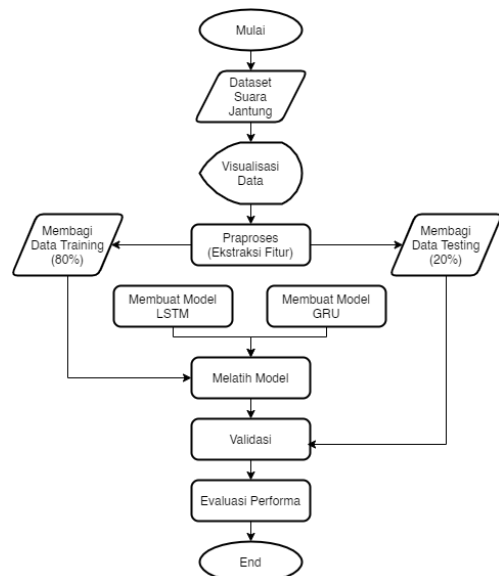
$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\% \quad (1)$$

**C. Precision**

Seperti halnya *accuracy*, *precision* adalah tingkat kedekatan pengukuran kuantitas terhadap nilai yang sebenarnya.

$$precision = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (2)$$

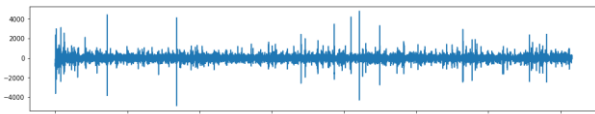
Proses klasifikasi suara jantung dalam penelitian ini digambarkan pada diagram alur di Gambar 5 berikut.



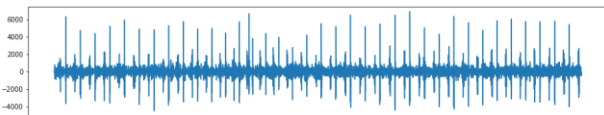
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Sinyal Input

Input dalam penelitian ini adalah data suara jantung sehat dan tidak sehat. Data yang digunakan berupa data file format wav dengan ukuran dan durasi yang berbeda-beda. Gambar 6 menunjukkan sinyal suara jantung sehat yang mewakili 650 suara jantung sehat yang digunakan dalam penelitian ini, suara jantung ini memiliki panjang data 71611 dengan potongam frekuensi 2000 untuk 1 periode. Sedangkan, pada gambar 7 merupakan perwakilan dari 650 suara jantung tidak sehat yang memiliki panjang data 71332 dengan potongan frekuensi 2000 tiap periode.



Gambar 6. Sinyal suara jantung sehat



Gambar 7. Sinyal suara jantung tidak sehat

B. Praproses Data

Data suara jantung diekstraksi fiturnya menggunakan *Mel-Frequency Cepstrum Coefficient* (MFCC) untuk menangkap karakteristik penting dari sinyal suara dengan melakukan filtrasi berdasarkan frekuensi suara.

Data hasil ekstraksi fitur diproses kembali dengan *encoding* menggunakan *LabelEncoder* untuk mengubah label kategorik menjadi biner. Setelah itu data diproses kembali dengan *OneHotEncoder* untuk membuat kolom baru dari variabel kategorik di mana setiap kategori menjadi kolom baru dengan nilai 0 atau 1 (0 mewakili tidak ada dan 1 mewakili ada).

```

[[1. 0.]
 [1. 0.]
 [1. 0.]
 ...
 [0. 1.]
 [0. 1.]
 [0. 1.]]
[0 0 0 ... 1 1 1]
(1300,)
    
```

Gambar 8. Label Encoding dan One-Hot Encoding

C. Hasil Klasifikasi

Sebelum melakukan *training* model, data dibagi terlebih dahulu menjadi data *training* dan data *testing/validation* dengan perbandingan 80:20 (80% data *testing* dan *testing*).

Setelah membagi data, data diklasifikasi menggunakan arsitektur *artificial neural network* dengan model LSTM 128 neuron dan GRU 128 neuron dengan jumlah layer yang sama, yaitu 1 *input layer* dengan 64 neuron, 1 *hidden layer* dengan 32 neuron, dan 1 *output layer* dengan 2 neuron. Adapun fungsi aktivasi yang digunakan adalah *relu* dan *sigmoid*.

Pada Gambar 9 ditunjukkan *model summary* dari LSTM dan *model summary* GRU pada Gambar 10.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 128)	66560
dense (Dense)	(None, 64)	8256
dropout (Dropout)	(None, 64)	0
activation (Activation)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 32)	2080
dropout_1 (Dropout)	(None, 32)	0
activation_1 (Activation)	(None, 32)	0
dense_2 (Dense)	(None, 2)	66
activation_2 (Activation)	(None, 2)	0

Total params: 76,962  
Trainable params: 76,962  
Non-trainable params: 0

Gambar 9. Model Summary LSTM

Model: "sequential\_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru (GRU)	(None, 128)	50304
dense_3 (Dense)	(None, 64)	8256
dropout_2 (Dropout)	(None, 64)	0
activation_3 (Activation)	(None, 64)	0
dense_4 (Dense)	(None, 32)	2080
dropout_3 (Dropout)	(None, 32)	0
activation_4 (Activation)	(None, 32)	0
dense_5 (Dense)	(None, 2)	66
activation_5 (Activation)	(None, 2)	0

Total params: 60,706  
Trainable params: 60,706  
Non-trainable params: 0

Gambar 10. Model Summary GRU

V. KESIMPULAN

Klasifikasi suara detak jantung dengan *long-short term memory* dan *gated recurrent unit* telah berjalan dengan baik. Dari analisis perbandingan hasil kedua model dalam hal ini LSTM dan GRU pada arsitektur ANN dapat diambil kesimpulan bahwa model LSTM dan GRU dapat digunakan untuk memprediksi penyakit pada jantung berdasarkan suaranya. Adapun model yang lebih baik dalam memprediksi adalah GRU yang memiliki presisi 97% dibandingkan LSTM yang memiliki presisi 95%.

DAFTAR ACUAN

- [1] Chung, Junyoung, Caglar Gulcehre, Kyunghyun Cho, Yoshua Bengio, "Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling", *NIPS Deep Learning and Representation Learning Workshop*. 2014.
- [2] Nugroho, A, "Klasifikasi Nodul Tiroid Berbasis Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi", *Universitas Gadjah Mada*, 2015.
- [3] Manaswi, N. K, "Deep Learning with Applications Using Python", *Apress*, 2018.
- [4] Good Audience. *Artificial Neural Network Explained*. Available: <https://blog.goodaudience.com/artificial-neural-networks-explained-436fcf36e75>.