

**KLASIFIKASI SUARA DETAK JANTUNG MENGGUNAKAN MODEL
BIDIRECTIONAL LONG-SHORT TERM MEMORY DAN BIDIRECTIONAL
GATED RECURRENT UNIT**

SKRIPSI



MUH AINUN LUTHFI

H071181301

Pembimbing Utama : Dr.Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.
Pembimbing Pendamping : A. Muh. Amil Siddik, S.Si.,M.Si
Penguji : 1. Naimah Aris, S.Si., M.Math.
2. Ir. Eliyah Acantha Manapa Sampetoding,
S.Kom., M.Kom.

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2023

**KLASIFIKASI SUARA DETAK JANTUNG MENGGUNAKAN
MODEL *BIDIRECTIONAL LONG-SHORT TERM MEMORY*
DAN *BIDIRECTIONAL GATED RECURRENT UNIT***

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada
Program Studi Sistem Informasi Departemen Matematika Fakultas Matematika dan
Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin**

MUH AINUN LUTHFI

H071181301

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2023**

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muh Ainun Luthfi
NIM : H071181301
Program Studi : Sistem Informasi
Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya dengan judul:

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

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa Sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 20 Januari 2023
Yang menyatakan,



Muh Ainun Luthfi

H071181301

**KLASIFIKASI SUARA DETAK JANTUNG MENGGUNAKAN MODEL
BIDIRECTIONAL LONG-SHORT TERM MEMORY DAN
BIDIRECTIONAL GATED RECURRENT UNIT**

Disusun dan diajukan oleh:

Muh Ainun Luthfi

H071181301

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Menyetujui,

Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama

Dr.Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.

NIP. 197204231995121001

A. Muh'Amil Siddik, S.Si., M.Si

NIP. 199110032019031

Ketua Program Studi



Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.

NIP. 197601022002121001

Pada tanggal **20** Januari 2023

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh :

Nama : Muh Ainun Luthfi

NIM : H071181301

Program Studi : Sistem Informasi

Judul Skripsi : Klasifikasi Suara Detak Jantung Menggunakan Model *Bidirectional Long-Short Term Memory* Dan *Bidirectional Gated Recurrent Unit*

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI

Ketua : Dr.Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.

(.....) Tanda Tangan

Sekretaris : A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si.

(.....)

Anggota : Naimah Aris, S.Si, M.Math.

(.....)

Anggota : Ir. Eliyah Acantha Manapa
Sampetoding, S.Kom., M.Kom.

(.....) Edy Saputra

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 20 Januari 2023



KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah *Subhanahu Wata'ala*, sholawat dan salam semoga selalu dilimpahkan kepada sang revolusioner sejati baginda Rasulullah *Shallallahu'alaihi Wasallam*. Alhamdulillahirobbil'alamiin berkat rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “**Klasifikasi Suara Detak Jantung Menggunakan Model Bidirectional Long-Short Term Memory dan Bidirectional Gated Recurrent Unit**”. Penulisan skripsi ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua tercinta, Ayahanda **Ir. Djunardy**, dan Ibunda **Nurwana**, yang dengan penuh kesabaran dalam mengasuh dan mendidik penulis, yang senantiasa mencurahkan kasih sayang yang tak pernah putus serta memberikan dukungan doa yang tulus sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Ucapan terima kasih juga kepada saudara-saudari tercinta, dan serta seluruh keluarga yang senantiasa memberikan dukungan dan doa bagi penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulisan skripsi ini dapat terselesaikan berkat bantuan dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang tulus kepada:

1. Rektor Universitas Hasanuddin Makassar **Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**
2. Bapak Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam **Dr. Eng. Amiruddin, M.Si** dan para Wakil Dekan serta seluruh staf yang telah memberikan bantuan selama penulis mengikuti Pendidikan di FMIPA Universitas Hasanuddin.
3. Bapak **Prof. Dr. Nurdin, S.Si., M.Si**, selaku Ketua Departemen Matematika FMIPA Unhas. Penulis juga berterima kasih atas dedikasi dosen-dosen pengajar, serta staf Departemen atas ilmu dan bantuan yang bermanfaat.
4. Bapak **Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.** sebagai Ketua Program Studi Sistem Informasi Universitas Hasanuddin
5. Bapak **Dr.Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.**, dan Bapak **A. Muh Amil Siddik S.Si., M.Si**, selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan saya dalam penyusunan skripsi ini.

6. Ibu **Naimah Aris, S.Si., M.Math.**, dan Bapak **Ir. Eliyah Acantha Manapa Sampetoding, S.Kom., M.Kom.** selaku dosen penguji terima kasih atas ilmu yang diberikan selama proses perkuliahan serta saran dan masukan yang diberikan dalam proses penyusunan skripsi ini.
7. Bapak **Muhammad Sadno, S.Si., M.Si.** selaku koordinator seminar yang telah meluangkan waktunya untuk konsultasi jadwal seminar dan membantu penulis dalam menyiapkan persiapan selama seminar.
8. Teman-teman seperjuangan **Sistem Informasi 2018** tercinta yang selalu menemani, menguatkan dan menyemangati selama masa perkuliahan, serta terima kasih terkhusus kepada **Nasrullah, Sari, Khoir** dan **Jihad** yang turut membantu dan memudahkan penulis dalam penyusunan skripsi ini.
9. Kepada kanda-kanda ku **Islah, Ulil, Rifky, Ramdan**, dan **Maxi** terima kasih atas kebersamaan, kepedulian, dan canda tawa yang telah kita lewati selama ini, semoga kesuksesan selalu kita dapatkan dalam setiap langkah-langkah kita.
10. **HMI Komisariat MIPA UNHAS Cabang Maktim** yang telah memberi banyak ilmu yang bermanfaat sampai saat ini.
11. Teman-teman **Integral18** terkhusus **Juni, Fadil, Ica, Fitrah, Vivi, Ana, Ikky, Ninis** dan **Marsya** yang masih kebersamai sampai sekarang, tetaplah satu kesatuan tak terpisahkan.
12. Teman-teman **Himatika 18** terkhusus **Akidah Amaliah, Nasmah Indah Sari, Abdul Jalil Saleh, Muh. Lutfi, Ardi S, Fatur Fahrizal, Ahmad Ilham B, Fernando Toding Bua'**, dan **Irfan Hamka** yang terus kebersamai berproses di **Himatika FMIPA Unhas**.
13. Keluarga besar **Himatika FMIPA Unhas** dan **Himastat FMIPA Unhas**, terkhusus kepada adik-adik **POL19ON, HIPOTESIS19, HORI20NTAL, POIS20N**, dan **MAT21KS** yang sering penulis repotkan selama di Himpunan.
14. **Keluarga Mahasiswa FMIPA Unhas**, terkhusus **MIPA 2018, Pengurus BEM FMIPA Unhas periode 2021/2022** yang selalu menemani penulis untuk terus berproses serta mencoba hal baru di lembaga KM FMIPA Unhas, teruslah bersinar dan jangan pernah pudar.
15. **Putri Awaliyah Nur** yang selalu menemani, menjadi tempat cerita dan pendengar setia dari setiap masalah penulis.

16. Semua pihak yang telah memberikan bantuan kepada penulis baik berupa materi dan non-materi yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, terima kasih untuk bantuan dan dukungannya.
17. *Last but not least, I wanna thank me, I wanna thank me for believing in me, I wanna thank me for doing all these hard work, I wanna thank me for having no days off, I wanna thank me for never quitting, I wanna thank me for always being a giver and trying to do more than I receive. I wanna thank me for trying do more right than wrong, I wanna thank me for just being me all time.*

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna dikarenakan terbatasnya pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki penulis. Oleh karena itu, penulis mengharapkan segala bentuk saran serta masukan bahkan kritik yang membangun dari berbagai pihak. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi yang membacanya, terutama untuk pengembangan ilmu pengetahuan..

Makassar, 20 Januari 2023

Muh Ainun Luthfi

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Muh Ainun Luthfi

NIM : H071181301

Program Studi : Sistem Informasi

Departemen : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Jenis karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non Eksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

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

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilih Hak Cipta.

Yang Menyatakan

Muh Ainun Luthfi

ABSTRAK

Penyakit jantung adalah penyakit yang mematikan nomor satu di dunia. Model klasifikasi suara detak jantung dapat digunakan sebagai bentuk pendeteksian dini apakah seseorang harus diperiksa lebih lanjut. Model klasifikasi suara detak jantung harus memiliki akurasi yang tinggi, efektif, dan mudah digunakan. *Recurrent neural network* merupakan salah satu jenis algoritma *deep learning* yang dapat digunakan untuk masalah klasifikasi dengan data sekuensial. Model yang digunakan ialah *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM) dan *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (Bi-GRU) sebagai bentuk pengembangan dari model LSTM dan GRU karena dianggap akan menghasilkan akurasi yang lebih baik karena menggunakan data masa lalu dan data masa depan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan model Bi-LSTM dan model Bi-GRU dan menganalisis perbandingan kinerja model yang dihasilkan dari model Bi-LSTM dengan model Bi-GRU. Model *bidirectional long short term memory* lebih baik pada akurasi *validation* dan *miss classification*, sedangkan *bidirectional gated recurrent unit* lebih baik pada akurasi *training*. Untuk model *bidirectional long short term memory* nilai *precision* sebesar 97% pada kelas *healthy* dan 98% pada kelas *unhealthy*, nilai *recall* sebesar 98% pada kelas *healthy* dan 97% pada kelas *unhealthy*, nilai *f1-score* sebesar 97% pada kelas *healthy* dan 98% pada kelas *unhealthy*, sedangkan pada model *bidirectional gated recurrent unit* nilai *precision* sebesar 95% pada kelas *healthy* dan 97% pada kelas *unhealthy*, nilai *recall* sebesar 97% pada kelas *healthy* dan 95% pada kelas *unhealthy*, nilai *f1-score* sebesar 96% pada kelas *healthy* dan 99% pada kelas *unhealthy*. Untuk nilai pada kurva ROC didapatkan nilai 1.00 pada masing-masing kelas untuk model *bidirectional long short term memory*, sedangkan pada model *bidirectional gated recurrent unit* didapatkan nilai 0.99 pada masing-masing kelas. Model *bidirectional long short term memory* menghasilkan kinerja model yang lebih baik dibandingkan dengan model *bidirectional gated recurrent unit*.

Kata Kunci : *bidirectional gated recurrent unit*, *bidirectional long short term memory*, Suara detak jantung.

ABSTRACT

Heart disease is the number one killer disease in the world. The heartbeat sound classification model can be used as a form of early detection of whether a person should be examined further. A heartbeat sound classification model must have high accuracy, be effective, and be easy to use. Recurrent neural network is a type of deep learning algorithm that can be used for classification problems with sequential data. The models used are Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM) and Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) as a form of development of the LSTM and GRU models because they are considered to produce better accuracy because they use past data and future data. The purpose of this study is to implement the Bi-LSTM model and the Bi-GRU model and analyze the performance comparison of the model resulting from the Bi-LSTM model with the Bi-GRU model. The bidirectional long short term memory model is better at validation and miss classification accuracy, while the bidirectional gated recurrent unit is better at training accuracy. For the bidirectional long short term memory model, the precision value is 97% in the healthy class and 98% in the unhealthy class, the recall value is 98% in the healthy class and 97% in the unhealthy class, the f1-score is 97% in the healthy class and 98% in the unhealthy class, whereas in the bidirectional gated recurrent unit model the precision value is 95% in the healthy class and 97% in the unhealthy class, the recall value is 97% in the healthy class and 95% in the unhealthy class, the f1-score is 96% in the unhealthy class healthy and 99% in the unhealthy class. For the value on the ROC curve, a value of 1.00 was obtained for each class for the bidirectional long short term memory model, while for the bidirectional gated recurrent unit model, a value of 0.99 was obtained for each class. The bidirectional long short term memory model produces better model performance compared to the bidirectional gated recurrent unit model

Keywords : Heart sound, bidirectional long short term memory, bidirectional gated recurrent unit

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
KATA PENGANTAR	v
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH	viii
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Penelitian Terkait	4
2.2 Suara Detak Jantung.....	6
2.2.1 Healthy.....	6
2.2.2 Unhealthy.....	7
2.3 Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC).....	7
2.4 Recurrent Neural Network (RNN)	10
2.4.1 Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)	11
2.4.2 Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU).....	12
2.4.3 Fully Connected Layer	13
2.5 Evaluasi Kinerja Model.....	13
2.5.1 Confusion Matrix.....	14
2.5.2 Recall.....	14
2.5.3 Precision	14
2.5.4 Accuracy.....	15
2.5.5 F1-Score.....	15

2.5.6	Kurva ROC	15
BAB III METODE PENELITIAN		17
3.1	Waktu dan Lokasi Penelitian.....	17
3.2	Perangkat Penelitian.....	17
3.3	Sumber Data.....	17
3.4	Timeline Penelitian	18
3.5	Tahapan Penelitian	18
3.5.1	Preprocessing.....	19
3.5.2	Split Data	19
3.5.3	Training Model Bi-LSTM dan Bi-GRU.....	20
3.5.4	Perbandingan Kinerja Model.....	20
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		21
4.1	Deskripsi Data	21
4.2	Preprocessing	21
4.3	Split Data.....	23
4.4	Arsitektur Bidirectional Long Short Term Memory dan Bidirectional Gated Recurrent Unit.....	23
4.5	Bidirectional Long Short Term Memory	24
4.5.1	Akurasi.....	24
4.5.2	Confusion Matrix.....	25
4.5.3	Metrik Pengukuran Kinerja Model.....	26
4.5.4	Kurva ROC	26
4.6	Bidirectional Gated Recurrent Unit.....	27
4.6.1	Akurasi.....	27
4.6.2	Confusion Matrix.....	28
4.6.3	Metrik Pengukuran Kinerja Model.....	29
4.6.4	Kurva ROC	29
4.7	Evaluasi Kinerja Model.....	30
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		32
5.1	Kesimpulan.....	32
5.2	Saran.....	32
DAFTAR PUSTAKA		33
LAMPIRAN.....		35

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Audio Frame Suara Detak Jantung Healthy	6
Gambar 2.2 Suara Detak Jantung Unhealthy	7
Gambar 2.3 Blok MFCC (Kirti dan Minakshee, 2013)	8
Gambar 2.4 Frame Blocking.....	8
Gambar 2.5 Proses windowing	9
Gambar 2.6 Proses FFT	9
Gambar 2.7 Proses Mel-Frequency Wrapping.....	10
Gambar 2.8 Proses akhir Cepstrum	10
Gambar 2.9 Arsitektur Recurrent Neural Network.....	11
Gambar 2.10 Arsitektur pada Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)	12
Gambar 2.11 Proses Bidirectional Gated Recurrent Unit.....	13
Gambar 2.12 Proses Fully Connected Layer	13
Gambar 2.13 Kurva ROC	16
Gambar 3.1 Timeline penelitian	18
Gambar 3.2 Diagram alur penelitian.....	18
Gambar 3.3 Pembagian data training dan test	19
Gambar 4.1 Activity Diagram Preprocessing	21
Gambar 4.2 Contoh hasil ekstraksi data audio menjadi array	22
Gambar 4.3 Hasil Label Encoder.....	22
Gambar 4.4 Hasil OneHotEncoder	23
Gambar 4.5 Arsitektur Bi-LSTM dan Bi-GRU	24
Gambar 4.6 Kurva Akurasi Training dan Validation pada Bi-LSTM	25
Gambar 4.7 Kurva Loss Training dan Validation pada Bi-LSTM	25
Gambar 4.8 Confusion Matrix	26
Gambar 4.9 Hasil precision, recall dan f1-score Bi-LSTM	26
Gambar 4.10 Kurva ROC Pada Bi-LSTM.....	27
Gambar 4.11 Kurva Akurasi Training dan Validation pada Bi-GRU	28
Gambar 4.12 Kurva Loss Training dan Validation pada Bi-GRU.....	28
Gambar 4.13 Confusion Matrix	29
Gambar 4.14 Hasil precision, recall dan f1-score Bi-GRU	29
Gambar 4.15 Kurva ROC Pada Bi-GRU	30

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ringkasan penelitian terdahulu.....	5
Tabel 2.2 Confusion Matrix.....	14
Tabel 3.1 Dataset suara detak jantung	17
Tabel 4.1 Dataset Suara Detak Jantung	21
Tabel 4.2 Pembagian Dataset.....	23
Tabel 4.3 Evaluasi presisi, recall, dan f1-score	30
Tabel 4.4 Akurasi Training dan Akurasi Validation.....	31
Tabel 4.5 ROC	31

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam industri kesehatan keakuratan prediksi sebuah penyakit sangat penting dan memerlukan keputusan yang efektif dan efisien dalam mengambil suatu analisa dan prediksi suatu penyakit. Organ tubuh yang berperan penting dalam sistem peredaran darah manusia adalah jantung. Data dari World Health Organization (WHO) pada tahun 2016 menyatakan bahwa sebanyak 7,3 juta penduduk dunia mengidap penyakit jantung dan menyebabkan kematian. Walau penyakit jantung merupakan penyakit yang tidak menular, penyakit jantung adalah penyakit yang mematikan nomor satu di dunia. 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.

Penyakit jantung disebabkan karena terjadinya keseimbangan yang terganggu antara suplai dan kebutuhan darah akibat penyumbatan pembuluh darah (Hananta & Muhammad, 2011). Penyebab paling utama penyakit jantung adalah merokok, konsumsi minuman beralkohol, fisik tidak aktif, resiko penyakit jantung bertambah dengan seiring bertambahnya usia, tekanan darah tinggi, memiliki kolesterol tinggi, dan berat badan yang tidak normal.

Teknik untuk mendengarkan suara jantung dengan menggunakan elektronik atau tradisional stethoscope, sebuah metode lama namun sangat efektif dalam melakukan diagnosis terhadap sejumlah penyakit kardiovaskular. Namun, hasil pemeriksaan yang didasarkan pendengaran dokter, juga menjadi kendala dalam menentukan hasil pemeriksaan jantung, karena merupakan hasil subjektifitas. Hal ini menjadikan analisis pendeteksian terhadap karakteristik sinyal suara jantung secara otomatis menjadi sangat penting untuk dilakukan agar tidak terjadi kesalahan diagnosa pada saat perekaman sinyal suara jantung.

Dengan berkembangnya teknik klasifikasi secara otomatis dengan menggunakan *machine learning* maupun *deep learning*, telah banyak upaya yang dilakukan untuk menganalisa sinyal PCG secara otomatis seperti yang dilakukan oleh Tschanen pada tahun

2016 dengan menggunakan data pada physionet dengan menunjukkan hasil tingkat sensitivitas, spesififikasi dan skor sebesar 96%, 83% dan 89% (Heinzmann, 2016). Pada penelitian yang dilakukan Jusak dengan metode untuk indentifikasi sinyal jantung pada bayi normal (Jusak, et al., 2020). Tahun 2019 telah dilakukan penelitian untuk mengekstraksi letak murmur pada sinyal suara jantung (Puspasari, et al., 2019). Penelitian dengan menggunakan algoritma CEEMD pernah dilakukan oleh Jusak untuk identifikasi secara semi otomatis pada sinyal suara jantung PCG. Penelitian tersebut menunjukkan hasil yang baik, nilai akurasi klasifikasi jantung normal 98%(Jusak, et al., 2021). Banyaknya penelitian tentang klasifikasi sinyal jantung telah dirangkum oleh Suyi Li pada tahun 2018(S. Li, 2020).

Kaggle adalah situs untuk berbagi ide, mendapatkan inspirasi, bersaing dengan data scientist lain, mempelajari informasi baru dan trik coding, serta melihat berbagai contoh aplikasi data science di dunia nyata. Ada banyak kumpulan data yang dapat digunakan untuk apa saja yang sederhana seperti penjualan video game, hingga sesuatu yang lebih kompleks dan penting seperti data polusi udara. Data ini nyata dan direferensikan, sehingga Anda dapat melatih dan menguji model Anda pada proyek yang pada akhirnya dapat membantu orang-orang lain (Patrick Trusto Jati Wibowo, 2021).

Recurrent neural network merupakan salah satu jenis algoritma *deep learning* yang dapat digunakan untuk masalah klasifikasi dengan data sekuensial. 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. ada banyak model dari pengembangan RNN, seperti *Vanilla*, *Long Short Term Memory*, dan *Gated Recurrent Unit*. Pada penelitian ini model yang digunakan ialah *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM) dan *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (Bi-GRU) sebagai bentuk pengembangan dari model LSTM dan GRU karena dianggap akan menghasilkan akurasi yang lebih baik karena menggunakan data masa lalu dan data masa depan.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana mengimplementasi dan mengevaluasi kinerja model klasifikasi suara detak jantung dengan arsitektur Bi-LSTM dan Bi-GRU ?
2. Bagaimana perbandingan kinerja model antara Bi-LSTM dan Bi-GRU ?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Dataset yang digunakan adalah dataset *Heart Sound*.
2. Suara detak jantung yang diteliti yaitu *Healthy* dan *Unhealthy*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasi model Bi-LSTM dan model Bi-GRU.
2. Menganalisis perbandingan kinerja model yang dihasilkan dari model Bi-LSTM dengan model Bi-GRU.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dapat menjadi informasi mengenai implementasi model Bi-LSTM dan Bi-GRU untuk melihat kinerja model.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian ini merujuk pada beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Berikut ini merupakan penelitian terkait:

Penelitian yang dilakukan oleh Annisa pada tahun 2020 dengan judul “*Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN)*” bertujuan membuat model untuk melakukan klasifikasi penyakit jantung dengan metode Recurrent Neural Network (RNN). Penelitian ini menggunakan perbandingan *training* dan *testing* dengan rasio yaitu 90 banding 10, 3 *tunning hidden layer*, melakukan *early stopping* model dan menggunakan *batch size* 512 iterasi. Nilai akurasi terbaik yang didapatkan dari 48 model klasifikasi pada masing-masing kasus ialah kasus data tidak seimbang (*Imbalance*) nilai akurasi *training* sebesar 99.81% dan nilai akurasi *testing* sebesar 97.14%. Sedangkan untuk data seimbang (*Balance*) nilai akurasi *training* sebesar 99.98% dan nilai akurasi *testing* sebesar 99.96%. (Septiani, 2019).

Muhammad Gerald melakukan penelitian pada tahun 2021 dengan judul “Analisis Perbandingan Metode LSTM Dan BiLSTM Untuk Klasifikasi Sinyal Jantung *PHONOCARDIOGRAM*”. Yang bertujuan untuk mengetahui perbandingan antara model LSTM dan BiLSTM. (Rizky, 2021).

Penelitian yang dilakukan oleh Qiang Lu adalah “*Bi-GRU Sentiment Classification for Chinese Based on Grammar Rules and BERT*”. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan wawasan baru untuk lebih memahami penggunaan dari model Bi-GRU. (Qiang Lu dkk., 2020).

Penelitian yang dilakukan oleh Ashok Kumar dengan judul “*Ensemble application of bidirectional LSTM and GRU for aspect category detection with imbalanced data*”. Penelitian ini bertujuan untuk memberi pemahaman tentang penggunaan model bi-LSTM dan bi-GRU. (Ashok Kumar dkk., 2021).

Penelitian yang dilakukan oleh Lynn yang berjudul “*A Deep Bidirectional GRU Network Model for Biometric Electrocardiogram Classification Based on Recurrent Neural Networks*”. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengetahui model bi-GRU dalam mengklasifikasi. (Lynn Htet Myet., 2019).

Tabel 2.1 Ringkasan penelitian terdahulu

No	Judul	Tujuan	Data	Akurasi	Sumber Paper
1	Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN)	Melihat kinerja model RNN dalam melakukan klasifikasi penyakit jantung	9 kelas dengan total 298 data	CNN 97.5% dan SVM 95%	https://mikroskyl.ac.id/ejurnal/index.php/jsm/article/view/670/330
2	Analisis Perbandingan Metode LSTM Dan BiLSTM Untuk Klasifikasi Sinyal Jantung <i>PHONOCARDIOGRAM</i>	Mengetahui perbandingan antara metode LSTM dan BiLSTM	2 kelas dengan total 3.240 data	LSTM 81% dan Bi-LSTM 89%	https://repository.dinamika.ac.id/id/eprint/5962/1/17410200021-2021-UNIVERSITAS%20DINAMIKAKA.pdf
3	Bi-GRU Sentiment Classification for Chinese Based on Grammar Rules and BERT	Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan wawasan baru untuk pengembangan model Bi-GRU	4 kelas dengan total 22.290 data	92.18%	https://www.researchgate.net/publication/341587952_Bi-GRU_Sentiment_Classification_for_Chinese_Based_on_Grammar_Rules_and_BERT
4	Ensemble application of bidirectional	Melihat perbandingan kinerja antara Bi-	3 kelas Dengan	Bi-LSTM	https://scholar.google.co.id/scholar?q=artikel+bi

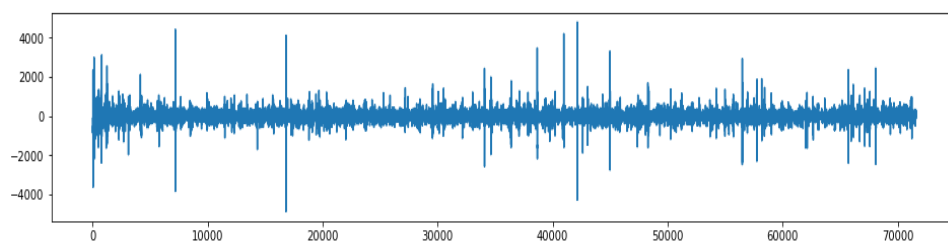
	LSTM and GRU for aspect category detection with imbalanced data	LSTM dan Bi-GRU	total 1500 data	95% dan Bi-GRU 94,5%	directional+lstm+dan+bidirectional+gru&hl=en&as_sdt=0&as_vis=1&oi=scholarart
5	A Deep Bidirectional GRU Network Model for Biometric Electrocardiogram Classification Based on Recurrent Neural Networks	Melihat kinerja Bi-GRU dalam klasifikasi	2 kelas dengan 600 data	97,80%	https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8826253

2.2 Suara Detak Jantung

Suara detak jantung berasal dari aktivitas katup jantung yang membuka dan menutup ketika darah mengalir ke jantung. Suara tersebut mempengaruhi kesehatan jantung seseorang. Fokus penelitian ini adalah suara jantung *Healthy* dan *Unhealthy*.

2.2.1. *Healthy*

Suara jantung sehat memiliki dua irama. Jika didengarkan, suaranya seperti “lup-dup” yang berulang. Suara jantung sehat dapat didengar dengan jelas ketika dokter melakukan pemeriksaan dengan menggunakan stetoskop.



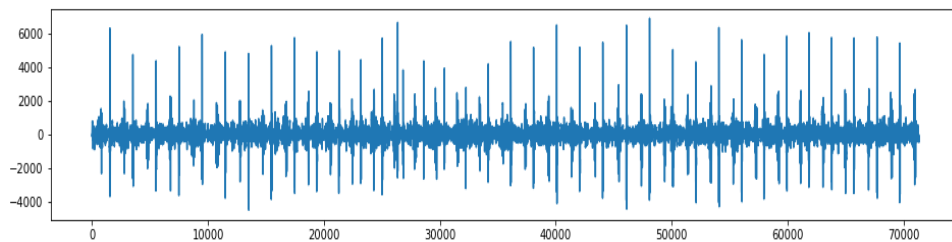
Gambar 2.1 *Audio Frame Suara Detak Jantung Healthy*

Pada Gambar 2.1 bisa dilihat frame yang dihasilkan dominan dekat dari titik nol menandakan denyut jantung normal.

2.2.2. *Unhealthy*

Suara jantung sehat seharusnya terdengar bersih tanpa tambahan suara apa pun. Jika ada suara tambahan selain “lup-dup”, suara jantung disebut tidak sehat. Salah satu bentuk suara jantung adalah bising jantung atau yang dikenal sebagai murmur jantung.

Murmur jantung bisa terdengar jika katup jantung tidak menutup atau membuka dengan benar. Selain itu, adanya kelainan bentuk jantung yang mengganggu aliran darah di dalam jantung juga bisa menyebabkan munculnya suara tambahan ini (dr. Meva Nareza, 2020).



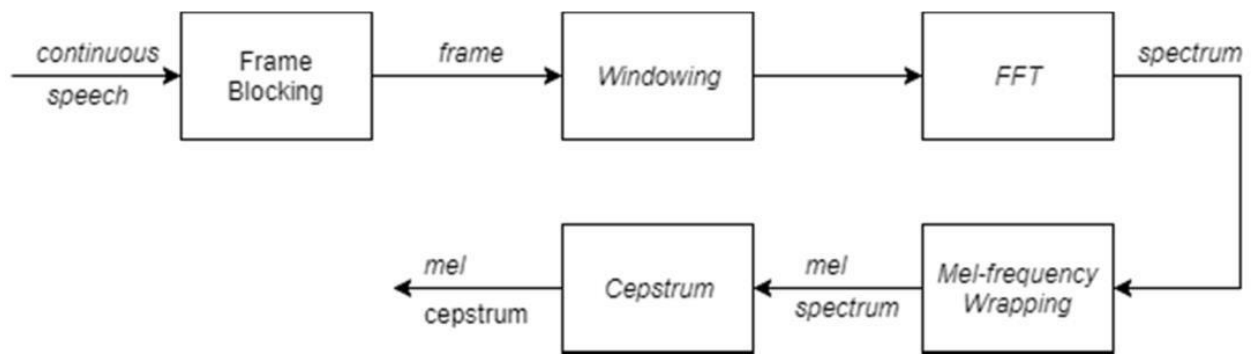
Gambar 2.2 *Suara Detak Jantung Unhealthy*

Pada Gambar 2.2 bisa dilihat frame yang dihasilkan banyaknya garis sangat jauh dari angka nol yang menandakan ada suara tambahan pada jantung.

2.3 Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)

Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) merupakan ekstraksi ciri yang menghitung koefisien *cepstral* dengan mempertimbangkan pendengaran manusia (Buono, 2009).

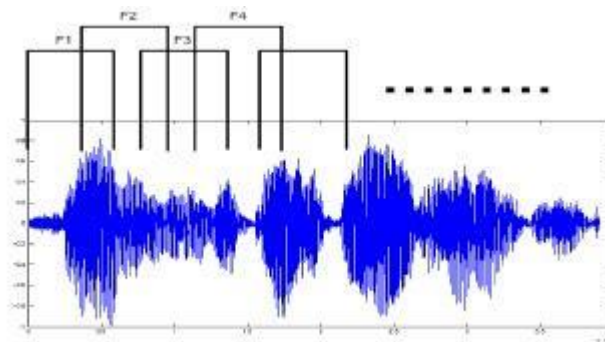
Oleh karena itu, menurut waktu singkat analisis spektral merupakan cara yang paling umum dan tepat untuk mengekstraksi ciri suara masukan (Do, 2013). Ekstraksi ciri sinyal suara menggunakan MFCC didasarkan atas variasi *bandwidth* terhadap frekuensi pada telinga manusia yang merupakan filter, yang bekerja secara linier pada frekuensi rendah dan bekerja secara logaritmik pada frekuensi tinggi. Filter ini digunakan untuk menangkap karakteristik fonetis penting dari sinyal suara masukan atau ucapan. Karakteristik ini digambarkan dalam skala mel- frekuensi, yang merupakan frekuensi linier di bawah 1000 Hz dan frekuensi logaritmik di atas 1000 Hz. Diagram proses MFCC dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Blok MFCC (Kirti dan Minakshee, 2013)

1. Frame Blocking

Proses ini akan membagi sinyal audio kedalam bentuk *frame*. *Frame blocking* merupakan proses pembagian sinyal menjadi beberapa *frame* yang lebih kecil agar sinyal lebih mudah untuk diproses selanjutnya (Syafria, 2014). *Frame blocking* dilakukan dengan cara manual yaitu dengan memotong masing-masing suara menjadi satu huruf. *Frame blocking* dilakukan dengan cara manual menggunakan *software audacity*.

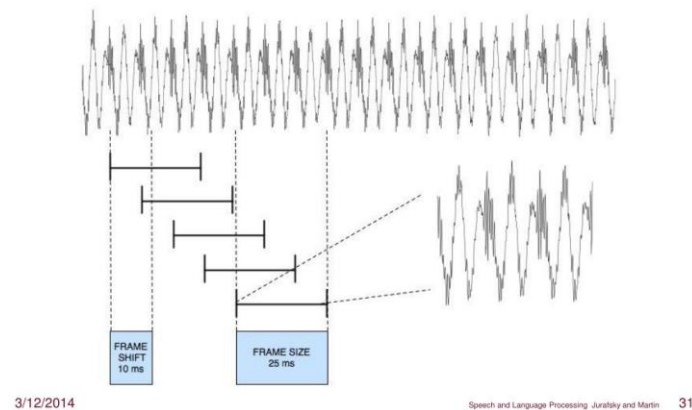


Gambar 2.4 Frame Blocking

2. Windowing

Windowing adalah proses yang dilakukan untuk meminimalisir diskontinuitas antar *frame* yang dapat menyebabkan kehilangan informasi yang terdapat pada suatu sinyal (Setiawan, 2011). Konsepnya adalah meruncingkan sinyal ke angka nol pada permulaan dan akhir setiap *frame*.

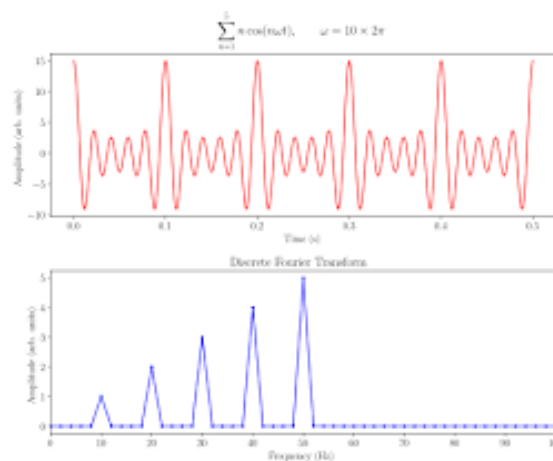
MFCC process: windowing



Gambar 2.5 Proses windowing

3. Fast Fourier Transform (FFT)

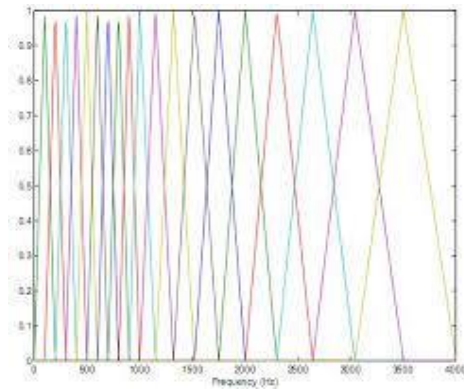
Fast Fourier Transform (FFT). Tahapan selanjutnya adalah mengubah tiap *frame* dari *domain* waktu ke dalam *domain* frekuensi. FFT adalah algoritma yang mengimplementasikan *Discrete Fouries Transform* (DFT).



Gambar 2.6 Proses FFT

4. Mel-Frequency Wrapping

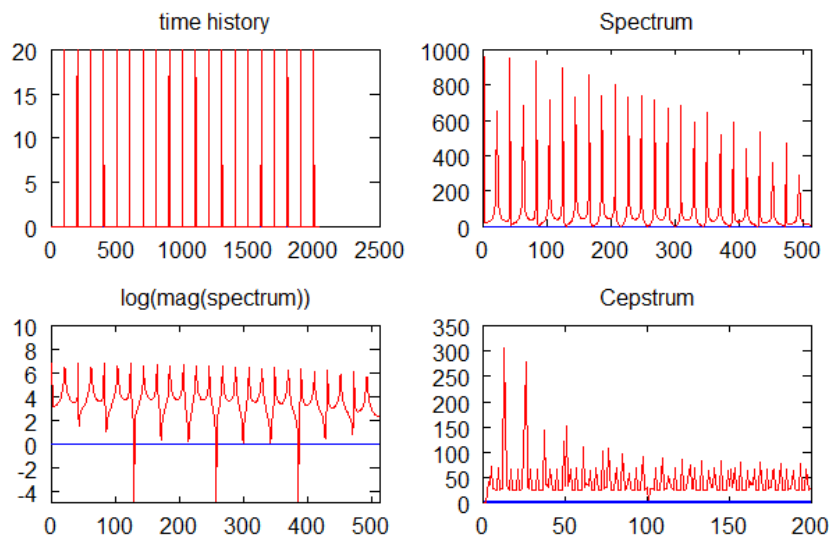
Studi psikofisik telah menunjukkan bahwa persepsi manusia tentang frekuensi suara untuk sinyal ucapan tidak mengikuti skala linier. Jadi, untuk setiap nada dengan frekuensi sesungguhnya f , dalam Hz, sebuah pola diukur dalam sebuah skala yang disebut “mel”. Skala “mel frekuensi” adalah skala frekuensi linier di bawah 1000 Hz dan skala logaritmik di atas 1000 Hz.



Gambar 2.7 Proses *Mel-Frequency Wrapping*

5. Cepstrum

Cepstrum adalah sebutan kebalikan untuk spectrum. Cepstrum biasa digunakan untuk mendapatkan informasi dari suatu sinyal suara yang diucapkan oleh manusia. Pada langkah terakhir ini, spektrum log mel dikonversi menjadi cepstrum menggunakan Discrete Cosine Transform (DCT). Hasil dari proses ini dinamakan MFCC. MFCC ini adalah hasil alihragam cosinus dari logaritma short term power spectrum yang dinyatakan dalam skala mel frekuensi.



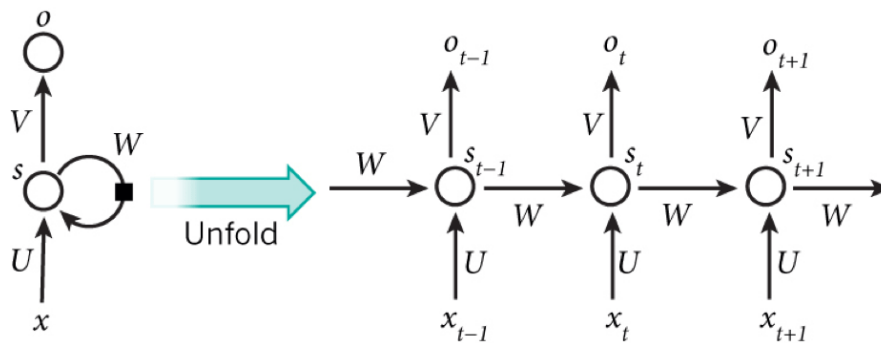
Gambar 2.8 Proses akhir *Cepstrum*

2.4 Recurrent Neural Network (RNN)

Jaringan saraf berulang merupakan pengertian dari RNN karena nilai *neuron* yang digunakan hidden layer sebelumnya akan diproses kembali untuk data input. Proses pada *Recurrent Neural Network* (RNN) akan dipanggil berulang-ulang untuk mengerjakan masukan yaitu data sekuensial. *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki berbagai bentuk, salah satunya yang umum digunakan ialah standar *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang ditambah dengan *loop* tambahan. Maka dari itu proses ini dapat mengeksplorasi kemampuan

pemetaan *non-linear* dari MLP. Mengklasifikasikan data *time series* dan sekuensial merupakan ciri khas dari *Recurrent Neural Network* (RNN). Data *time series* sendiri merupakan data yang digabungkan menurut urutan waktu dalam rentang tertentu, sedangkan data sekuensial merupakan suatu sampel data yang diproses secara terurut dan setiap urutan berhubungan satu sama lain. *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki fungsi aktivasi deterministik, fungsi aktivasi *Recurrent Neural Network* (RNN) ialah $\tan h$, dengan perhitungan sebagai berikut:

$$h_t = \tan h \left(\sum_{k=1}^t w_c^{t-k} w_{in k} x \right)$$

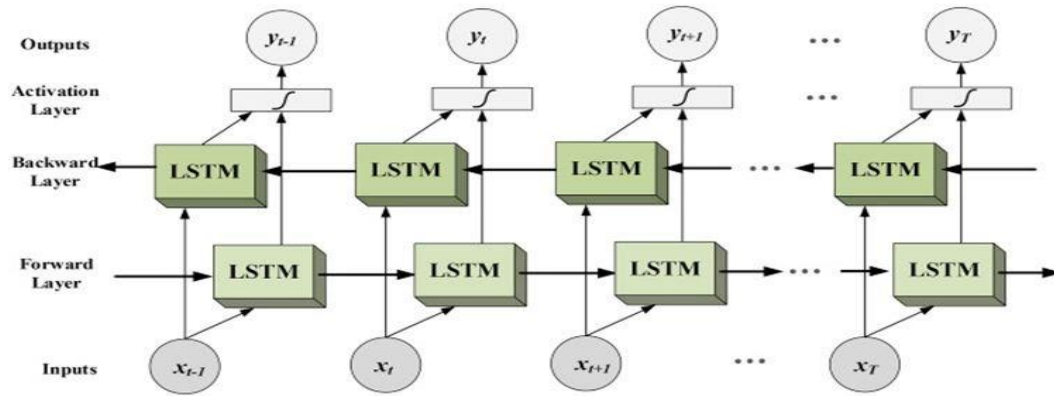


Gambar 2.9 Arsitektur *Recurrent Neural Network*

2.4.1 *Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)*

Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM) merupakan salah satu varian dari *Long Short Term Memory* (LSTM) yang paling sering digunakan. Input *forward* dan input *backward* adalah 2 jenis masukan yang dimasukkan ke dalam arsitektur ini. *Output* dari arsitektur ini biasanya digabungkan jadi satu. Dengan layer arsitektur ini model bisa menekuni data masa lalu (*past*) dan data masa mendatang (*future*) untuk setiap sekuen input.

Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM) memanfaatkan informasi sebelumnya dan informasi setelahnya dengan memproses data dari dua arah. *Forward Layer* yang berfungsi untuk merepresentasikan informasi sebelumnya, dan *backward layer* yang berfungsi untuk merepresentasikan informasi setelahnya.



Gambar 2.10 Arsitektur pada *Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)*

Pada Gambar 2.10 bisa dilihat dari setiap *hidden layer* keluaran unit pada *layer* bawah dan atas disatukan hingga membentuk nilai fitur yang lebih panjang, maka informasi yang akan diproses pada proses selanjutnya yaitu *feed forward neural* akan mengklasifikasikan dengan lebih detail.

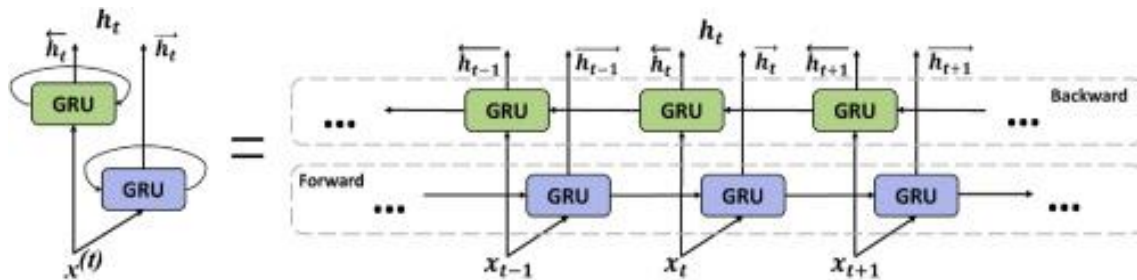
Dengan adanya *hidden layer* dua arah ini yang saling berlawanan maka model dapat memahami data dari depan dan belakangan, sehingga proses pelatihan akan lebih memahami data. Bi-LSTM akan sangat berguna dalam hal pelatihan sekuensial apabila bisa mengakses dari informasi sebelum dan sesudahnya. Jika LSTM hanya bisa mengakses informasi dari masa lalu saja, tetapi informasi masa mendatang tidak diketahui. Bi-LSTM bisa menjadi solusi untuk memecahkan masalah tersebut.

2.4.2 *Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)*

Salah satu tipe arsitektur dari RNN yang dapat mengklasifikasikan data sekuensial adalah *Gated Recurrent Unit (GRU)*. *Gated Recurrent Unit (GRU)* memiliki komputasi yang sederhana dari tipe arsitektur *Recurrent Neural Network (RNN)* lainnya, GRU memiliki akurasi yang sama dan cukup efektif untuk mengatasi masalah gradien yang menghilang. *Gated Recurrent Unit (GRU)* memiliki 2 *gate* untuk komponen pengatur alur informasi *Gated Recurrent Unit (GRU)*, ialah *reset gate* dan *update gate*. *Reset gate* digunakan untuk menentukan bagaimana untuk menyatukan informasi masa lalu dan input yang baru, sedangkan *update gate* berfungsi menentukan seberapa banyak informasi masa lalu yang didapatkan untuk tetap disimpan.

Bidirectional Gated Recurrent adalah model GRU yang ditingkatkan dengan struktur dua lapis. Struktur dua lapis ini menyediakan lapisan keluaran dengan informasi kontekstual yang lengkap dari informasi masukan setiap saat. Ide dasar dari

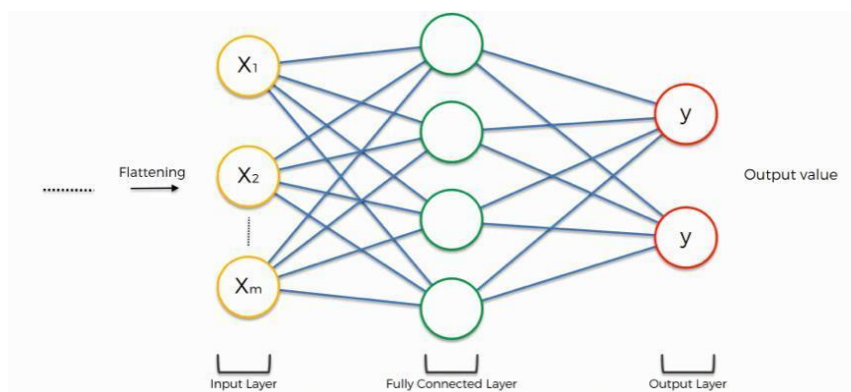
Bi-GRU adalah bahwa urutan input dilewatkan melalui jaringan saraf maju dan jaringan saraf mundur, dan kemudian output dari keduanya terhubung dalam lapisan output yang sama.



Gambar 2.11 Proses *Bidirectional Gated Recurrent Unit*

2.4.3 Fully Connected Layer

Fully Connected Layer mengambil input dari hasil *output pooling layer* yang berupa feature map. *Feature map* tersebut masih berbentuk *multidimensional array* maka lapisan ini akan melakukan *reshape feature map* dan menghasilkan vektor sebanyak n -dimensi dimana n adalah jumlah kelas *output* yang harus dipilih program. Misalnya lapisan terdiri dari 500 neuron, maka akan diterapkan sebagai klasifikasi akhir dari jaringan (Dutt, 2017). Gambar 2.6 menampilkan proses yang ada dalam *fully connected layer*.



Gambar 2.12 Proses *Fully Connected Layer*

2.5 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model merupakan yang terpenting dalam menentukan suatu model bagus atau tidak. Pada kasus klasifikasi, evaluasi kinerja yang digunakan berupa *Confusion matrix*, *precision*, *recall*, *accuracy*, *F1-score* dan kurva ROC. Terdapat beberapa pengukuran kinerja model yang digunakan dalam penelitian ini.

2.5.1 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan pengukuran performa yang digunakan pada masalah klasifikasi, *confusion matrix* dapat berupa keluaran visualisasi yang menunjukkan hasil prediksi dari model yang benar maupun salah.

Tabel 2.2 *Confusion Matrix*

	Positive	Negative
Positive	TP	FP
Negative	FN	TN

2.5.2 Recall

Recall merupakan rasio prediksi benar positif kelas i dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif kelas i . Berikut rumus recall yang digunakan.

$$\text{Recall}_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{j=1}^c F_{ij}}$$

Keterangan:

$i = 1, 2, 3, \dots, 7$

$j = 1, 2, 3, \dots, 7$

c = Banyaknya kelas

T = Jumlah data yang diklasifikasi *True*

F = Jumlah data yang diklasifikasi *False*

2.5.3 Precision

Precision merupakan rasio prediksi benar positif kelas i dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif kelas i .

$$\text{Precision}_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{i=1}^c F_{ij}}$$

Keterangan:

$i = 1, 2, 3, \dots, 7$

$j = 1, 2, 3, \dots, 7$

c = Banyak kelas

T = Jumlah data yang diklasifikasi *True*

F = Jumlah data yang diklasifikasi *False*

2.5.4 Accuracy

Accuracy Merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Biasanya akurasi suatu model ditentukan dalam bentuk persen.

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^c T_i}{N}$$

Keterangan:

$i = 1, 2, 3, \dots, 7$

c = Banyak kelas

T = Jumlah data yang diklasifikasi *True*

N = Jumlah keseluruhan data

2.5.5 F1-Score

F1-Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan recall. Berikut rumus *F1-Score* yang digunakan.

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \times \text{Recall}_i \times \text{Precision}_i}{\text{Recall}_i + \text{Precision}_i}$$

2.5.6 Kurva ROC

Kurva ROC merupakan pengukuran klasifikasi dengan menggunakan ambang batas. Kurva ROC divisualisasikan dalam bentuk kurva yang memiliki garis baseline. Jika kurva mendekati garis baseline maka performa model jelek, tapi jika kurva berada jauh di atas garis baseline maka performa model bagus. Kurva ROC digunakan untuk melihat seberapa baik model membedakan tiap kelas. Terdapat dua nilai pada kurva ROC yaitu *True Positive Rate* (TPR) dan *False Positive Rate* (FPR). Berikut rumus TPR dan FPR.



Gambar 2.13 Kurva ROC

Seperti pada gambar 2.9 sumbu y merepresentasikan TPR sedangkan sumbu x merepresentasikan FPR. Garis putus-putus pada gambar merupakan garis ambang batas, sedangkan garis hijau merupakan pergerakan dari threshold. Semakin tinggi TPR dan semakin kecil FPR maka threshold semakin bagus. Berikut rumus TPR dan FPR:

$$\text{True Positive Rate} = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{False Positive Rate} = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{FP + TN}$$