

**KLASIFIKASI EMOSI MUSIK BERDASARKAN LIRIK
MENGUNAKAN *BIDIRECTIONAL LONG
SHORT-TERM MEMORY (BILSTM)***

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



disusun oleh

MULIANSYAH RASDAKIM

16.11.0815

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2023

**KLASIFIKASI EMOSI MUSIK BERDASARKAN LIRIK
MENGUNAKAN *BIDIRECTIONAL LONG
SHORT-TERM MEMORY (BILSTM)***

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



disusun oleh

MULIANSYAH RASDAKIM

16.11.0815

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2023**

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**KLASIFIKASI EMOSI MUSIK BERDASARKAN LIRIK MENGGUNAKAN
*BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY (BiLSTM)***

yang disusun dan diajukan oleh

Mullansyah Rasdakim

16.11.0815

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 27 Desember 2022

Dosen Pembimbing,



Erni Setiawati, S.Kom., M.Cs.

NIK. 190302231

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

KLASIFIKASI EMOSI MUSIK BERDASARKAN LIRIK MENGGUNAKAN
BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY (BILSTM)

yang disusun dan diajukan oleh

Mullansyah Rasdakim

16.11.0815

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 27 Desember 2022

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302182

Yoga Pristyanto, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302412

Erni Seniwati, S.Kom., M.Cs.
NIK. 190302231

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 27 Desember 2022

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Hanif Al Fatta, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302096

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : **Muliansyah Rasdakim**
NIM : **16.11.0815**

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

Klasifikasi Emosi Musik Berdasarkan Lirik Menggunakan *Bidirectional Long Short-Term Memory (BILSTM)*

Dosen Pembimbing : **Erni Seniwati, S.Kom., M.Cs.**

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian **SAYA** sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini **SAYA** buat dengan **asungguhnya**, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 27 Desember 2022

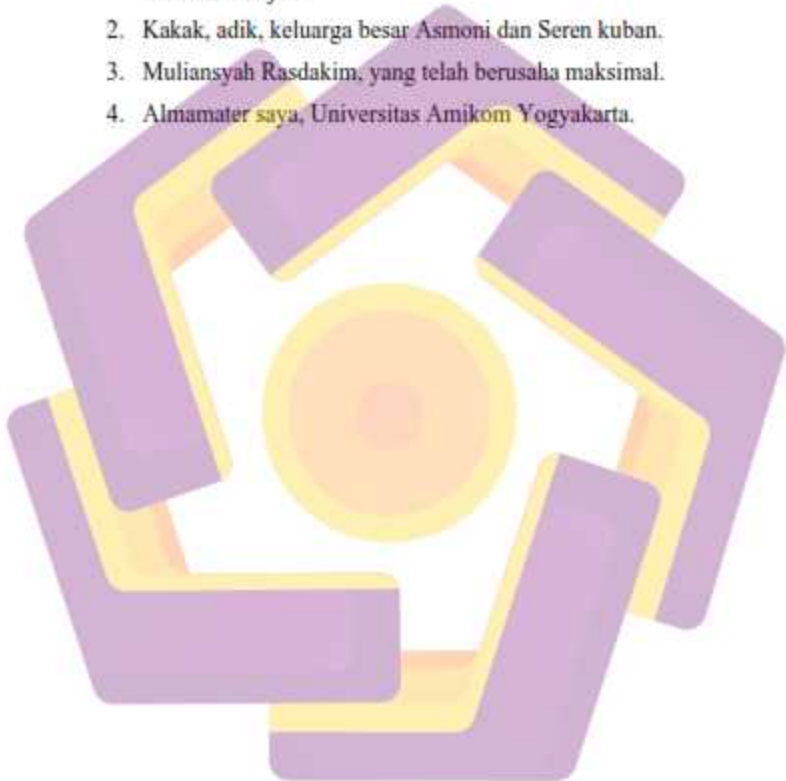
Yang Menyatakan,

Muliansyah Rasdakim

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan kepada :

1. Kedua orang tua saya, Abdul Hakim dan Rasmidah yang selalu mendukung dan memberikan doa serta semangat untuk saya yang tiada lelah mendidik agar selalu mencari ilmu, beribadah, berdoa dan terus menerus belajar.
2. Kakak, adik, keluarga besar Asmoni dan Seren kuban.
3. Muliansyah Rasdakim, yang telah berusaha maksimal.
4. Almamater saya, Universitas Amikom Yogyakarta.



KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirahim, alhamdulillahilahirabil'alamin puji dan syukur tiada henti penulis panjatkan kepada Allah SWT atas barokah, rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul "Klasifikasi Emosi Musik Berdasarkan Lirik Menggunakan *Bidirectional Long Short-Term Memory (BILSTM)*". Skripsi ini disusun untuk memenuhi syarat akademis dalam menyelesaikan Program Studi Strata Satu (S1) pada Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Yogyakarta.

Penyusunan skripsi oleh penulis tentu tidak lepas dari keterbatasan dan kurangnya pengalaman, dalam hal ini penulis banyak mendapat bimbingan, petunjuk, saran dan arahan dari berbagai pihak. Oleh karena itu dengan kerendahan hati dan rasa hormat penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-sebesarannya kepada :

1. Allah SWT atas rahmat, hidayah, serta karunia-Nya yang telah diberikan kepada penulis sehingga Tugas Akhir ini dapat terselesaikan.
2. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, MM. Selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta.
3. Hanif Al Fatta, S.Kom., M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta.
4. Ryan Putranda Kristianto, S.Kom., M.Kom Selaku Dosen wali yang telah menjadi wali saya selama menjadi mahasiswa.
5. Emi Seniwati, S.Kom., M.Cs Selaku Dosen pembimbing yang telah membantu dan mengarahkan peneliti dalam penulisan skripsi ini.
6. Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.D Selaku Dosen Penguji yang telah memberikan petunjuk, serta nasehat dalam ujian skripsi ini.
7. Yoga Pristyanto, S.Kom., M.Eng. Selaku Dosen Penguji yang telah memberikan petunjuk, serta nasehat dalam ujian skripsi ini.
8. Kedua Orang tua penulis, Abdul hakim dan Rasmidah yang selalu mendukung baik dalam doa, biaya, dan kasih sayangnya.
9. Keluarga besar asrama putra provinsi Kalimantan Barat Rahadi Osman I Yogyakarta yang sudah terasa seperti keluarga sendiri saat di perantauan.
10. Teman – teman S1-IF 13 (BCD Class) Universitas Amikom Yogyakarta 2016 dan semua pihak yang telah membantu.

11. Semua individu yang telah membantu peneliti baik dukungan moril, materil, pikiran, dan tenaga dalam penyelesaian tugas akhir ini.

Penulis mendoakan untuk semua pihak yang telah membantu dalam penulisan skripsi ini semoga diberikan balasan dan berkah dari Allah SWT. Penulis sangat menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini untuk itu saran, kritik dan perbaikan yang bersifat membangun sangat diharapkan. Akhir kata Penulis berharap semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Yogyakarta, 27 Desember 2022

Penulis



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xv
DAFTAR ISTILAH	xvi
INTISARI	xvii
ABSTRACT	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Studi Literatur	5
2.2 Dasar Teori	9
2.2.1 Data Mining	9
2.2.2 Emosi	9
2.2.3 Lirik musik	10
2.2.4 <i>Text mining</i>	10
2.2.5 Text processing	11
2.2.6 <i>Stemming Nondeterministic Context (NDETC)</i>	12
2.2.7 <i>Stemming Sastrawi</i>	13

2.2.8	Deep learning	13
2.2.9	Bidirectional Long Short-Term Memory	14
2.2.10	Klasifikasi	17
2.2.11	Confusion matrix	18
2.2.12	<i>Python</i>	20
BAB III METODE PENELITIAN		21
3.1	Pengumpulan Kebutuhan	21
3.1.1	Kebutuhan fungsional	21
3.1.2	Kebutuhan nonfungsional	21
3.2	Alur Penelitian	22
3.2.1	Mengidentifikasi masalah	22
3.2.2	Merumuskan masalah	23
3.2.3	Penentuan tujuan	23
3.2.4	Studi literatur	23
3.2.5	Analisis dan perancangan	23
a.	Pengumpulan data	23
b.	Data selection	24
c.	<i>Preprocessing</i>	25
d.	Pelabelan Data	31
e.	Klasifikasi	32
f.	Perancangan sistem	35
g.	Perancangan antarmuka	37
3.2.6	Pengujian Akurasi	41
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		42
4.1	Implementasi	42
4.1.1	Pengumpulan data	42
4.1.2	<i>Data selection</i>	42
4.1.3	<i>Preprocessing</i>	43
a.	<i>Case folding</i>	44
b.	<i>Cleaning</i>	44
c.	Formalisasi kata	45
d.	<i>Stopword removal</i>	45
e.	<i>Stemming</i>	46

4.1.4	Pelabelan data	46
4.1.5	Klasifikasi	47
a.	<i>Splitting dataset</i>	47
b.	<i>Tokenizing</i>	48
c.	<i>Create model</i>	49
d.	<i>Train model</i>	56
4.2	Hasil dan Pembahasan	63
4.2.1	Hasil akurasi	63
a.	<i>Confusion matrix</i>	63
b.	Perbandingan rata-rata akurasi	69
4.2.2	Hasil klasifikasi	70
BAB V	PENUTUP	78
5.1	Kesimpulan	78
5.2	Saran	79
	Daftar Pustaka	80
	LAMPIRAN	83

DAFTAR TABEL

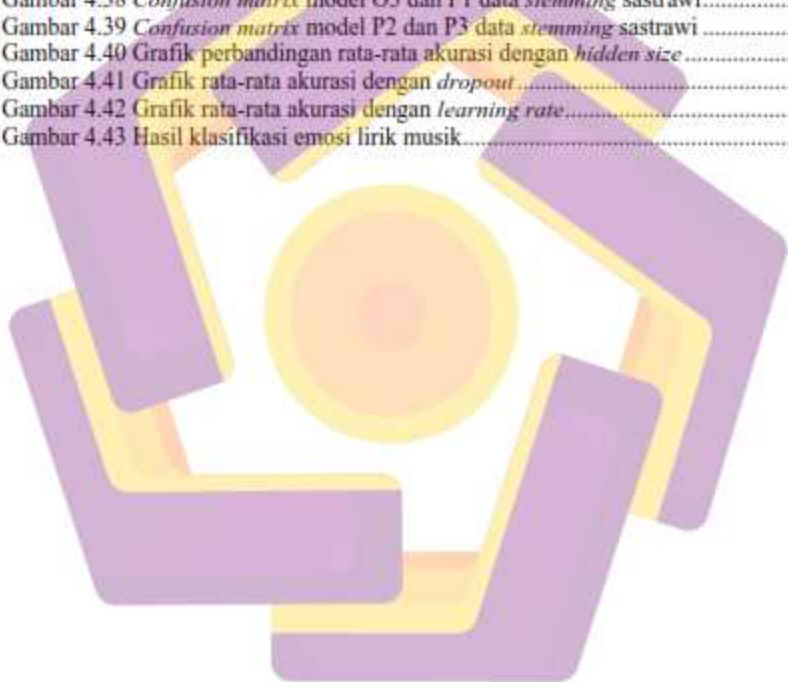
Tabel 2.1 Keaslian Penelitian	7
Tabel 2.2 <i>Confusion Matrix</i>	19
Tabel 3.1 Kata emosi senang dan sedih	31
Tabel 3.2 Skenario Model <i>BiLSTM</i>	34
Tabel 4.1 Hasil Pengumpulan Data	42
Tabel 4.2 Data lirik musik	43
Tabel 4.3 Hasil <i>casefolding</i>	44
Tabel 4.4 Hasil <i>cleaning</i>	45
Tabel 4.5 Hasil formalisasi kata	45
Tabel 4.6 Hasil <i>stopword removal</i>	45
Tabel 4.7 Hasil <i>stemming</i>	46
Tabel 4.8 Contoh implementasi tokening dan padding	48
Tabel 4.9 Hasil uji 12 skenario model <i>BiLSTM</i> data NDETC	68
Tabel 4.10 Hasil uji 12 skenario model <i>BiLSTM</i> data sastrawi	68
Tabel 4.11 Contoh hasil klasifikasi emosi model P2	71
Tabel 4.12 Hasil klasifikasi emosi pada <i>data test</i>	73
Tabel 4.13 Hasil pengujian langsung	75



DAFTAR GAMBAR

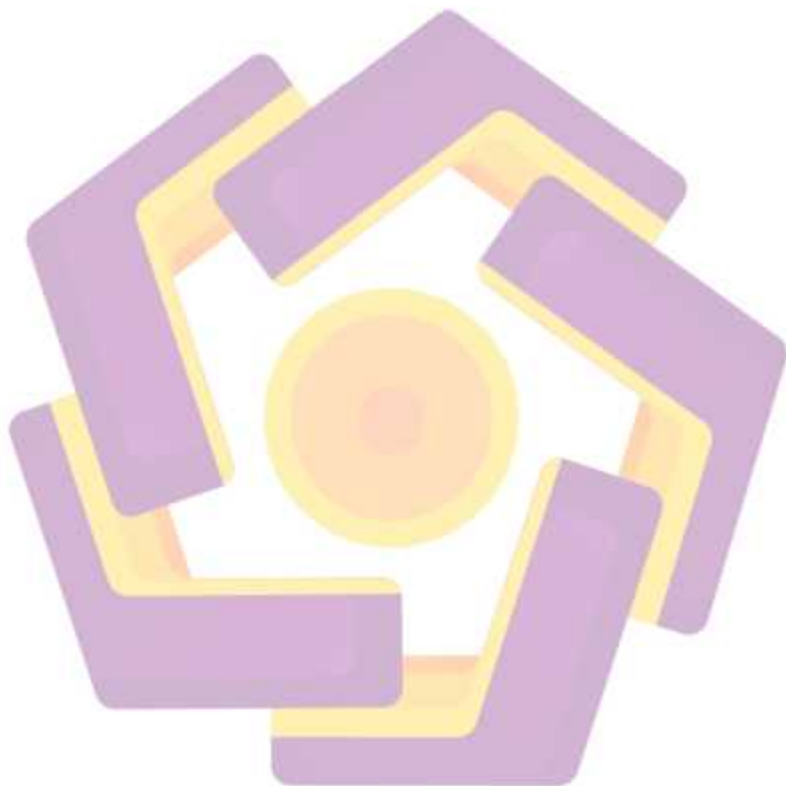
Gambar 2.1 Ilustrasi Arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory.....	14
Gambar 2.2 Struktur unit <i>Long Short-Term Memory</i>	15
Gambar 2.3 Proses Klasifikasi Text	18
Gambar 3.1 Alur Penelitian	22
Gambar 3.2 <i>Selector graph</i> artis <i>Web Scraper</i>	24
Gambar 3.3 <i>Selector graph</i> satu artis <i>Web Scraper</i>	24
Gambar 3.4 Flowchart Proses <i>Data Selection</i>	25
Gambar 3.5 Flowchart <i>preprocessing</i>	26
Gambar 3.6 Potongan lirik musik sebelum <i>preprocessing</i>	26
Gambar 3.7 Potongan lirik musik <i>casfolding</i>	27
Gambar 3.8 Potongan lirik musik <i>cleaning</i>	28
Gambar 3.9 Potongan lirik musik formalisasi kata.....	29
Gambar 3.10 Potongan lirik musik <i>stopword removal</i>	30
Gambar 3.11 Contoh <i>stemming</i> NDETC	30
Gambar 3.12 Potongan lirik musik <i>stemming</i>	31
Gambar 3.13 Tahapan Pembuatan Model.....	32
Gambar 3.14 Tahapan klasifikasi	34
Gambar 3.15 Rancangan Sistem	35
Gambar 3.16 Diagram Alir Proses Data	36
Gambar 3.17 Perancangan Antarmuka Halaman Utama.....	38
Gambar 3.18 Rancang antarmuka halaman <i>data test</i>	39
Gambar 3.19 Rancang antarmuka halaman uji langsung	40
Gambar 3.20 Pengujian akurasi	41
Gambar 4.1 Hasil <i>data selection</i>	43
Gambar 4.2 Cacah data lirik musik	47
Gambar 4.3 Hasil <i>splitting dataset</i> lirik musik.....	48
Gambar 4.4 Arsitektur model M1	50
Gambar 4.5 Arsitektur model M2	51
Gambar 4.6 Arsitektur model M3.....	51
Gambar 4.7 Arsitektur model N1	52
Gambar 4.8 Arsitektur model N2	52
Gambar 4.9 Arsitektur model N3	53
Gambar 4.10 Arsitektur model O1	53
Gambar 4.11 Arsitektur model O2	54
Gambar 4.12 Arsitektur model O3	54
Gambar 4.13 Arsitektur model P1	55
Gambar 4.14 Arsitektur model P2	55
Gambar 4.15 Arsitektur model P3	56
Gambar 4.16 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model M1	57
Gambar 4.17 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model M2	58
Gambar 4.18 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model M3.....	58
Gambar 4.19 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model N1	59
Gambar 4.20 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model N2	59
Gambar 4.21 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model N3	59
Gambar 4.22 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model O1	60
Gambar 4.23 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model O2	60
Gambar 4.24 Grafik <i>accuracy</i> dan <i>loss</i> skenario model O3	61

Gambar 4.25 Grafik accuracy dan loss skenario model P1	61
Gambar 4.26 Grafik accuracy dan loss skenario model P2	62
Gambar 4.27 Grafik accuracy dan loss skenario model P3	62
Gambar 4.28 Confusion matrix model M1 dan M2 data stemming NDETC	63
Gambar 4.29 Confusion matrix model M3 dan N1 data stemming NDETC	64
Gambar 4.30 Confusion matrix model N2 dan N3 data stemming NDETC	64
Gambar 4.31 Confusion matrix model O1 dan O2 data stemming NDETC	64
Gambar 4.32 Confusion matrix model O3 dan P1 data stemming NDETC	65
Gambar 4.33 Confusion matrix model P2 dan P3 data stemming NDETC	65
Gambar 4.34 Confusion matrix model M1 dan M2 data stemming sastrawi	65
Gambar 4.35 Confusion matrix model M3 dan N1 data stemming sastrawi	66
Gambar 4.36 Confusion matrix model N2 dan N3 data stemming sastrawi	66
Gambar 4.37 Confusion matrix model O1 dan O2 data stemming sastrawi	66
Gambar 4.38 Confusion matrix model O3 dan P1 data stemming sastrawi	67
Gambar 4.39 Confusion matrix model P2 dan P3 data stemming sastrawi	67
Gambar 4.40 Grafik perbandingan rata-rata akurasi dengan hidden size	69
Gambar 4.41 Grafik rata-rata akurasi dengan dropout	70
Gambar 4.42 Grafik rata-rata akurasi dengan learning rate	70
Gambar 4.43 Hasil klasifikasi emosi lirik musik	75



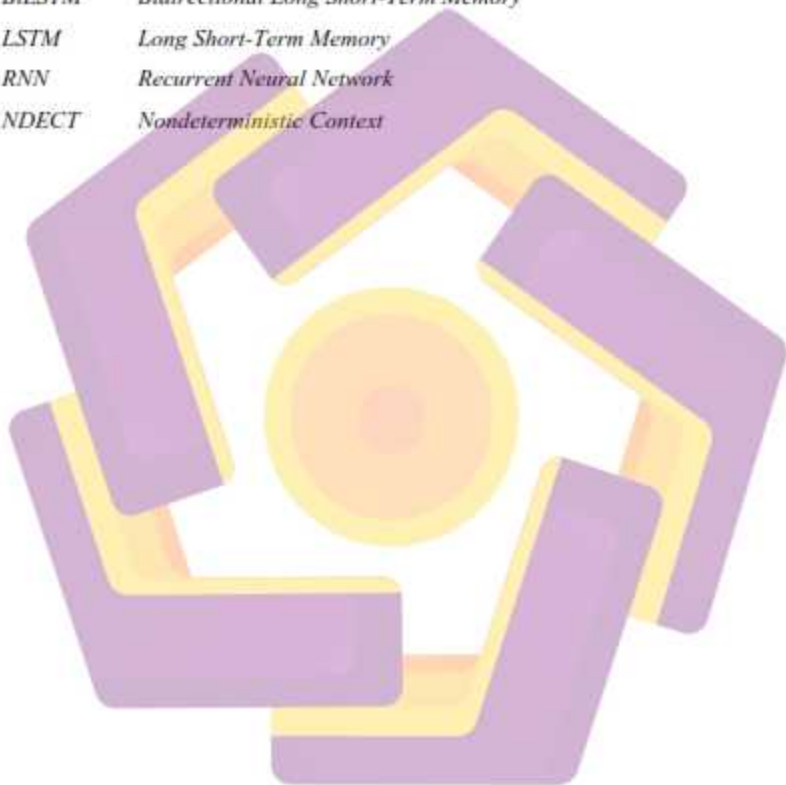
DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Selection	83
Lampiran 2 <i>Preprocessing</i>	85
Lampiran 3 Klasifikasi data <i>stemming NDETC</i>	92
Lampiran 6 Klasifikasi data <i>stemming sastrawi</i>	126
Lampiran 7 Perancangan sistem dan antarmuka halaman utama	155
Lampiran 8 Perancangan sistem dan antarmuka halaman data test.....	166
Lampiran 9 Perancangan sistem dan antarmuka halaman uji langsung	170



DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

\odot	Produk Hadamar
\oplus	Penjumlahan dengan komponen
σ	Fungsi sigmoid
<i>MIR</i>	<i>Music Information Retrieval</i>
<i>BiLSTM</i>	<i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i>
<i>LSTM</i>	<i>Long Short-Term Memory</i>
<i>RNN</i>	<i>Recurrent Neural Network</i>
<i>NDECT</i>	<i>Nondeterministic Context</i>



DAFTAR ISTILAH

<i>Array</i>	struktur data yang terdiri atas elemen atau variabel
<i>Batch size</i>	jumlah sampel yang digunakan dalam pelatihan model disetiap epoch
<i>Data test</i>	data yang digunakan untuk mengukur atau menguji model
<i>Data train</i>	data yang digunakan dalam melatih dan membuat model
<i>Data validation</i>	data yang digunakan saat mengukur model pada setiap epoch
<i>Epoch</i>	jumlah iterasi dari data latih dalam satu tahap untuk melatih model
<i>Preprocessing</i>	tahap pembersihan data sebelum memasuki tahap klasifikasi
<i>Scrapping</i>	ekstraksi atau pengumpulan data
<i>Slang word</i>	ragam bahasa gaul yang bersifat tidak resmi dan tidak baku
<i>Stemming</i>	pengembalian kata berimbuhan ke bentuk kata dasarnya sendiri
<i>Vektor</i>	besaran yang memiliki ukuran dan arah



INTISARI

Setiap tahun aplikasi streaming musik mengalami peningkatan jumlah pelanggan berbayar. Hal ini menjadikan musik sebagai salah satu media yang sangat berpengaruh dalam kehidupan, sehingga membuat kebutuhan dan relevansinya berbanding lurus dengan jumlah peningkatan yang terjadi pada bidang *Music Information Retrieval (MIR)*. Pada bidang *Music Information Retrieval (MIR)* lirik sering kali diabaikan, padahal lirik musik adalah salah satu konten musik yang dapat merangsang emosi pendengar musik dari luar. Namun emosi pada lirik musik terkadang terlihat sangat kompleks dan dapat bermakna ganda. Pendengar musik terkadang membuat sebuah daftar putar musik dengan syarat tertentu, dalam hal ini emosi menjadi salah satu pilihan dari beberapa referensi yang ada seperti genre, artis, dan sebagainya. Penelitian ini akan mengklasifikasikan emosi musik berdasarkan lirik menggunakan *Bidirectional Long Short Memory (BiLSTM)*. *BiLSTM* mempunyai dua lapisan *LSTM* yaitu lapisan *forward* dan *backward*. Arsitektur dari *LSTM* sendiri memiliki tiga mekanisme tiga gerbang yang dapat mengolah *long term dependencies* dan memperbaiki permasalahan *vanishing gradient* pada *recurrent neural network* klasik. Klasifikasi emosi akan terbagi menjadi dua kelas yaitu senang dan sedih. Pembuatan model menggunakan 965 *data train* dan 223 *data validation*, sedangkan untuk pengujian menggunakan 298 *data test*. Hasil penelitian mendapatkan model dengan tingkat akurasi tertinggi adalah model skenario P2 dengan data *stemming Nondeterministic Context (NDETC)*. Model P2 memiliki akurasi sebesar 88,93%, *recall* 88,89%, *precision* 88,28% dan *F1-score* 88,58% dengan parameter *hidden size* 128, *dropout* 0,4 serta *learning rate* 0,001. Pengujian langsung dilakukan dengan 10 data lirik musik yang sudah dilabeli emosi dan dilakukakn pada aplikasi web dengan model *BiLSTM* terbaik yaitu model P2. Hasil dari pengujian langsung mendapatkan nilai akurasi 90%, *precision* 100%, *recall* 83,33% dan *F1-score* 90,91%. Pengklasifikasian emosi pada lirik musik diharapkan dapat menjadi referensi atau tambahan pada penelitian pada bidang musik mendatang, seperti menyatukan fitur audio dan lirik dalam klasifikasi emosi pada musik.

Kata kunci: Klasifikasi, Emosi, Lirik, *BiLSTM*, Pembelajaran Mendalam.

ABSTRACT

Every year music streaming apps experience an increase in the number of paid subscribers. This makes music one of the most influential media in life, thus making its needs and relevance directly proportional to the number of improvements that occur in the field of Music Information Retrieval (MIR). In the field of Music Information Retrieval (MIR) lyrics are often ignored, even though music lyrics are one of the music contents that can stimulate the emotions of music listeners from outside. But the emotions in music lyrics sometimes seem very complex and can have a double meaning. Music listeners sometimes create a music playlist with certain conditions, in this case emotions become one of the choices of several existing references such as genre, artist, and so on. This research will classify musical emotions based on lyrics using Bidirectional Long Short Memory (BiLSTM). BiLSTM has two layers of LSTM, namely forward and backward layers. The architecture of LSTM itself has three three-gate mechanisms that can process long-term dependencies and fix vanishing gradient problems in classic recurrent neural networks. The classification of emotions will be divided into two classes, namely happy and sad. Model creation uses 965 data train and 223 validation data, while for testing it uses 298 test data. The results of the study obtained a model with the highest level of accuracy was the P2 scenario model with Nondeterministic Context (NDETC) stemming data. The P2 model has an accuracy of 88.93%, recall of 88.89%, precision of 88.28% and an F1-score of 88.58% with hidden size parameters of 128, dropout of 0.4 and learning rate of 0.001. Direct testing was carried out with 10 music lyrics data that had been labeled emotions and carried out on a web application with the best BiLSTM model, the P2 model. The results of the live test obtained an accuracy value of 90%, precision 100%, recall 83.33% and an F1-score of 90.91%. The classification of emotions in music lyrics is expected to be a reference or addition to future research in the field of music, such as combining audio features and lyrics in the classification of emotions in music.

Keyword: Classification, Emotions, Lyrics, BiLSTM, Deep Learning