IDENTIFIKASI PERNYATAAN MISOGINI BERDASARKAN KOMENTAR MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY DAN INDOBERT EMBEDDING

SKRIPSI

STEPHANI ULI BASA SILITONGA 201402068



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2025

IDENTIFIKASI PERNYATAAN MISOGINI BERDASARKAN KOMENTAR MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN *BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY* DAN *INDOBERT EMBEDDING*

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah Sarjana Teknologi Informasi

STEPHANI ULI BASA SILITONGA 201402068



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2025

PERSETUJUAN

Judul

: IDENTIFIKASI PERNYATAAN MISOGINI

BERDASARKAN KOMENTAR MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LONG SHORT-

TERM MEMORY DAN INDOBERT EMBEDDING

Kategori

: SKRIPSI

Nama

: STEPHANI ULI BASA SILITONGA

Nomor Induk Mahasiswa

: 201402068

Program Studi

: SARJANA (S-1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas

: ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Medan, 10 Januari 2025

Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2,

Pembimbing 1,

Sarah Purnamawati, S.T., M.Sc.

NIP. 198302262010122003

Umaya Ramadhani Putri Nasution,

S.TI., M.Kom.

NIP. 199104112024062001

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Dedy Arisandi, S.T., M.Kom.

NIP 197908312009121002

PERNYATAAN

IDENTIFIKASI PERNYATAAN MISOGINI BERDASARKAN KOMENTAR MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN *BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY* DAN *INDOBERT EMBEDDING*

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 10 Januari 2025

Stephani Uli Basa Silitonga

201402068

UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan yang Maha Esa atas segala kasih dan karunia-Nya yang telah memampukan penulis dalam menuntaskan skripsi yang berjudul "Identifikasi Pernyataan Misogini Berdasarkan Komentar Media Sosial Menggunakan Bidirectional Long Short-Term Memory dan IndoBERT Embedding" sebagai syarat kelulusan dalam meraih gelar sarjana dalam bidang Program Studi S-1 Teknologi Informasi di Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara. Adapun penuntasan skripsi ini tidak mungkin terwujud tanpa adanya kontribusi yang terlibat dari pihak-pihak di sekitar penulis, baik dalam hal bimbingan, dukungan maupun doa. Oleh karena itu, melalui kesempatan ini penulis hendak mengucapkan terima kasih kepada:

- 1. Keluarga penulis, Ayah Israel Silitonga dan Ibu Bertha Evelina Pasaribu yang selalu dengan senantiasa mendoakan, menyokong, dan menguatkan penulis selama menjalani kehidupan di perkuliahan hingga bisa sampai ditahap penyelesaian skripsi ini.
- 2. Kedua adik laki-laki penulis, Jeremi Togu Silitonga dan Hesekiel Silitonga yang selalu dengan senantiasa mendoakan, menyemangati, dan menghibur penulis.
- 3. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, M.Sc., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.
- 4. Bapak Dedy Arsandi S.T., M.Kom., selaku Ketua Program Studi S-1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 5. Ibu Umaya Ramadhani Putri Nasution, S.TI., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing I dan Ibu Sarah Purnamawati, S.T., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing II yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan dan dukungan, serta kritik dan saran yang membangun, yang telah membantu penulis dalam menyelasikan skripsi.
- 6. Bapak dan Ibu Dosen di Program Studi S-1 Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara, yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan kepada penulis sepanjang masa perkuliahan. Serta Bapak dan Ibu *Staff* di Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.
- 7. Teman-teman penulis semenjak SD, Welni Damanik, Nova Nainggolan, dan Vanessa Napitupulu yang telah memberikan dukungan dan doa kepada penulis.

- Serta, tetap solid dalam mempertahankan dan menjalin hubungan pertemanan hingga saat ini.
- 8. Teman-teman penulis semenjak SMP, Hana Simamora, Septri Tamba, Naomi Napitupulu, Frisca Silaban, Louisa Sirait, dan Sheren Tan yang menyemangati, mendukung, dan menghibur penulis dengan segala agenda dan cerita yang ada.
- 9. Teman-teman penulis semenjak SMA, Elsa Sitompul, Dhea Sianturi, Fromas Simatupang, Hilda Simangunsong, dan Jessica Parapat yang membantu penulis untuk terus termotivasi dan semangat dalam menyelesaikan perkuliahan. Serta, dengan senantiasa mendoakan dan menghibur penulis dengan pembahasan dan keributan mengenai *K-POP* dan hal-hal lainnya yang tiada henti.
- 10. Teman-teman penulis semenjak awal perkuliahan, Kelvin, Kevin, Pretty, Frans, dan Yeftha yang telah saling berbagi suka duka menghadapi kehidupan baik di luar maupun dalam perkuliahan serta kepanitiaan, terlebih masa tugas akhir.
- 11. Teman-teman *Musketeer*, Christine Amanda, Wynne Jovita, dan Atikah Husna yang telah saling berbagi kebahagiaan, saling memberi dukungan dan bantuan selama menghadapi berbagai masalah, baik di luar maupun dalam perkuliahan.
- 12. Teman-teman penulis lainnya, Monica, Retno, Syavira, Fildzah, Jane, Dara, Bobby Manik, Felix, Kevin Bangun, dan Rifqi yang telah membersamai kehidupan huru-hara selama masa perkuliahan.
- 13. Teman-teman Angkatan 2020 Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara, yang tidak dapat penulis ungkapkan satu-satu. Terima kasih telah saling memberi dukungan dan semangat, serta memori baik selama berkuliah.
- 14. Kakak/Abang Senior di Program Studi S-1 Teknologi Informasi yang telah berbagi ilmu dan pengalamannya dalam menjalani masa perkuliahaan.
- 15. Seluruh keluarga dan teman-teman lain penulis yang tak memungkinkan untuk disebut satu per satu, yang juga telah memberi dorongan serta semangat kepada penulis hingga berhasil menyelesaikan skripsi ini.

Medan, 10 Januari 2025 Penulis,

Stephani Uli Basa Silitonga 201402068

ABSTRAK

Dengan adanya anonimitas dalam penggunaan media sosial, para pengguna secara bebas mengunggah konten atau pun pendapat mereka melalui kolom komentar yang tersedia. Oleh karena hal tersebut, tidak jarang ditemukan akun-akun di kolom komentar media sosial yang dengan gamblang mengutarakan kebencian terhadap seseorang, terutama terhadap perempuan atau yang dapat dikatakan sebagai misogini. Akibatnya banyak perempuan merasa resah dan tidak nyaman karena telah menerima komentar yang merendahkan, meremehkan, dan melecehkan mereka. Untuk melakukan pengidentifikasian terhadap akun-akun yang berbuat demikian pun sukar dilakukan mengingat kemungkinan jumlah komentar yang terlalu banyak dan penafsiran makna kalimat pada komentar yang membutuhkan waktu apabila dilakukan secara manual. Sebagai tanggapan atas hal tersebut dibutuhkan suatu pendekatan dalam perancangan sistem yang memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi komentar mengandung pernyataan misogini atau tidak misogini secara lebih efektif. Penelitian ini menerapkan kombinasi metode IndoBERT *Embedding* sebagai word embedding dan algoritma Bidirectional Long Short-Term Memory untuk mengidentifikasi komentar yang memuat pernyataan misogini dan non misogini pada *platform* media sosial. Dalam membangun model tersebut digunakan data komentar sebanyak 4000 data yang diambil dari media sosial Instagram, YouTube, dan X pada penelitian ini. Evaluasi terhadap model yang dibangun menggunakan Confusion Matrix memperlihatkan nilai akurasi sebesar 90%. Berdasarkan hal tersebut dapat dikatakan bahwa gabungan metode IndoBERT Embeddding dan Bidirectional Long Short-Term Memory mampu secara efektif mengidentifikasi komentar yang memuat pernyataan misogini dan komentar yang tidak memuat pernyataan misogini.

Kata Kunci: Misogini, *Bidirectional Long-Short Term Memory*, IndoBERT *Embedding*.

IDENTIFICATION OF MISOGYNY STATEMENTS BASED ON SOCIAL MEDIA COMMENTS USING BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY AND INDOBERT EMBEDDING

ABSTRACT

With the anonymity provided by social media platforms, users are free to upload content or share their opinions through available comment sections. Due to this, it is quite common to encounter accounts in the comment sections that clearly express hatred towards someone, especially towards women, which can be classified as misogyny. Consequently, many women feel distressed and uncomfortable due to receiving comments that belittle, demean, and harass them. Identifying accounts that engage in such behavior is challenging, considering the potential volume of comments and the need for time-consuming manual interpretation of the underlying meaning in comments. In view of this, an approach is needed in system design that has the ability to more effectively identify comments containing misogyny or non-misogyny statements. This study applies a combination of the IndoBERT Embedding method as word embedding and the Bidirectional Long Short-Term Memory algorithm to identify misogyny and non-misogyny comments within social media platforms. The model was developed using 4000 comment samples from social media platforms including Instagram, YouTube, and X. Evaluation of the model using the Confusion Matrix showed an accuracy value of 90%. Considering this, it is feasible to determined that the combination of IndoBERT Embedding and Bidirectional Long Short-Term Memory effectively identifies comments containing misogyny statements as well as those without such statements.

Keywords: Misogyny, Bidirectional Long-Short Term Memory, IndoBERT Embedding.

DAFTAR ISI

PERS	ETUJUAN	iii
PERN	YATAAN	iv
UCAP	AN TERIMA KASIH	v
ABST	RAK	vii
ABST	RACT	viii
DAFT	AR ISI	ix
DAFT	AR TABEL	xii
DAFT	AR GAMBAR	xiii
BAB 1	PENDAHULUAN	1
1.1	Latar Belakang	1
1.2	Rumusan Masalah	4
1.3	Tujuan Penelitian	4
1.4	Batasan Penelitian	4
1.5	Manfaat Penelitian	5
1.6	Metodologi Penelitian	5
1.7	Sistematika Penulisan	6
BAB 2	LANDASAN TEORI	7
2.1	Identifikasi	7
2.2	Pernyataan Misogini	7
2.3	Media Sosial	8
2.4	Long Short-Term Memory	9
2.5	Bidirectional Long Short-Term Memory	11
2.6	Word Embedding	12

2.7	Confusion Matrix	13
2.8	Penelitian Terdahulu	14
2.9	Perbedaan Penelitian	21
BAB 3	ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	22
3.1	Data yang Digunakan	22
3.2	Arsitektur Umum	24
3.2	2.1. Preprocessing	25
3.2	2.2. Word Embedding	31
3.2	2.3. Bidirectional Long Short-Term Memory	34
3.2	2.4. Output	36
3.3	Perancangan Sistem	38
3.3	3.1. Desain Halaman Be <mark>randa</mark>	38
3.3	3.2. Desain Halaman <mark>Training</mark>	39
3.3	3.3. Desain Halama <mark>n Testing</mark>	39
3.3	3.4. Desain Halaman <mark>User Input berupa Teks</mark>	40
3.3	3.5. Desain Halaman U <mark>ser Input berupa Ta</mark> utan	41
3.4	Metode Evaluasi	42
BAB 4	IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	44
4.1.	Implementasi Sistem	44
4.1	1.1. Spesifikasi Perangkat Ke <mark>ras dan</mark> Perangkat Lunak	44
4.1	1.2. Penerapan Desain Antarmuka Pengguna	45
4.2.	Pelatihan Model	52
4.3.	Pengujian Kinerja Model	54
4.4.	Pengukuran Kinerja Model	58
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	61
5.1.	Kesimpulan	61
5.2.	Saran	61

DAFTAR PUSTAKA 62 LAMPIRAN 65



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	17
Tabel 3. 1 Dataset Komentar	23
Tabel 3. 2 Pembagian Train Validation Test	24
Tabel 3. 3 Implementasi <i>Cleaning</i>	26
Tabel 3. 4 Implementasi Case Folding	27
Tabel 3. 5 Implementasi <i>Punctuation Removal</i>	27
Tabel 3. 6 Implementasi <i>Normalization</i>	28
Tabel 3. 7 Implementasi <i>Stopword Remo<mark>val</mark></i>	29
Tabel 3. 8 Implementasi <i>Tokenization</i>	31
Tabel 3. 9 Konversi <i>Token-Index</i>	31
Tabel 3. 10 Ilustrasi <i>Confusion Matrix</i>	43
Tabel 4. 1 Tabel Percobaan Par <mark>ameter Model</mark>	53
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Ki <mark>nerja Mod</mark> el	54
Tabel 4. 3 Perhitungan Data M <mark>engandung Pernyataan M</mark> isogini	59
Tabel 4. 4 Perhitungan Data Tid <mark>ak Mengandung Pernya</mark> taan Miso <mark>gini</mark>	59
Tabel 4. 5 Hasil Pe <mark>rh</mark> itungan Metri <mark>k Evaluasi</mark>	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Komentar Pernyataan Misogini	8
Gambar 2. 2 Komentar Pernyataan Misogini	8
Gambar 2. 3 Arsitektur Umum Long Short-Term Memory	9
Gambar 2. 4 Arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory	11
Gambar 2. 5 Arsitektur BERT	13
Gambar 3. 1 Hasil Embedding terhadap Satu Contoh Kalimat	32
Gambar 3. 2 Vektor <i>Embedding</i> Kata 'Murah' pada Kalimat Misogini	33
Gambar 3. 3 Vektor <i>Embedding</i> Kata 'Murah' pada Kalimat Non Misogini	33
Gambar 3. 4 Flowchart Bidirectional Long Short-Term Memory	34
Gambar 3. 5 Arsitektur Umum	37
Gambar 3. 6 Desain Halaman Beranda	38
Gambar 3. 7 Desain Halaman <i>Training</i>	39
Gambar 3. 8 Desain Halaman <i>Testing</i>	40
Gambar 3. 9 Desain Halaman <i>Text Input</i>	41
Gambar 3. 10 Desain Halaman YouTube <i>Link Input</i>	42
Gambar 4. 1 Tata Muka Halaman Beranda	45
Gambar 4. 2 Tata Muka Halaman <i>Training</i>	46
Gambar 4. 3 Tata Muka Hasil <i>Training</i>	46
Gambar 4. 4 Tata Muka Grafik <i>Loss</i> dan <i>Accuracy</i>	47
Gambar 4. 5 Tata Muka Halaman Testing	47
Gambar 4. 6 Tata Muka Halaman Hasil Proses Testing (Keseluruhan)	48
Gambar 4. 7 Tata Muka Halaman Hasil Proses <i>Testing</i> (Salah Identifikasi)	48
Gambar 4. 8 Tata Muka Evaluasi Model	49
Gambar 4. 9 Tata Muka Halaman <i>Text Input</i>	49
Gambar 4. 10 Tata Muka Hasil Identifikasi Text Input (Non Misogini)	50
Gambar 4. 11 Tata Muka Hasil Identifikasi Text Input (Misogini)	50
Gambar 4. 12 Tata Muka Halaman <i>Link Input</i>	51
Gambar 4. 13 Tata Muka Hasil Crawl dan Identifikasi dari Link Input	51
Gambar 4 14 Tata Muka Rar Chart dan Tombol Unduh	52

Gambar 4. 15 Tata Muka Isi Unduhan <i>File</i>	52
Gambar 4. 16 Tata Muka Grafik <i>Loss</i> dan <i>Accuracy Model</i>	54
Gambar 4. 17 Confusion Matrix	59

xiv



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hingga saat ini, sering ditemukan masyarakat yang menganut paham patriarki di Indonesia. Hal ini membuat misogini masih terus berkembang secara luas seiring dengan perkembangan ideologi tersebut. Misogini sendiri memiliki arti kebencian terhadap perempuan dan pemahaman ini telah melahirkan seorang misoginis. Seorang misoginis memiliki sikap yang memandang bahwa perempuan merupakan pihak yang layak untuk disudutkan, ditindas, dan dieksploitasi, serta mendapat kebencian. Selain hal ini, terdapat juga kebiasaan yang meremehkan dan menomorduakan perempuan, menghina dan mendiskriminasikan perempuan, serta menganggap bahwa perempuan layak dilecehkan dan diberi kekerasan (Lubis, 2021; Maharani, 2022). Tentunya, perilaku ini sudah termasuk kedalam tindakan kekerasan terhadap perempuan dan telah melanggar prinsip HAM terkait kesetaraan dan nondiskriminasi. Meskipun demikian, perilaku ini masih tersebar luas dan bahkan dapat ditemukan di media sosial.

Penggunaan media sosial yang identik dilakukan secara anonim mengakibatkan sering kali ditemukan pernyataan atau unggahan yang tidak berkenan terhadap sesama masyarakat terutama terhadap perempuan. Hal tersebut diperkuat pernyataannya berdasarkan laporan oleh *National Democratic Institute* (National Democratic Institute, 2019), dimana dikatakan bahwa perempuan-perempuan di Kolombia, Kenya, dan Indonesia menjadi yang paling umum mengalami kekerasan secara *online* berupa bahasa yang menghina. Dalam Catatan Tahunan (CATAHU) 2023 (Fuad et al., 2023), Komisi Nasional Anti Kekerasan terhadap Perempuan (Komnas Perempuan) mendapatkan pengaduan kasus Kekerasan Siber Berbasis Gender (KSBG) sebanyak 1.697 kasus yang dimana 869 kasus diantaranya terjadi di ranah publik. Di antara kasus-kasus tersebut, terdapat 383 pelaku merupakan teman korban di sosial media, sementara 304 pelaku merupakan orang asing bagi korban. Selain Komnas Perempuan, terdapat juga catatan pengaduan dari Lembaga Layanan yang menyatakan sebanyak 148 kasus KSBG diantara semua kasus yang diadukan. Banyaknya kasus yang terjadi ini dapat dan telah menimbulkan rasa tidak aman terhadap perempuan dalam menggunakan

teknologi seperti halnya media sosial. Bahkan, beberapa perempuan diantaranya menghentikan sementara aktivitas mereka di media sosial dan terdapat juga yang berhenti secara permanen menggunakan media sosial (National Democratic Institute, 2019).

Hal terkait kekerasan melalui jejaring sosial ini tentunya perlu diamati dan dicermati lebih lanjut karena telah merugikan perempuan, terutama terkait misogini yang menjadi salah satu bentuknya. Akan tetapi, untuk membuktikan suatu pernyataan merupakan misogini atau bukan, diperlukan ketelitian dan pemahaman terhadap setiap konteks kalimat yang ada pada komentar. Tentunya, hal tersebut akan memerlukan waktu yang tidak sedikit untuk membuktikan pernyataannya satu per satu. Sehingga diperlukan suatu pendekatan yang dapat mempermudah proses tersebut.

Pendekatan yang dapat dilakukan ialah dengan melakukan identifikasi pernyataan misogini menggunakan metode pembelajaran mesin. Sebelumnya telah dilakukan beberapa penelitian yang serupa, diantaranya studi dengan judul "Identifikasi Pernyataan Misogini Berbaha<mark>sa Indonesia Ber</mark>dasarkan Komentar Youtube Menggunakan GloVe Embedding dan Random Forest Classifier" (Damanik, 2021). Penelitian tersebut berupa skripsi yang melakukan identifikasi pernyataan misogini yang diinput dalam bentuk dokumen menggunakan algoritma Random Forest (RF) dan GloVe Embedding dengan hasil akurasi 92,5%. Penelitian lainnya berjudul "Misogyny Speech Detection Using Long Short-Term Memory and BERT Embeddings" (Angeline et al., 2022). Studi tersebut melakukan pendeteksian cuitan Twitter terkait misogini dengan menggunakan Logistic Regression (LR), Convolutional Neural Network (CNN), dan Long Short-Term Memory (LSTM), serta TF-IDF, Keras, dan BERT sebagai embedding. Hasil penelitian ini mendapatkan akurasi terbaik sebesar 86,15% melalui LSTM dengan bantuan BERT. Terdapat juga penelitian yang berjudul "Misogynous Text Classification Using SVM and LSTM" (Devi & Saharia, 2020). Penelitian ini melakukan klasifikasi pernyataan termasuk misogini atau bukan dalam dataset berbahasa India dan Inggris menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan ekstrasi TF-IDF, SVM dengan bantuan N-gram, Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), dan LSTM dengan GloVe Embedding. Hasil dari penelitian ini memperlihatkan akurasi terbaik untuk dataset berbahasa India diraih oleh SVM dengan TF-IDF sebesar 87,1% dan Bi-LSTM sebesar 87%, sedangkan untuk dataset berbahasa Inggris diraih oleh Bi-LSTM sebesar 93,4% dan LSTM dengan GloVe sebesar 93,3%

Selanjutnya, terdapat penelitian yang berjudul "Identification of Misogyny on Social Media in Indonesia Using Bidirectional Encoder Representations From Transformers (BERT)" (Tri Wibowo et al., 2023). Dalam penelitian ini, dilakukan identifikasi pernyataan misogini terhadap komentar berbahasa Indonesia yang diambil dari media Instagram dan YouTube. Penelitian ini menggunakan IndoBERT sebagai model dan menghasilkan akurasi sebesar 83.74%. Kemudian, terdapat juga penelitian yang berjudul "Two-Stage Classifier for COVID-19 Misinformation Detection Using BERT: a Study on Indonesian Tweets" (Faisal & Mahendra, 2022). Penelitian dilakukan menggunakan traditional machine learning (NB, SVM, LR, DT, RF, dan XGB) dengan ekstrasi fitur (BoW, TF-IDF, Word2Vec, dan IndoBERT), serta penelitian juga dilakukan menggunakan deep learning (BERT, Bi-LSTM, DNN, dan CNN) dengan IndoBERT Embedding. Hasil penelitian menyatakan bahwa akurasi terbaik diraih oleh Bi-LSTM dengan bantuan IndoBERT sebesar 87,02%.

Ditemukan juga penelitian berjudul "Sentiment Analysis using Bidirectional LSTM Network" (Mahadevaswamy & Swathi, 2023). Penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap 102.975 ulasan dari produk Mobile Electronic pada platform Amazon dengan hanya menggunakan data teks ulasan dan rating bintang sebagai data. Pada penelitian ini, algoritma Bi-LSTM digunakan untuk melakukan analisis sentimen dan menghasilkan akurasi sebesar 91,4%. Selain itu, terdapat penelitian lain yang berjudul "Bidirectional Long Short Term Memory Method and Word2vec Extraction Approach for Hate Speech Detection" (Isnain et al., 2020). Penelitian ini melakukan deteksi terhadap ujaran kebencian berbahasa Indonesia dengan menggunakan LSTM dan Bi-LSTM sebagai algoritma, serta Continuous bag-of-word (CBOW) dan skipgram sebagai ekstrasi fitur. Akurasi tertinggi yang dicapai dalam penelitian ini ialah senilai 96,93% dengan penerapan Bi-LSTM tiga layer.

Dengan mempertimbangkan latar belakang tersebut, penulis memutuskan untuk menggunakan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* dengan bantuan IndoBERT *Embedding* untuk mengembangkan sebuah sistem berbasis web yang dapat melakukan identifikasi terhadap pernyataan-pernyataan misogini yang tersebar di media sosial. Dengan demikian, penulis memberikan judul penelitian ini berupa "IDENTIFIKASI PERNYATAAN MISOGINI BERDASARKAN KOMENTAR MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY DAN INDOBERT EMBEDDING".

1.2 Rumusan Masalah

Kebebasan yang diberikan terhadap pengguna media sosial melalui karakteristik anonimitas dan dalam mengunggah konten telah menjadi salah satu faktor maraknya unggahan yang berisikan hal-hal negatif, termasuk komentar misogini. Dan dalam menyikapi komentar-komentar tersebut, perempuan harus meluangkan banyak waktu untuk dapat memblokir atau melaporkan pengguna yang melakukan pelecehan karena harus memilah mana pernyataan pengguna yang termasuk misogini dan tidak misogini. Hal ini tentunya menyebabkan masyarakat khususnya perempuan merasa cemas dan tidak merasa aman berada di dunia maya maupun dunia nyata. Serta, dapat memberikan dampak negatif terhadap psikis perempuan yang menjadi korban. Dengan demikian, diperlukan pemodelan yang dapat mengidentifikasi suatu komentar mengandung pernyataan misogini atau non misogini tanpa intervensi manual.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun maksud dari penelitian ialah untuk melakukan identifikasi pernyataan yang termasuk kedalam misogini dan tidak termasuk misogini pada komentar di media sosial dengan memanfaatkan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* dan metode IndoBERT *Embedding*.

1.4 Batasan Penelitian

Sebagai upaya dalam menghindari terjadinya penyimpangan dan meluasnya lingkup permasalahan, maka penulis menetapkan beberapa hal yang dibatasi dalam penelitian sebagai berikut.

- 1. Data yang diterapkan berupa komentar yang menggunakan bahasa Indonesia.
- 2. Data *training* yang digunakan merupakan hasil *scrapping* dan *crawling* dari media sosial Instagram, YouTube, dan X.
- 3. Data yang digunakan berupa teks pada dokumen berekstensi .csv
- 4. Identifikasi komentar hanya dilakukan pada kata dan tidak melibatkan pemakaian *hashtag, username,* URL, dan emoji.
- 5. *Output* dari penelitian berupa hasil identifikasi komentar yang diekstrasi dari *link* postingan media sosial YouTube.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini di antaranya:

- 1. Memberi bantuan dalam mengatasi isu terkait kebencian terhadap perempuan.
- 2. Memberikan informasi terhadap pengguna media sosial terkait komentar yang mengandung pernyataan misogini atau non misogini berdasarkan pengidentifikasian yang dilakukan.

1.6 Metodologi Penelitian

Beberapa tahapan yang dikerjakan ialah sebagaimana berikut ini.

1. Studi Literatur

Sebagai tahapan awal dalam penelitian, studi literatur melakukan proses pengumpulan data dan referensi dari berbagai artikel, buku, jurnal, skripsi, serta sumber-sumber lain yang terkait dengan identifikasi, *text processing*, *Bidirectional Long Short-Term Memory*, IndoBERT *Embedding*, media sosial, dan pernyataan yang bersifat misogini.

2. Analisis Permasalahan

Tahapan melakukan penelaahan terhadap literatur terdahulu untuk dapat memahami metode *Bidirectional Long Short-Term Memory* yang akan diintegrasikan dengan IndoBERT *Embedding* dalam mengidentifikasi pernyataan misogini.

3. Perancangan Sistem

Dalam tahapan ini, akan dilaksanakan rancangan dataset, desain antarmuka sistem, dan arsitektur umum yang akan diterapkan dalam penelitian berlandaskan studi literatur dan analisis permasalahan yang telah dilaksanakan sebelumnya.

4. Implementasi

Dalam tahapan ini, seluruh hasil perancangan sistem akan diterapkan untuk membangun sistem yang sesuai dengan tujuan penelitian.

5. Pengujian Sistem

Dalam tahapan ini, dilaksanakan uji coba sistem yang telah dikembangkan untuk memastikan rancangan sistem dan mengetahui tingkat akurasi yang dapat diraih oleh *Bidirectional Long Short-Term Memory* dan IndoBERT *Embedding*.

6. Penyusunan Laporan

Sebagai tahap akhir, penyusunan laporan bertujuan untuk menyusun dokumen terkait dengan keseluruhan proses dan hasil dari penelitian yang telah dilaksanakan.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan penelitian ini dimuat dalam lima bagian utama, antara lain:

Bab 1: Pendahuluan

Sebagai bagian pembuka atau pendahulu sebuah penelitian, bagian ini berisikan latar belakang penelitian yang dilakukan, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab 2: Landasan Teori

Landasan teori menguraikan berbagai teori yang menjadi dasar dalam meningkatkan pemahaman terkait penelitian dan agar mampu menyelesaikan masalah, serta mencapai tujuan penelitian. Bagian ini akan menguraikan mengenai pernyataan misogini, media sosial, serta metode yang digunakan yaitu *Bidirectional Long Short-Term Memory* dan IndoBERT *Embedding*. Selain itu, akan diuraikan juga penelitian sebelumnya yang dijadikan sebagai pedoman dalam penelitian ini, serta teori terkait metode evaluasi *Confusion Matrix*.

Bab 3: Analisis dan Perancangan Sistem

Bagian ini menguraikan analisis masalah penelitian dan perancangan sistem identifikasi misogini berdasarkan komentar media sosial dengan menggunakan *Bidirectional Long Short-Term Memory* dan IndoBERT *Embedding*

Bab 4: Implementasi dan Pengujian Sistem

Bagian ini menguraikan proses penerapan sistem yang telah didesain sebelumnya. Serta, menguraikan hasil pengujian sistem dan pengevaluasian terhadap sistem.

Bab 5: Kesimpulan dan Saran

Sebagai bagian terakhir dari penelitian, bagian ini menyajikan kesimpulan berdasarkan penelitian yang telah diselesaikan dan saran untuk penelitian selanjutnya yang dipaparkan oleh penulis setelah melihat hasil dalam penelitian ini sehingga penelitian di masa depan dapat lebih berkembang.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Identifikasi

Identifikasi dalam KBBI berarti penentu atau penetapan identitas seseorang, benda, dan sebagainya. Secara umum, identifikasi dapat pula dipahami sebagai tindakan yang mengenali, meneliti, dan menemukan serta mencatat informasi guna menentukan atau membedakan suatu entitas dengan entitas yang lain (Nuryanto, n.d.). Dan dalam *machine learning*, identifikasi dapat diartikan sebagai tindakan dimana sistem yang dibangun menggunakan algoritma tertentu menghasilkan model yang mampu mengenali dan menetapkan sesuatu sesuai dengan pola atau kelas yang telah dipelajari dari data (MinTek, 2023).

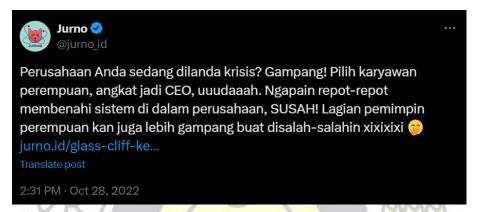
2.2 Pernyataan Misogini

Misogini terbentuk dari dua kata dalam bahasa Yunani, yaitu "misein" yang mengandung makna membenci dan "gynē" yang mengandung makna perempuan (Merriam-Webster, n.d.). Sehingga dapat diartikan bahwa misogini merupakan kebencian terhadap perempuan. Adapun hal yang dapat menggambarkan misogini ini ialah tindakan meremehkan perempuan, kekerasan terhadap perempuan, pelecehan seksual, objektifikasi seksual, diskriminasi perempuan, patriarki, dan male privilege (Srivastava et al., 2017). Dimana biasanya, tindakan-tindakan tersebut dialami oleh perempuan yang dianggap menentang norma, budaya, dan standar yang beredar di lingkungan masyarakat (Pertiwi, 2023). Tindakan misogini ini sendiri dapat ditemukan baik dalam kehidupan virtual atau pun dunia fisik.

Secara nyata atau fisik, tindakan misogini dapat berupa kekerasan fisik terhadap perempuan, melecehkan perempuan melalui tindakan fisik atau pun perkataan/catcalling, merendahkan dan mengucilkan perempuan di lingkungan bermasyarakat (What Is Misogyny?, n.d.). Bahkan, rasa kebencian yang berlebih tersebut dapat menjadi salah satu alasan terjadinya pembunuhan terhadap perempuan

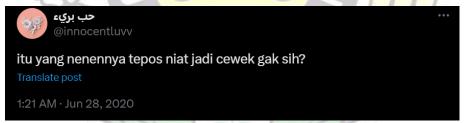
atau yang disebut juga dengan femisida (Hidayah, 2022). Secara *online* atau dunia maya, tindakan misogini dapat berupa perilisian konten video atau gambar tanpa persetujuan dengan maksud merendahkan dan menghina perempuan bersangkutan, serta adanya kolom komentar yang berisikan kalimat cercaan dan melecehkan perempuan di sosial media (*What Is Misogyny?*, n.d.). Kalimat pada komentar tersebut yang disebut dengan pernyataan misogini dan yang akan diteliti pada penelitian ini.

Berikut contoh komentar yang mengandung pernyataan misogini tercantum dalam Gambar 2.1 dan Gambar 2.2.



Gambar 2.1 Komentar Pernyataan Misogini

Komentar pada Gambar 2.1, dikatakan sebagai pernyataan misogini karena mengandung makna yang meremehkan perempuan.



Gambar 2. 2 Komentar Pernyataan Misogini

Komentar pada Gambar 2.2, dikatakan sebagai pernyataan misogini karena mengandung makna yang melecehkan perempuan dan objektifikasi seksual.

2.3 Media Sosial

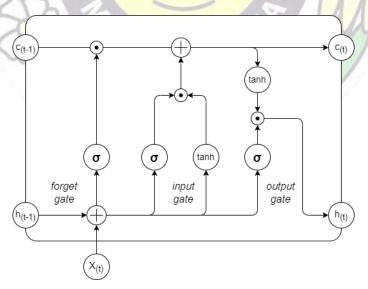
Media sosial adalah ruang *digital* yang memberikan kesempatan terhadap penggunanya untuk melakukan interaksi sosial dan memberi serta menerima informasi atau pun konten hiburan dimana pun para pengguna tersebut selama masih ada jaringan internet. Kehadiran media sosial ini tentunya menjadi marak dikalangan masyarakat seiring perkembangan zaman, terlepas dari dampak positif maupun negatifnya. Terlebih lagi,

media sosial memberikan penggunanya kebebasan untuk mengunggah konten apa pun dan dengan bebas juga dapat menyampaikan pendapat atau komentar secara anonim di media sosial.

Di Indonesia sendiri per Januari 2023 ditemukan sebanyak 167 juta pengguna media sosial, dimana 46,8% diantaranya ialah perempuan dan 53,2% diantaranya ialah lakilaki. Dengan media sosial yang termasuk paling dominan digemari di Indonesia ialah Instagram dan Twitter (X). Kemudian, terdapat YouTube yang termasuk sebagai media sosial dengan jumlah pengguna dan waktu penggunaannya paling banyak di Indonesia (Kemp, 2023). Oleh karena hal tersebut, pada penelitian ini akan digunakan media sosial Instagram, X, dan YouTube sebagai sumber untuk mendapatkan data komentar.

2.4 Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan variasi dari algoritma Recurrent Neural Network (RNN) yang memiliki keunggulan dapat mempertahankan informasi dalam jangka lebih panjang tanpa mengalami error backflow (Angeline et al., 2022). Hal tersebut dapat dilakukan oleh LSTM karena menambahkan CEC (Constant Error Carousels) dengan input dan output gate yang membentuk memory cell (Van Houdt et al., 2020). Adapun arsitektur umum dari Long Short-Term Memory dapat dilihat melalui Gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Arsitektur Umum Long Short-Term Memory

Dalam algoritma *Long Short-Term Memory*, *memory cell* bertindak sebagai akumulator informasi status yang pengoperasiannya dikontrol oleh tiga *gate*, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. *Forget gate* menjadi langkah pertama yang dilakukan

pada algoritma ini. Dimana, *gate* ini yang akan menetapkan informasi apa yang diteruskan ke dalam *cell state* dengan bantuan *sigmoid function*. Untuk perhitungan *forget gate* dapat dilihat melalui persamaan 2.1.

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$$
 (2.1)

Jika *output* yang dihasilkan dari persamaan ini adalah 0, maka informasi akan dilupakan. Namun, jika *output* yang dihasilkan 1 maka informasi berhasil masuk ke dalam *cell state*. Kemudian sebagai langkah kedua, *input gate* akan menentukan informasi mana yang akan disimpan ke dalam *cell state*. *Gate* ini melakukan beberapa perhitungan, diantaranya perhitungan untuk menentukan informasi yang akan diperbaharui dengan bantuan *sigmoid function* dan perhitungan untuk menampung kandidat informasi baru (\bar{C}_t) yang nantinya dapat ditambahkan ke dalam *cell state* dengan menggunakan *tanh*. Pengukuran tersebut dapat dilihat melalui persamaan 2.2 dan 2.3.

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
 (2.2)

$$\bar{C}_t = tanh(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
 (2.3)

Kemudian, nilai inputan lama atau *cell state* lama (C_{t-1}) diperbaharui dengan nilai *cell state* baru (C_t) yang dapat dilihat melalui persamaan 2.4.

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \bar{C}_t \tag{2.4}$$

Setelahnya, proses berlanjut pada *output gate* yang menentukan apa yang akan dijadikan *output*. *Gate* ini melakukan perhitungan untuk menentukan bagian *cell state* yang akan dikeluarkan sebagai *output* dengan bantuan *sigmoid* dan perhitungan untuk menentukan *output* yang akan diteruskan pada *time step* selanjutnya atau disebut *hidden state* (h_t) . Dimana, bagian tersebut dihitung bersama dengan *tanh* untuk menghasilkan *range value* antara -1 dan 1. Perhitungan tersebut dapat dilihat melalui persamaan 2.5 dan 2.6.

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$$
 (2.5)

$$h_t = O_t \odot \tanh(C_t) \tag{2.6}$$

Keterangan:

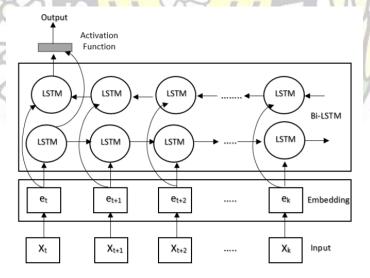
 $h_t = Hidden state$

 $f_t = Forget\ gate$ $h_{t-1} = Hidden\ state\ sebelumnya$ $i_t = Input\ gate$ $x_t = Input\ an\ sekarang$ $W_f, W_i, W_o = parameter\ weight$ $\sigma = Fungsi\ aktivasi\ sigmoid$ $b_f, b_i, b_o = parameter\ bias$

2.5 Bidirectional Long Short-Term Memory

Dalam penerapan *Long Short-Term Memory*, algoritma ini hanya dapat mengumpulkan informasi dari satu arah dengan urutan awal hingga akhir. Hal tersebut mengakibatkan mesin hanya mengetahui informasi dari masa lalu atau konteks sebelumnya. Sedangkan, untuk menganalisis teks, kata-kata lanjutan yang membentuk konteks keseluruhan kalimat mempengaruhi makna kata tersebut dan informasi tersebut tidak dapat dikelola dengan mengandalkan pemrosesan satu arah.

Bidirectional Long-Short Term Memory (Bi-LSTM) adalah algoritma yang mencakup dua layer algoritma Long-Short Term Memory yang memungkinkan proses dilakukan secara dua arah. Dimana, satu layer bertindak sebagai forward layer yang memodelkan konteks sebelumnya dan satu layer lainnya sebagai backward layer yang memodelkan konteks berikutnya. Kedua layer tersebut berkerja dengan menggunakan dua hidden layer terpisah yang output-nya akan digabungkan ke dalam output layer yang sama. Dimana hasil output tersebut menampung informasi dari masa lampau dan masa depan. Adapun arsitektur dari Bidirectional Long Short-Term Memory dapat dilihat melalui Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory (Isnain et al., 2020)

Berikut adalah perhitungan hidden state forward (\vec{h}_t) dan hidden state backward (\vec{h}_t) , serta output akhirnya (y_t) yang tercantum di persamaan 2.7, 2.8, dan 2.9 (Imrana et al., 2021).

$$\vec{h}_t = H(W_{\gamma \vec{h}} x_t + W_{\vec{h} \vec{h}} \vec{h}_{t-1} + b_{\vec{h}})$$
 (2.7)

$$\overline{h}_t = H(W_{x\overline{h}}x_t + W_{\overline{h}\overline{h}}\overline{h}_{t+1} + b_{\overline{h}})$$
 (2.8)

$$y_t = W_{\vec{h}y}\vec{h}_t + W_{\vec{h}y}\overleftarrow{h}_t + b_y \tag{2.9}$$

Keterangan:

 $W_{x\vec{h}}, W_{\vec{h}\vec{h}}, W_{\vec{h}y}$ = parameter weight forward layer

 $W_{x\bar{h}}, W_{\bar{h}\bar{h}}, W_{\bar{h}y}$ = parameter weight backward layer

 $b_{\vec{h}}$ = parameter bias forward layer

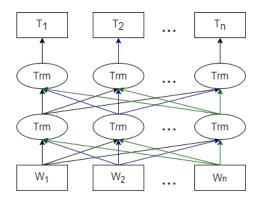
 $b_{\overline{h}}$ = parameter bias backward layer

 b_{v} = parameter bias output

2.6 Word Embedding

Word embedding merupakan teknik yang merepresentasikan inputan teks menjadi vektor numerik. Teknik ini sangat diperlukan karena dapat meningkatkan pemahaman model atas data yang dikelola. Word embedding sendiri terdiri dari tiga kategori, yang pertama yaitu traditional word embedding, dimana representasi vektor dilakukan terhadap kata yang telah melalui pembobotan nilai kata berdasarkan frekuensi kemunculan kata tersebut. Kedua, static word embedding, dimana representasi vektor dilakukan terhadap setiap kata. Ketiga, contextualized word embedding, dimana representasi vektor dilakukan terhadap kata dengan memperhitungkan konteks yang ada pada kalimat (Birunda & Devi, 2020). Berdasarkan pengertian tersebut, dapat dilihat bahwa contextualized word embedding menghasilkan representasi vektor yang lebih baik dibandingkan lainnya karena bersifat dinamis dimana kata yang memiliki banyak arti juga turut memiliki representasi vektor yang berbeda (Angeline et al., 2022).

Salah satu yang termasuk ke dalam *contextualized word embedding* ialah BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*). BERT dikenal sebagai teknik penyematan kata yang memanfaatkan pendekatan dua arah untuk memahami hubungan antar kata dalam dokumen sehingga dapat menangkap makna semantik yang lebih dalam secara efektif (Wang et al., 2019). Berikut arsitektur dari BERT yang tercantum di Gambar 2.5.



Gambar 2. 5 Arsitektur BERT (Wang et al., 2019)

Berdasarkan survei, BERT juga dikatakan sebagai word embedding terbaik yang dapat melakukan berbagai tugas natural language processing, seperti pengklasifikasian teks, prediksi kalimat berikutnya, dan penemuan kesamaan antar teks (Birunda & Devi, 2020). Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan BERT atau lebih spesifiknya IndoBERT sebagai word embedding. Dimana, IndoBERT merupakan model BERT yang dilatih menggunakan situs online, blog, artikel berita, dan teks media sosial yang berbahasa Indonesia. Serta, dapat dikatakan bahwa IndoBERT merupakan model BERT versi Bahasa Indonesia (Faisal & Mahendra, 2022).

2.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan matriks dua dimensi yang setiap kolomnya berisi jumlah data yang diprediksi oleh model dan baris berisi jumlah data sebenarnya untuk setiap kelas. Confusion Matrix mampu menggambarkan dan menganalisis distribusi serta tumpang tindih antara label yang diprediksi salah dan benar dalam satu tampilan (Heydarian et al., 2022). Sehingga dapat dikatakan bahwa Confusion Matrix merupakan rangkuman terkait kinerja model dalam melakukan prediksi terhadap data uji yang labelnya sudah diketahui.

Dalam melakukan perhitungan kinerja klasifikasi model, nilai yang diambil berupa nilai *True Positive*, *False Positive*, *True Negative*, dan *False Negative* dari *Confusion Matrix*. Dimana selanjutnya, nilai tersebut digunakan pada perhitungan metrik *precision*, *recall*, *F-1 score*, dan *accuracy* untuk menghitung kinerja model. *Accuracy* adalah metrik yang menunjukkan seberapa banyak model melakukan klasifikasi yang tepat terhadap data. *Precision* adalah perhitungan yang bertujuan untuk menunjukkan seberapa akurat model dalam memberikan hasil yang relevan dari semua hasil yang diklasifikasi. *Recall* adalah metrik yang bertujuan untuk menunjukkan seberapa baik

model menemukan data yang benar dari semua data yang seharusnya diklasifikasi. *F-1 Score* adalah perbandingan yang dilakukan terhadap *precision* dan *recall* yang bertujuan untuk mengetahui rata-rata keduanya (Angeline et al., 2022). Berikut adalah persamaan sistematis untuk menentukan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang telah disebutkan.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\%$$
 (2.10)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$
 (2.11)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{2.12}$$

$$F1 \, Score = 2 \, \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100\%$$
 (2.13)

2.8 Penelitian Terdahulu

Terdapat berbagai penelitian sebelumnya yang telah melakukan identifikasi pernyataan komentar misogini dan juga yang memanfaatkan *Bidirectional Long Short-Term Memory* sebagai *classifier*, serta pemanfaatan IndoBERT. Penelitian tersebut diantaranya ialah penelitian yang berjudul "*Misogynous Text Classification Using SVM and LSTM*" (Devi & Saharia, 2020). Penelitian ini melakukan klasifikasi pernyataan termasuk misogini atau bukan dalam dataset berbahasa India dan Inggris yang diambil dari komentar YouTube menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstrasi *Term Frequency – Inverse Document Frequency* (TF-IDF), SVM dengan bantuan N-gram, *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM), dan LSTM dengan *GloVe Embedding*. Hasil dari penelitian ini memperlihatkan akurasi terbaik untuk dataset berbahasa India diraih oleh SVM dengan TF-IDF sebesar 87,1% dan Bi-LSTM sebesar 87%, sedangkan untuk dataset berbahasa Inggris diraih oleh Bi-LSTM sebesar 93,4% dan LSTM dengan *GloVe* sebesar 93,3%.

Selain itu, terdapat penelitian yang berjudul "Bidirectional Long Short Term Memory Method and Word2vec Extraction Approach for Hate Speech Detection" (Isnain et al., 2020). Penelitian tersebut melakukan deteksi terhadap ujaran kebencian berbahasa Indonesia di Twitter yang datasetnya diambil dari penelitian (Alfina et al., 2017). Deteksi dilakukan menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM), serta Continuous bag-of-word (CBOW) dan skipgram sebagai ekstrasi fitur dari Word2vec. Penelitian ini mengelola data terlebih dahulu dengan esktrasi fitur dan mendapatkan akurasi terbaik sebesar 93%

dari penggunaan CBOW. Kemudian, penelitian ini juga melakukan *testing* untuk menemukan jumlah *neuron* dan jumlah *epoch* yang terbaik untuk digunakan, serta melakukan *L2 regularization testing*. Setelahnya, penelitian ini melakukan identifikasi menggunakan LSTM, Bi-LSTM dan Bi-LSTM tiga *layer*. Akurasi tertinggi yang dicapai dalam penelitian ini ialah senilai 96,93% melalui penerapan Bi-LSTM tiga *layer*.

Kemudian, terdapat penelitian berupa skripsi yang memiliki judul "Identifikasi Pernyataan Misogini Berbahasa Indonesia Berdasarkan Komentar Youtube Menggunakan GloVe Embedding dan Random Forest Classifier" (Damanik, 2021). Penelitian ini melakukan identifikasi pernyataan misogini dalam komentar berbahasa Indonesia yang diambil dari media sosial YouTube menggunakan algoritma Random Forest (RF) dan GloVe Embedding. Dataset yang diterapkan pada penelitian ini mencakup 600 data, dimana 400 data menjadi data train dan 200 data menjadi data test. Sistem yang dibangun pada penelitian ini meminta pengguna untuk mengunggah file .csv yang berisikan data komentar yang ingin diidentifikasi. Melalui sistem tersebut, dilakukan identifikasi terhadap 200 data test yang telah dikumpulkan sebelumnya dan menghasilkan akurasi sebesar 92,5%.

Penelitian lainnya berjudul "Misogyny Speech Detection Using Long Short-Term Memory and BERT Embeddings" (Angeline et al., 2022). Penelitian tersebut melakukan pendeteksian pernyataan misogini berbahasa Indonesia pada Twitter dengan menggunakan Logistic Regression (LR), Convolutional Neural Network (CNN), dan Long Short-Term Memory (LSTM), serta Term Frequency — Inverse Document Frequency (TF-IDF), Keras, dan Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT) sebagai embedding. Penelitian ini hanya melakukan case folding, data cleaning, normalization, dan tokenization dalam tahap preprocessing-nya. Pada penelitian ini, ditemukan bahwa pemakaian BERT sebagai ekstrasi fitur untuk LR yang merupakan salah satu traditional machine learning menghasilkan akurasi jauh lebih rendah dibandingkan saat LR dikombinasikan dengan TF-IDF. Namun, penelitian ini membuktikan bahwa LSTM yang merupakan deep learning dengan bantuan BERT menghasilkan akurasi terbaik sebesar 86,15%.

Terdapat penelitian lain yang relevan berjudul "Identification of Misogyny on Social Media in Indonesia Using Bidirectional Encoder Representations From Transformers (BERT)" (Tri Wibowo et al., 2023). Dalam penelitian ini, dilakukan identifikasi

pernyataan misogini atau tidak misogini terhadap komentar berbahasa Indonesia yang diambil dari media Instagram dan YouTube. Jumlah data pada penelitian ini sebesar 1.223 dan memiliki distribusi yang tidak seimbang. Untuk tahapan *preprocessing* yang diterapkan pada penelitian ini ialah *data dropping*, *case folding*, *data cleaning*, *normalization*, dan *data stemming*. Kemudian penelitian ini menggunakan IndoBERT sebagai model dengan memanfaatkan model *pre-training*, yaitu *indoBert-base-p2* dari IndoNLU. Model dalam penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 83.74%.

Selain itu, terdapat juga penelitian berjudul "Two-Stage Classifier for COVID-19 Misinformation Detection Using BERT: a Study on Indonesian Tweets" (Faisal & Mahendra, 2022). Penelitian ini melakukan dua tahapan klasifikasi secara pipeline, yaitu tahapan pertama menyaring tweet yang relevan dan selanjutnya tahapan kedua mendeteksi tweet misinformasi. Penelitian dilakukan menggunakan traditional machine learning berupa Naïve Bayes (NB), Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression (LR), Decision Tree (DT), Random Forest (RF), dan XGBoost (XGB) dengan bantuan ekstrasi fitur Bag of Word (BoW) untuk NB dan TF-IDF, Word2Vec, juga IndoBERT untuk SVM, LR, DT, RF, dan XGB. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan deep learning berupa Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT), Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM), Deep Neural Network (DNN), dan Convolutional Neural Network (CNN) dengan esktrasi fitur IndoBERT Embedding. Hasil penelitian menyatakan bahwa akurasi terbaik diraih oleh Bi-LSTM dengan bantuan IndoBERT sebesar 87,02%.

Ditemukan penelitian lain berjudul "Sentiment Analysis using Bidirectional LSTM Network" (Mahadevaswamy & Swathi, 2023). Penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap 102.975 ulasan dari produk Mobile Electronic pada platform Amazon dengan distribusi data sebesar 99.975 untuk pelatihan dan 5.000 untuk pengujian. Analisis sentimen dilakukan dengan hanya menggunakan data teks ulasan dan rating bintang. Algoritma Bidirectional Long Short-Term Memory digunakan dalam penelitian untuk menganalisis sentimen terhadap ulasan produk yang positif dan negatif dengan bantuan text encoder tfds.deprecated.text.TokenTextEncoder dari TensorFlow sebagai word encoding. Model dalam penelitian ini melakukan analisis terhadap 128 ulasan per batch-nya. Dan hasil penelitian ini menyatakan bahwa model yang dirancang memiliki akurasi sebesar 91,4%.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
1.	Maibam Debina	Misogynous Text	2020	Penelitian ini melakukan
	Devi dan	Classification Using		klasifikasi pernyataan
	Navanath	SVM and LSTM		misogini berbahasa
	Saharia			Inggris dan India dengan
				membandingkan
				beberapa model
				algoritma beserta
		-		kombinasi ekstrasi
				fiturnya. Hasil penelitian
	K	7	1	ini menunjukkan bahwa
	DY	FPC		akurasi terbaik untuk
	272	TA EUZ	17	dataset berbahasa India
	25	SY S.	3,0	diraih oleh SVM dengan
	YY		1	TF-IDF sebesar 87,1%
	25	200	1	dan Bi-LSTM sebesar
				87%, sedangkan untuk
	55			data <mark>set</mark> berbahasa
	200	90	N.	Inggris diraih oleh Bi-
	COA	FERA	V	LSTM sebesar 93,4%
	B.	1	1×3	dan LSTM dengan
	6		7	GloVe sebesar 93,3%.
2.	Arnesa Julia	Identifikasi	2021	Penelitian ini melakukan
	Damanik	Pernyataan Misogini		identifikasi pernyataan
		Berbahasa Indonesia		misogini berbahasa
		Berdasarkan		Indonesia dengan
		Komentar Youtube		menggunakan Random
		Menggunakan GloVe		Forest dan GloVe
		Embedding dan		Embedding. Penelitian
		Random Forest		ini menggunakan 600
		Classifier		dataset, dimana 400
				untuk data train dan 200

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu (Lanjutan)

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
				untuk data test. Hasi
				penelitian in
				menunjukkan akurasi
				sebesar 92,5%.
3.	Rizkyta Shainy	Misogyny Speech	2022	Penelitian ini melakukar
	Angeline, Dade	Detection Using Long		identifikasi pernyataan
	Nurjanah, dan	Short-Term Memory		misogini berbahasa
	Hani Nurrahmi	and BERT		Indonesia dengar
		Embed <mark>dings</mark>		membandingkan
	6	SAR		beberapa kombinasi
	Po	NERS	- N	model. Penelitian in
	2	3		ha <mark>nya</mark> melakukar
	6	5/5	J.V	beb <mark>erapa tah</mark> ap berikut
	0	1/0		case folding, data
	150		" "	clean <mark>ing, norm</mark> alization
	7			dan <i>t<mark>oken</mark>izat</i> ion dalam
	200	2	6	pros <mark>es pre</mark> processing
		4		Hasil penelitian in
	C. Y	ERA	1/4	menunjukkan bahwa
	(7		K31	akurasi terbaik diraih
		(C) = 1	12	oleh Long Short-Term
			3	Memory dengan bantuar
				BERT sebesar 86,15%.
4.	Bagas Tri	Identification of	2023	Penelitian ini melakukar
	Wibowo, Dade	Misogyny on Social		identifikasi terhadap
	Nurjanah, dan	Media in Indonesian		komentar berbahasa
	Hani Nurrahmi	Using Bidirectional		Indonesia terkai
		Encoder		pernyataan misogin
		Representations From		dengan menggunakar
		Transformers (BERT)		model IndoBERT yang

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu (Lanjutan)

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
				pre-training, yaitumodel indoBert-base-p2. Hasil penelitian inimenunjukkan bahwa
				akurasi model sebesar 83.74%.
5.	Auliya Rahman	Bidirectional Long	2020	Penelitian ini melakukan
	Isnain, Agus	Short Term Memory		deteksi ujaran kebencian
	Sihabuddin, dan	Method and Word2vec		berbahasa Indonesia.
	Yohanes Suyanto	Extraction Approach		Penelitian ini dilakukan
	DX	for Hate Speech		dengan membandingkan
	2	Detection		LSTM, Bi-LSTM, dan
		2 ATERA	UTP	Bi-LSTM tiga layer. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi terbaik diraih oleh Bidirectional Long Short-Term Memory tiga layer sebesar 96,93%.
6.	Douglas Raevan	Two-Stage Classifier	2022	Penelitian ini melakukan
	Faisal dan	for COVID-19	7/	deteksi misinformasi
	Rahmad	Misinformation	5	terkait COVID-19 yang
	Mahendra	Detection Using		dilakukan dua tahap
		BERT: a Study on		secara pipeline.
		Indonesian Tweets		Penelitian ini dilakukan
				dengan membandingkan
				traditional machine
				learning beserta ekstrasi
				fiturnya dan <i>deep</i>
				learning beserta
				kombinasinya dengan

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu (Lanjutan)

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
				IndoBERT. Hasil
				penelitian ini
				mengindikasikan bahwa
				akurasi terbaik diraih
				oleh Bidirectional Long
				Short-Term Memory
				dengan bantuan
				IndoBERT sebesar
				87,02%.
7.	U. B.	Sentiment A <mark>nalys</mark> is	2023	Penelitian ini melakukan
	Mahadevaswamy	using Bidirectional	The S	sentimen analisis dari
	dan Swathi P.	LSTM Network	10	ulasan produk kategori
	6	5.5	J.	Mobile Electronic pada
	4	1/ ~		platfo <mark>rm</mark> Amazon.
	SD	900		Sentimen analisis
				dilak <mark>ukan</mark> untuk
	300			men <mark>gklasifika</mark> sikan
	D)4	A		ulasan positif dan
	Con	ERA		negatif dengan
	(Z	1	153	memanfaatkan
	V		77	algoritma Bi-LSTM.
			5	Berdasarkan temuan
				penelitian ini,
				Bidirectional Long
				Short-Term Memory
				terbukti sebagai model
				yang efektif dan
				memberikan akurasi
				yang baik, yakni 91.4%.

2.9 Perbedaan Penelitian

Adapun perbedaan yang ada antara penelitian ini dengan yang dikerjakan oleh Damanik (2021) ialah penelitian tersebut melakukan identifikasi misogini terhadap *file .csv* berisi komentar yang diunggah ke sistem, sedangkan penelitian ini akan melakukan identifikasi misogini melalui komentar-komentar yang diekstraksi dari *link* postingan yang diunggah ke dalam sistem. Selain itu, ditemukan pembeda dari penelitian yang dikerjakan oleh Devi & Saharia (2020), Angeline et al. (2022), dan (Tri Wibowo et al., 2023) yang juga membahas identifikasi misogini, yaitu penelitian ini mengintegrasikan *Bidirectional Long Short-Term Memory* sebagai model untuk mengidentifikasi dan IndoBERT *Embedding* sebagai ekstra fitur yang membantu model menganalisis dan mempelajari hubungan kontekstual antar kata dengan lebih baik.



BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Data yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan data berupa komentar-komentar yang diambil dari media sosial Instagram, YouTube, dan X. Adapun proses pengambilan komentar melalui laman Instagram ialah dengan menggunakan library Python yaitu Selenium, dimana library ini dapat melakukan otomatisasi pemakaian sebuah situs sehingga cocok untuk melakukan scrapping komentar. Pada proses pengambilan komentar melalui YouTube, penelitian ini menggunakan YouTube Data API v3 yang memungkinkan dalam mengakses video, daftar putar, dan akun *channel* sehingga hal ini dimanfaatkan untuk mengambil komentar. Proses pengambilan data komentar pada Instagram dan YouTube ini dilakukan terhadap akun selebriti, video gamer, dan jurnalis berjenis kelamin perempuan di Indonesia, serta akun-akun yang menyinggung perempuan. Berbeda halnya dengan proses pengambilan komentar melalui Instagram dan YouTube, pengambilan komentar pada X dilakukan menggunakan beberapa kata kunci tertentu saat mengambil data dengan memanfaatkan library tweet-harvest. Kemudian, komentar-komentar tersebut dipilah dan dikumpulkan ke dalam satu file berformat .csv berdasarkan keterkaitannya dengan topik penelitian ini. Total komentar yang dipilah dan yang hendak dipakai pada penelitian ini ialah sebanyak 4.000.

Dalam dataset yang digunakan pada penelitian ini terdapat kolom *Comment* yang berisikan komentar dari media sosial dan kolom *Label* yang diisi oleh angka 0 untuk menyatakan setiap komentar non misogini dan angka 1 untuk menyatakan setiap komentar misogini. Proses *labelling* ini dilakukan oleh penulis berdasarkan kesesuaian dengan definisi yang telah disampaikan dalam Bab 2. Data yang telah diberikan label inilah yang dijadikan sebagai acuan dalam melatih sistem. Data tersebut dapat diamati melalui Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Dataset Komentar

No.	Comment	Label	
1	RT @tirz_fabz: Jadi intinya laki2 memang lbh dipercaya utk jd	1	
1	pemimpin dibandingkan perempuan	1	
	Kalau saja dulu ibumu terpapar virus pemikiran feminis Child		
2	Free niscaya kamu sekarang tak 23unggal23 Gosah sok²an		
2	Child Free padahal aslinya males ngurus anak Awowkwowkwo	1	
	#feminisindonesia #childfree #ngakakkocak		
3	Pinter bacot ngide doang nih cewe kerjaannya jajan mulu		
3	keluyuran kek lonte	1	
	@AiraNtieReal Artis yg sedikit job nya kalo ngak jdi lonte		
4	pejabat ngak bakal 23ungga apar <mark>temen</mark> dan mobil <mark>Pejab</mark> at kalo	1	
	ngak ngelonte ngak afdol		
	@RadioElshinta Supporter bola club Indonesia yg begini emg		
5	lahir dari 23ungg lonte yg memeknya dipake ribuan kontol Pas	1	
	lahir dulu daripada dib <mark>esarin mending kasih ke</mark> lele	1	
6	Pengen ku kenyot boleh kah??	1	
7	ewe lah cok, ngapain direkam rekam	1	
8	Apa lagi bungkus lalu kentod siapa suruh bodoh jdi cwek	1	
•	42	•	
	ERA		
	6 534/		
3993	Artis yang gak pernah di gosipin aneh ²	0	
	"Jadi buat para perempuan. Puas puasin jalani hidup, jangan		
	buru buru nikah. Penuhi dulu mimpi kalian, kata mama gue		
3994	Menikah itu saat kamu sudah bahagia sendiri jadi saat menikah		
	kalian menikah bukan mencari kebahagiaan tetapi untuk		
	melengkapi."		
3995	Duh gw kalo lagi kek org stress gini suka pengen kosple semi	0	
	lonte gitu		
3996	hidup gue kalo abis nolak cowo kalo ga di ancem ya di katain	0	
3770	lonte https://t.co/CETZTMrpO5	V	

Tabel 3. 1 Dataset Komentar (Lanjutan)

No.	Comment	Label	
3997	"Semua hal didunia ini bisa dilakukan oleh setiap individu tidak		
	hanya perempuan saja atau laki laki saja		
	Stereotype kaya gini harus di hapus		
	Yang jadi pembeda adalah perempuan mempunyai tugas untuk		
	melahirkan dan laki laki memproduksi nah ini ga bisa di		
	wakilkan oleh gender lain sekian"		
3998	Yah saya tau, pertemanan laki-laki dan perempuan sulit sekali		
3990	tanpa melibatkan perasaan lebih.		
2000	6:53 kang sange tapi ekonomi nya kelas bawah, dasar abang"	0	
3999	gaje		
4000	Gimana sih rasanya nonton bokep langsung di depan	0	
	pemainnya?	0	

Dataset yang ditampilkan dalam Tabel 3.1 kemudian dibagi dan dijadikan sebagai data training dan data testing dengan rasio 80:20. Dimana 80% dari dataset merupakan bagian data training dan 20% merupakan data testing. Kemudian data training dipecahkan menjadi data training utama dan data validation dengan rasio 87.5:12.5. Dimana 87.5% dataset merupakan data training utama dan 12.5% merupakan data validation. Sehingga secara menyeluruh dapat dikatakan pembagian dataset ini memiliki rasio data train, data validation, dan data test sebesar 70:10:20. Adapun perincian pemecahan dataset ini tercantum di Tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Pembagian Train Validation Test

Data Tra	Data <i>Testing</i>	
Data Training Utama	Data Validation	Dam Testing
2800	400	800

3.2 Arsitektur Umum

Dalam penelitian ini penulis melakukan serangkaian proses yang di antaranya ialah pengumpulan data, dimana data yang terkumpul akan disimpan ke dalam file berekstensi .csv serta akan dimanfaatkan sebagai bahan untuk pengembangan sistem. Selanjutnya, pemecahan data, dimana dataset yang ada terbagi ke dalam tiga bagian yakni data training, data validation, dan data testing. Data training dilakukan untuk

mengasah model yang digunakan dalam menganalisis data. Data *validation* dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan. Data *testing* dilakukan untuk menguji model. Kemudian, terdapat tahapan *preprocessing* setelah data berhasil dikumpulkan ke dalam tiga bagian. Tahapan ini meliputi *cleaning*, *case folding*, *punctuation removal*, *normalization*, *stopword removal*, dan *tokenization*. Setelah tahapan *preprocessing* ini selesai, tahapan dilanjutkan dengan melakukan representasi kata menjadi vektor menggunakan IndoBERT *Embedding*. Lalu, hasil dari representasi vektor tersebut dijadikan sebagai *input*-an untuk *training* model *Bidirectional Long Short-Term Memory* yang akan menghasilkan suatu pemodelan yang nantinya akan dipakai saat proses *testing*. Hasil akhir dari penelitian ini merupakan pengidentifikasian terhadap pernyataan komentar yang akan diduga sebagai misogini dan non misogini. Berikut adalah penjelasan terkait tahapan-tahapan tersebut.

3.2.1. Preprocessing

Preprocessing merupakan tahapan penting dalam Natural Language Processing (NLP) yang melibatkan pembersihan noise dan inkonsistensi data, serta transformasi data tidak terstruktur menjadi lebih rapi dan terstruktur sehingga dapat mempermudah proses analisis dan meningkatkan akurasi model. Adapun dalam penelitian ini tahapan text preprocessing yang dilakukan diantaranya ialah cleaning, case folding, punctuation removal, normalization, stop word removal, dan tokenization.

3.2.1.1. Cleaning

Pada tahapan ini, dilakukan penghapusan data komentar yang tidak relevan dalam proses identifikasi. Penghapusan tersebut akan dilakukan terhadap emoji, *hashtag*, URL, *username*, atau pun hal lainnya yang tidak diperlukan dalam penelitian. Sehingga dapat meningkatkan keberhasilan identifikasi terhadap suatu pernyataan komentar. Adapun tahapan *cleaning* yang dilakukan terhadap penelitian ini dapat dilihat berdasarkan *pseudocode* yang tertera di bagian bawah ini dengan hasil *cleaning* yang ditampilkan pada Tabel 3.3.

```
FOR EACH row IN dataframe:

# Menghapus Username

row['Comment'] = REPLACE_REGEX(row['Comment'], '@[\w]+', '')

# Menghapus Hashtag

row['Comment'] = REPLACE_REGEX(row['Comment'], '#[\w]+', '')
```

```
# Menghapus Non-ASCII
row['Comment'] = ENCODE_TO_ASCII_DECODE(row['Comment'])
# Menghapus Angka
row['Comment'] = REPLACE_REGEX(row['Comment'], '[\d]+', '')
# Menghapus Karakter Spesial (&,>,CR)
row['Comment'] = REPLACE_REGEX(row['Comment'], '&am|&gt|\\\\\r', '')
# Menghapus Spasi Ekstra
row['Comment'] = REPLACE_REGEX(row['Comment'], '\s+', '''')
END FOR
```

Adapun penerapan *cleaning* dapat dilakukan dengan *regex* (*regular expression*) function yang berguna untuk mencari dan memanipulasi data komentar sesuai dengan informasi yang ditetapkan. Seperti yang tertera pada *pseudocode* di atas, untuk menghapus *hashtag* di setiap karakter yang dimulai dengan tagar '#' dan diikuti oleh karakter lain setelahnya akan dideteksi dan dihapuskan.

Tabel 3. 3 Implementasi Cleaning

Sebelum Implementasi <i>Cleaning</i>	Setelah Implementasi Cleaning	
Perusahaan Anda sedang dilanda krisis?	Perusahaan Anda sedang dilanda krisis?	
Gampang! Pilih karyawan perempuan	Gampang! Pilih karyawan perempuan	
angkat jadi CEO uuudaaah. Ngapain	angkat jadi CEO <mark>uuudaaah</mark> . Ngapain	
repot-repot membenahi sistem di dalam	repot-repot membenahi sistem di dalam	
perusahaan SUSAH! Lagian pemimpin	perusahaan SUSAH! Lagian pemimpin	
perempuan kan juga lebih gampang buat	perempuan kan juga lebih gampang buat	
disalah-salahin xixixixi	disalah-salahin xixixixi	
https://t.co/czv3sNygFc		

3.2.1.2. Case Folding

Tahapan ini melakukan pengubahan seluruh karakter huruf besar yang ada pada data menjadi karakter berhuruf kecil dengan tujuan menyederhanakan karakter pada teks. Dengan melalui tahapan ini pula dimensi data dapat berkurang, karena kata yang sama dengan penulisan huruf besar atau kecil yang berbeda telah dijadikan satu entitas yang sama dengan penyeragaman karakter ini. Adapun tahapan *case folding* ini dapat dilakukan dengan menggunakan *function String lower()*. Hasil proses ini tersedia dalam Tabel 3.4.

Tabel 3. 4 Implementasi Case Folding

Sebelum Implementasi Case Folding	Setelah Implementasi Case Folding	
Perusahaan Anda sedang dilanda krisis?	perusahaan anda sedang dilanda krisis?	
Gampang! Pilih karyawan perempuan	gampang! pilih karyawan perempuan	
angkat jadi CEO uuudaaah. Ngapain	angkat jadi ceo uuudaaah. ngapain repot-	
repot-repot membenahi sistem di dalam	repot membenahi sistem di dalam	
perusahaan SUSAH! Lagian pemimpin	perusahaan susah! lagian pemimpin	
perempuan kan juga lebih gampang buat	perempuan kan juga lebih gampang buat	
disalah-salahin xixixixi	disalah-salahin xixixixi	

3.2.1.3. Punctuation Removal

Pada tahapan ini, dilakukan penghapusan terhadap seluruh tanda baca atau pun simbol yang terdapat dalam data dengan maksud menghilangkan bagian yang tidak diperlukan untuk efisiensi sistem dalam memahami data. Adapun tahapan *punctuation removal* yang diterapkan terhadap penelitian ini dapat diamati melalui *pseudocode* yang tertera di bagian bawah ini dengan hasil *punctuation removal* yang diperlihatkan di Tabel 3.5.

Membuat tabel translasi punctuation

TRANSLATION_TABLE = MAKE_TRANSLATE(PUNCTUATION)

FOR EACH 'row IN' dataframe:

Menghapus Punctuation

row['Comment'] = TRANSLATE(row['Comment'], TRANSLATION_TABLE)

END FOR

Adapun penerapan *punctuation removal* dapat dilakukan dengan menggunakan *String punctuation* untuk mendapatkan *list* tanda baca yang kemudian akan ditranslasi menjadi spasi dengan menggunakan fungsi *translate*. Dimana, penentuan pengubahan karakter tersebut ditampung dalam tabel translasi yang menggunakan fungsi *maketrans*.

Tabel 3. 5 Implementasi *Punctuation Removal*

Sebelum Implementasi	Setelah Implementasi
Punctuation Removal	Punctuation Removal
perusahaan anda sedang dilanda krisis?	perusahaan anda sedang dilanda krisis
gampang! pilih karyawan perempuan	gampang pilih karyawan perempuan
angkat jadi ceo uuudaaah. ngapain repot-	angkat jadi ceo uuudaaah ngapain repot

repot membenahi sistem di dalam perusahaan susah! lagian pemimpin perempuan kan juga lebih gampang buat disalah-salahin xixixixi repot membenahi sistem di dalam perusahaan susah lagian pemimpin perempuan kan juga lebih gampang buat disalah salahin xixixixi

3.2.1.4. Normalization

Tahapan ini melakukan proses normalisasi terhadap setiap kata dalam data. Dimana, kata yang tidak baku atau disingkat dan juga kata yang penulisannya salah akan diubah menjadi kata yang sesuai dengan kaidah bahasa yang lebih baik. Dengan demikian pengolahan data menjadi lebih sederhana dan data komentar dapat memiliki makna yang konsisten. Kamus baku yang dipakai pada penelitian ini disusun berdasarkan kata yang ditemukan tidak baku pada dataset. Adapun tahapan *normalization* ini dapat dilihat berdasarkan *pseudocode* berikut dengan hasil yang ditampilkan pada Tabel 3.6.

Memuat file kamus kata baku dan slang
LOAD CSV FILE 'kamus_baku.csv' INTO 'normal_data'

Membuat variabel yang menampung pengubahan kata slang menjadi normal
CREATE 'dict_normal' FROM 'normal_data' WHERE KEY='slang' AND
VALUE='normal'

Memecah komentar menjadi kata
SPLIT 'comment' INTO 'words'
FOR EACH 'word' IN 'words'

Menormalisasi Pernyataan Komentar
REPLACE 'word' WITH 'dict_normal'
JOIN 'words' INTO 'comment'
RETURN 'comment'

Tabel 3. 6 Implementasi *Normalization*

Sebelum Implementasi Normalization	Setelah Implementasi Normalization
perusahaan anda sedang dilanda krisis	perusahaan anda sedang dilanda krisis
gampang pilih karyawan perempuan	gampang pilih karyawan perempuan
angkat jadi ceo uuudaaah ngapain repot	angkat jadi ceo sudah mengapai repot
repot membenahi sistem di dalam	repot membenahi sistem di dalam
perusahaan susah lagian pemimpin	perusahaan susah lagian pemimpin

perempuan kan juga lebih gampang buat	perempuan kan juga lebih gampang buat
disalah salahin xixixixi	disalah salahin xixixixi

3.2.1.5. Stopword Removal

Dalam tahap ini, diterapkan penghapusan terhadap kata-kata yang keberadaannya tidak mengandung arti khusus dan tidak mempengaruhi makna pada data. Dalam penerapan stopword removal ini, penulis menggunakan library Sastrawi yang menyediakan daftar stopword berbahasa Indonesia. Serta, terdapat tambahan kata stopword yang penulis sesuaikan dengan data penelitian, seperti 'awowkwowkwo', 'njrr', 'slur', 'chuaksss', 'bjirrrr' dan sebagainya yang disimpan dalam file stopword.csv. Adapun pelaksanaan stopword removal yang dilakukan terhadap penelitian ini dapat dilihat berdasarkan pseudocode yang tertera di bagian bawah ini dengan hasil stopword removal ditampilkan pada Tabel 3.7.

Memuat stopword tambahan dan stopword dari Sastrawi

LOAD CSV FILE 'stopword.csv' INTO 'extra stopword'

LOAD default stopwords FROM Sastrawi INTO 'ori stopword'

Menggabungkan kedua stopword

UNION 'ori stopword' WITH 'extra stopword' INTO 'data stopword'

Mempertahankan kata-kata tertentu pada komentar

REMOVE 'boleh', 'begitu', 'tidak', 'dalam', 'sampai', 'ada', 'harus', 'daripada',

'pasti', 'sudah', 'kenapa' FROM 'data stopword'

Membuat Stopword Remover

CREATE StopwordRemover USING 'data stopword'

Menghapus Stopword

APPLY StopwordRemover TO 'comment'

RETURN 'comment'

Tabel 3. 7 Implementasi Stopword Removal

Sebelum Implementasi	Setelah Implementasi
Stopword Removal	Stopword Removal
perusahaan anda sedang dilanda krisis	perusahaan sedang dilanda krisis
gampang pilih karyawan perempuan	gampang pilih karyawan perempuan
angkat jadi ceo sudah mengapai repot	angkat jadi ceo mengapai repot repot

repot membenahi sistem **di** dalam perusahaan susah lagian pemimpin perempuan kan juga lebih gampang buat disalah salahin **xixixi**

membenahi sistem dalam perusahaan susah lagian pemimpin perempuan kan lebih gampang buat disalah salahin

3.2.1.6. Tokenization

Tahapan ini melakukan pemisahan kalimat menjadi kata tunggal yang diumpamakan sebagai token. Dalam penerapan tokenization ini, penulis menggunakan Hugging Face Transformers Library untuk menginisiasi tokenizer dan juga model IndoBERT. Inisiasi tokenizer dalam tahapan ini ialah dengan menggunakan tokenizer yang telah dilatih sebelumnya untuk model IndoBERT. Dan sebelum tahapan tokenisasi dimulai, di setiap awal kalimat akan ditambahkan token khusus berupa [CLS] dan di akhir kalimat ditambahkan token [SEP]. Setelahnya ditambahkan juga token padding untuk menyamakan panjang kalimat. Hal tersebut dilakukan untuk membantu model IndoBERT. Adapun pelaksanaan lebih lanjut tokenization dalam penelitian ini dapat dilihat pada pseudocode yang tertera.

```
LOAD 'AutoTokenizer' FROM PRETRAINED 'indobert-base-p1' INTO 'tokenizer'
DEFINE FUNCTION 'tokenization(comment: string, max length: integer = 512)':
   # Menambahkan Token Khusus
   SET 'add token' = CONCAT '[CLS]', 'comment', '[SEP]'
   # Melakukan Tokenization
   SET 'tokenization' = APPLY 'tokenizer.tokenize' INTO 'add token'
   # Memuat Segment
   SET 'segments' = LIST OF 1 WITH LENGTH OF 'tokenization'
   # Konversi Token ke Index
         'index token' = APPLY 'tokenizer.convert tokens to ids'
                                                                     INTO
'tokenization'
   # Menambahkan Padding
   IF LENGTH OF 'index token' < 'max length':
      SET 'padding length' = 'max length' - LENGTH OF 'index token'
      APPEND 'padding length' ZEROS TO 'index token'
      APPEND 'padding length' ZEROS TO 'segments'
   RETURN 'index token'
```

Setelah dilakukan *tokenization* terhadap kalimat dengan tambahan token khusus dan menghasilkan token berupa kata tunggal, proses dilanjutkan dengan pengubahan token menjadi representasi numerik. Hasil dari proses ini terlihat di bagian Tabel 3.8 dan Tabel 3.9.

Tabel 3. 8 Implementasi Tokenization

Sebelum Implementasi Tokenization	Setelah Implementasi Tokenization	
perusahaan sedang dilanda krisis	[CLS], perusahaan, sedang, dilanda,	
gampang pilih karyawan perempuan	krisis, gampang, pilih, karyawan,	
angkat jadi ceo mengapai repot repot	perempuan, angkat, jadi, ceo, mengapa,	
membenahi sistem dalam perusahaan	##i, repot, repot, membenahi, sistem,	
susah lagian pemimpin perempuan kan	dalam, perusahaan, susah, lagian,	
lebih gampang buat disalah salahin	pemimpin, perempuan, kan, lebih,	
COUNTE	gampang, buat, disalah, salah, ##in,	
200	[SEP] [PAD]	

Tabel 3. 9 Konversi Token-Index

Sebelum Konversi ke <mark>Index</mark>	Sesudah Konversi ke Index	
[CLS], perusahaan, sedang, dilanda,	[2, 742, 829, 18850, 6136, 5117, 959,	
krisis, gampang, pilih, <mark>karyawan,</mark>	2860, 1747, 6845, 472, 14496, 2360,	
perempuan, angkat, jadi, ceo, mengapa,	30356, 7047, 7047, 2 <mark>3596, 73</mark> 7, 112, 742,	
##i, repot, repot, membenahi, sistem,	3684, 21250, 2784, <mark>1747</mark> , 951, 216, 5117,	
dalam, perusahaan, susah, lagian,	968, 16550, 427, 17, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,	
pemimpin, perempuan, kan, lebih,	0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0	
gampang, buat, disalah, salah, ##in,	0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0	
[SEP] [PAD]	0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0	
	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,]	

3.2.2. Word Embedding

Word embedding merupakan proses yang bertujuan untuk memodifikasi data ke bentuk vektor numerik. Dalam tahapan ini, penulis menggunakan model BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) versi Bahasa Indonesia yang disebut dengan IndoBERT sebagai embedding. Model ini diambil dari library yang sama dengan tahapan tokenization, yaitu indobert-base-pl dari Hugging Face Transformers Library.

Representasi input yang dibangun oleh BERT merupakan penjumlahan dari token embedding, segmentation embedding, dan position embedding (Angeline et al., 2022). Token embedding merupakan input yang dihasilkan pada tahapan tokenisasi yang telah dilakukan sebelumnya menggunakan AutoTokenizer dan diubah ke dalam bentuk indeks. Setelahnya, melalui segmentation embedding dilakukan konversi nomor kalimat menjadi vektor. Pada penelitian ini dalam upaya membedakan bagian kalimat, konversi dilakukan dengan memberikan nilai tetap pada segment berupa 1 karena hanya terdapat satu kalimat dalam inputan. Kemudian melalui position embedding posisi kata dalam kalimat diubah menjadi vektor (Kurniasih & Parningotan Manik, 2022). Dalam penelitian ini, tahapan IndoBERT juga menerapkan attention mask untuk membantu efisiensi model dengan mengelola token yang valid bernilai 1 dan mengabaikan token padding bernilai 0 (Angeline et al., 2022). Selanjutnya, IndoBERT menghitung nilai rata-rata terhadap seluruh token dalam kalimat dan menghasilkan representasi vektor numerik berdimensi 768 yang nantinya akan digunakan sebagai data input terhadap algoritma Bidirectional Long Short-Term Memory. Hasil embedding tersebut dapat dilihat sebagai berikut melalui contoh kalimat "murahan sekali bro harga diri wanita ternyata lebih murah daripada harga motor kasihan besok bakal calon suami nya" yang tertera dalam Gambar 3.1.

> [0.2944360375404358, 0.4688284397125244, -0.05580390244722366, 0.338185578584671, 0.1559605598449707, 0.6361159682273865, -0.8182188868522644, 0.5896438956260681, 0.16740861535072327, 0.27142173051834106, -1.0100479125976562, -0.14406591653823853, 0.39222031831741333, 0.5082265734672546, 0.37301573157310486, -0.3773360550403595, 0.6127313375473022, 0.583882212638855, 0.08457474410533905, 0.1713087260723114, -0.21430227160453796, -1.2280431985855103, -0.659153938293457, -0.46332836151123047, -0.7963627576828003, 0.8520631790161133, 0.6669076085090637, -0.2651973366737366, -1.2538118362426758, 0.7125016450881958, -0.5165520906448364, 0.06922135502099991, 0.41132235527038574, 0.23818083107471466, -0.3141500949859619, -0.9750879406929016, 0.16433370113372803, 1.128466248512268, -0.34635835886001587, 0.7692850232124329, 0.2353179007768631, 0.10348467528820038, -0.09874095022678375, -0.35219818353652954, 0.6011409163475037, -0.33472728729248047, 0.06635256111621857, -0.8168107271194458, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011409163475037, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.6011641647, -0.60116470.002257132437080145, 1.583011269569397, -0.29906269907951355, -0.3781459927558899, .9248673915863037, -0.035639531910419464, 0.20873522758483887, -0.11962155997753143, -0.7165272831916809, 0.23863165080547333, -0.3308861255645752, -0.48075103759765625, $1.1340590715408325, \, 0.8192136883735657, \, -0.5848682522773743, \, 0.30772364139556885, \, -0.5848682522773743, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737443, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.58486825227737444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.584868252277444, \, -0.5848668252277444, \, -0.5848668252444, \, -0.584866644, \, -0.584866644, \, -0.5848664, \, -0.58486664, \, -0.5848664, \, -0.5848664, \, -0.5848664, \, -0.584866, \, -0.584866, \, -0.584866, \, -0.584866$ 0.6851749420166016, -0.4618600904941559, 0.1758824586868286, -0.12718982994556427, ...]

Gambar 3. 1 Hasil Embedding terhadap Satu Contoh Kalimat

IndoBERT termasuk ke dalam *contextualized word embedding* yang melakukan pengubahan kata menjadi vektor berdasarkan konteks kalimat yang ada (Birunda &

Devi, 2020). Hal tersebut dapat diperlihatkan melalui hasil representasi vektor untuk kata "murah" pada kalimat "murahan sekali bro harga diri wanita ternyata lebih murah daripada harga motor kasihan besok bakal calon suami nya" dan "walaupun harganya murah kualitasnya tidak murahan inilah hp infinix termurah kamera belakang beresolusi kak esatuid" yang tampak dalam Gambar 3.2 dan 3.3.

```
[tensor([-4.8876e-01, 2.7092e-01, -9.2827e-01, 1.0512e+00, -2.1783e+00,
        7.3354e-01, 2.3975e+00, -9.2796e-01, 3.5817e-01, 1.3164e+00,
        -1.6814e+00, -8.6718e-02, 2.0932e-01, 4.4802e-02,
                                                           3.1519e-01,
        6.5024e-01, 1.3963e+00, 1.9486e+00, -1.1527e+00, 2.1474e-01,
        -3.6429e-01, -5.8407e-01, 1.7333e-01, -8.7297e-01, 9.0318e-01,
        7.6464e-01, 1.5441e+00, -5.9453e-01, -3.4707e-01, -1.5495e+00,
        -1.2670e+00, -9.2917e-01, 1.1989e+00, 7.3391e-01, -2.2236e+00,
        2.4406e+00, -9.2028e-01, 7.6476e-01, 8.4563e-01, -8.5914e-01,
       -1.5821e+00, 7.1499e-01, -2.0600e+00, 3.9057e-01, -8.1467e-01,
                                                          5.4348e-01,
        1.6390e+00, -1.9338e+00, -9.3244e-01, 1.1024e+00,
       -1.0498e+00, -1.4920e-01, 3.0059e-01, 5.2794e-01, 5.1765e-01,
        1.1473e+00, 1.5779e+00, -1.8911e+00, 1.0213e-01, 7.8070e-01,
        3.1527e-01, 8.8148e-01, 8.1711e-01, 4.9748e-01, -2.9057e-01,
        1.8988e-01, -3.7899e-01, -6.0557e-01, 5.5608e-01,
                                                          2.7951e-01,
        5.7637e-01, 5.9013e-01, 2.2762e+00, -1.1395e+00,
                                                           3.1593e-02.
                                                          1.1997e-01.
       -2.0327e+00, 7.6067e-01, 1.5825e+00, 1.4998e+00,
                                                          2.9406e+00,
       -3.7542e-01, -1.9424e-01, -1.0033e+00, -4.3423e-02,
        4.7927e-01, -8.2923e-02, -2.3056e-01, -4.4179e-01, -4.2893e-01,
        -6.9468e-01, -7.1767e-01, 2.7889e-01, 1.1141e-01, -1.3736e+00,
        1.7952e-01, 6.6201e-01, -9.6008e-01, -6.3763e-02, -1.9908e+00,
        -2.1157e+00, 3.6606e-01, -9.1795e-02, -2.2942e-02, 9.1095e-01,
        6.7036e-01, 1.1966e-02, 6.6400e-01, 1.2142e+00, -2.5951e+00,
        -4.2435e-01, -6.1602e-01, -3.1955e-01, 8.1684e-01,
                                                           9.3263e-01,
        3.1873e-02, -4.3677e-02, -2.0828e+00, 1.9747e+00,
                                                           3.4669e-01,
        2.8624e-01, 5.0471e-01, -1.0661e+00, -1.4436e+00, -5.2910e-01,
        3.8696e-01, -1.6901e+00, -1.5649e-01, -3.9971e-01, 9.9105e-01,
        -1.3336e+00, 1.2581e+00, 6.1416e-01, 1.5169e+00, 1.7181e+00,
        1.5147e+00, -4.8369e-01, -4.9794e-01])]
```

Gambar 3. 2 Vektor Embedding Kata 'Murah' pada Kalimat Misogini

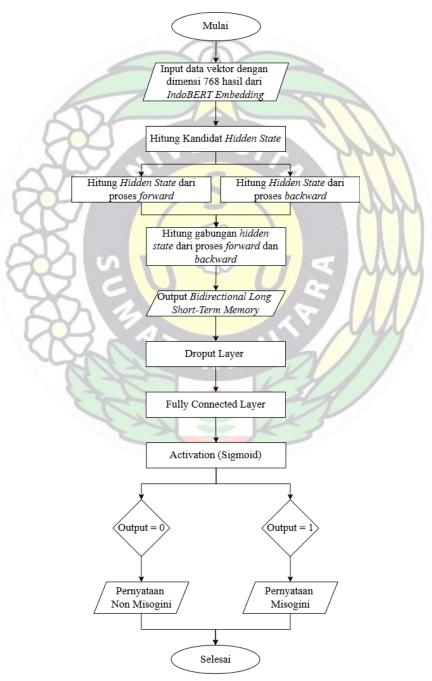
```
[tensor([-5.9621e-01, 4.2042e-02, -6.1148e-01, -2.6801e-01, -1.1934e+00,
        2.3161e-01, 5.5501e-01, -1.1685e+00, -1.9060e-02,
                                                           5.5049e-01.
       -1.0944e+00, -6.8246e-01, -3.2710e-01, -5.2699e-01, -3.5872e-01,
       -6.6991e-01, 7.9063e-01, 1.8935e+00, 6.6968e-01, 6.0482e-01,
                                                          7.9852e-01,
        4.5196e-01, -1.3049e-01, 9.9969e-01, 2.7715e-01,
       -1.3744e+00, -7.4482e-01, 8.7516e-01, 9.8930e-01, -9.4017e-01,
       -1.0502e+00, 1.0241e+00, 8.4876e-01, 1.1154e+00, -4.4016e-01,
        1.0839e+00, 1.3472e-01, 1.2712e+00, 9.5931e-01, -1.0181e-01,
       -7.9244e-01, -6.3734e-01, -9.5059e-01, 3.3535e-02, -1.2101e+00,
        1.7417e+00, -6.8041e-01, 5.7295e-01, 5.0020e-02, -1.0283e-01,
       -1.4628e+00, 1.0545e+00, -3.8015e-01, -2.0965e-01,
                                                          5.4881e-01.
                                                          6.8161e-01,
        1.7280e+00, 2.1283e+00, -1.5318e+00, 8.6635e-01,
       -6.6059e-01, 6.4740e-01, 4.7330e-01, 3.7560e-01,
                                                          8.2501e-01,
       -3.4436e-01, 3.9222e-01, -1.0197e+00, -9.3059e-01,
                                                           6.8268e-01,
        4.4038e-01, 3.6068e-01, 2.4566e+00, -1.2889e+00, 7.7574e-01,
       -8.8140e-01, -6.5688e-01, 1.8721e-01, 1.0723e+00,
                                                          -3.8179e-02.
        2.9979e-01, -1.3317e+00, -1.4485e+00, -8.4573e-02, 3.1626e+00,
       -2.0872e+00, -1.3775e-01, 1.5209e-01, -3.8016e-01,
                                                          2.3047e-01,
        4.7830e-01, 1.0657e+00, 4.6074e-01, -7.8930e-01, -7.0228e-01,
        9.7844e-01, 3.6853e-01, -2.6667e-01, -8.9810e-01, -2.1237e+00,
                                                          8.6881e-01,
       -1.1811e+00, -5.3067e-01, 2.5347e-01, -1.6415e-01,
        6.3493e-01, -2.8991e-01, -5.4246e-02, 6.2343e-01, -1.0129e+00,
       -8.7071e-02, -3.5647e-01, -8.6130e-01, -1.8195e+00, -1.5590e-01,
        3.5267e-01, 1.3593e+00, -2.5828e+00, 1.3178e+00, 5.4815e-01,
        8.7833e-01, -2.3482e-01, 3.4404e-01, -1.9300e+00, -5.4584e-01,
        4.1003e-01, -9.3105e-01, 1.0360e+00, 2.4198e-01, 5.8542e-01,
       -1.8745e+00, -1.6422e-01, 2.7287e-01,
                                             4.8296e-01, 2.7479e+00,
        9.3037e-01, -6.4349e-01, -8.0407e-01])]
```

Gambar 3. 3 Vektor *Embedding* Kata 'Murah' pada Kalimat Non Misogini

Berdasarkan hasil *embedding* di atas dapat dilihat representasi vektor dari kata yang sama dapat berbeda oleh karena pemaknaan kata tersebut di dalam kalimat. Hal ini tentunya dapat meningkatkan pemahaman model menjadi lebih baik terhadap data.

3.2.3. Bidirectional Long Short-Term Memory

Penelitian ini membangun model dengan menerapkan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory*. Adapun proses pengembangannya tersedia pada *flowchart* yang dapat diperhatikan dalam Gambar 3.4.



Gambar 3. 4 Flowchart Bidirectional Long Short-Term Memory

Alur kerja pada lapisan *Bidirectional Long Short-Term Memory* dalam Gambar 3.4 dapat diuraikan di bawah ini.

- 1. Pada langkah awal, proses ini dimulai dengan menggunakan hasil vektor IndoBERT *embedding* berdimensi 768 sebagai data input terhadap lapisan *Bidirectional Long Short-Term Memory*.
- 2. Kemudian dilakukan penentuan terhadap informasi yang dibuang, serta ditampung dan diteruskan ke *state* selanjutnya. Ini merupakan tahapan untuk menentukan kandidat *hidden state*.
- 3. Tahapan perhitungan *hidden state* ini dilakukan melalui dua proses, yaitu perhitungan *hidden state* dari kiri ke kanan (*forward pass*) dan perhitungan *hidden state* dari kanan ke kiri (*backward pass*). Perhitungan tersebut kemudian menghasilkan *output* yang diterima dari masa lalu dan yang diterima dari masa depan. Lalu, kedua hasil tersebut digabungkan untuk diteruskan ke tahapan selanjutnya.
- 4. Selanjutnya, hasil akhir *hidden state* pada lapisan *Bidirectional Long Short-Term Memory* diaplikasikan ke dalam *dropout layer* yang secara temporer menonaktifkan beberapa *neuron* pada *hidden layer* untuk mengurangi *overfitting* (Ainur Rohman et al., 2023).
- 5. Proses berikutnya menerapkan hasil ke dalam *fully connected layer*. Setiap *neuron* pada lapisan ini terintegrasi sepenuhnya ke lapisan sebelum dan setelahnya yang memungkinkan kombinasi untuk menentukan *output* terakhir. Seperti pada penelitian ini, model diharapkan untuk mengubah hasil ke dalam representasi yang sesuai dengan kelas target.
- 6. Kemudian dilakukan aktivasi *sigmoid* untuk membantu menghasilkan nilai probabilitas dalam rentang 0-1 yang sesuai dengan tugas klasifikasi biner pada penelitian ini.
- 7. Setelah *output* dihasilkan, model menentukan hasil identifikasi yang sesuai dengan rentang pada *sigmoid*. Dimana jika keluaran kalimat bernilai 1 maka kalimat tersebut diidentifikasi sebagai komentar yang memuat pernyataan misogini. Sedangkan untuk keluaran kalimat bernilai 0 maka kalimat tersebut diidentifikasikan sebagai komentar yang tidak memuat pernyataan misogini alias non misogini.

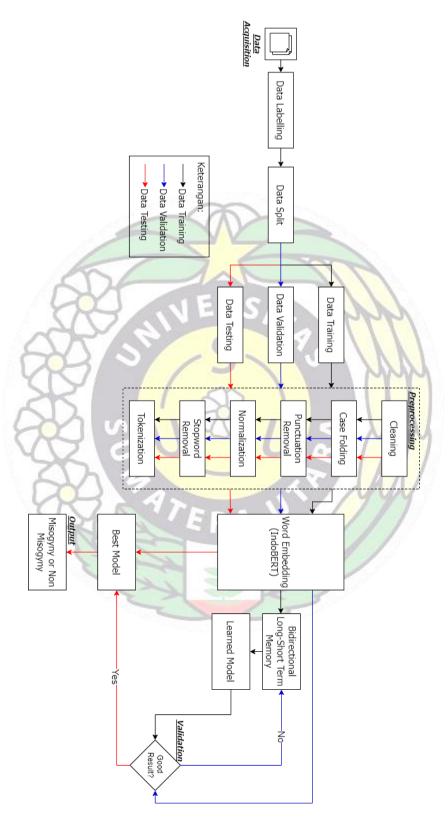
Setelah semua tahapan di atas selesai, *optimizer* diterapkan pada model untuk mengoptimalkan kinerja model dan meminimalkan nilai *loss function* saat pelatihan model dilakukan. Penelitian ini menggunakan *optimizer* yang terbaik bernama Adam (*Adaptive Moment Estimation*) untuk melakukan optimasi. Hal itu dikarenakan Adam mengintegrasikan konsep *SGD* dan *AdaGrad* dengan memperbarui bobot melalui penggunaan rata-rata gradien dan menyesuaikan secara spesifik *learning rate* untuk setiap parameter (Ainur Rohman et al., 2023). Serta, penelitian ini memanfaatkan BCE (*Binary Cross Entropy*) sebagai *loss function* yang sesuai dengan target klasifikasi kelas, yaitu satu.

Dalam penelitian ini juga di terapkan konsep *early stopping* dalam melakukan perulangan proses pelatihan pada model atau yang disebut sebagai *epoch*. Penerapan *early stopping* ini dilakukan untuk mencegah *overfitting* dengan memperhatikan nilai pada *validation loss*.

3.2.4. Output

Hal yang diberikan melalui model ini merupakan hasil identifikasi suatu pernyataan mengandung misogini atau tidak mengandung misogini.

Adapun keseluruhan proses yang telah dipaparkan terdapat dalam arsitektur umum yang tercantum dalam Gambar 3.5.



Gambar 3. 5 Arsitektur Umum

3.3 Perancangan Sistem

Penelitian ini kemudian dilanjutkan dengan merancang *interface* sistem pengidentifikasi pernyataan misogini dan non misogini dengan berbasiskan *web*. Perancangan sistem ini bertujuan untuk memberikan pemahaman dan memudahkan pengoperasian sistem oleh pengguna, serta bertujuan sebagai pedoman penulis dalam membangun sistem.

3.3.1. Desain Halaman Beranda

Halaman beranda merupakan tampilan awal yang akan dilihat oleh pengguna saat sistem mulai dioperasikan. Halaman ini memuat informasi terkait tombol yang menuju halaman lain, judul penelitian, identitas penulis, dan identitas perguruan tinggi. Desain halaman beranda tampak dalam Gambar 3.6.



Gambar 3. 6 Desain Halaman Beranda

Keterangan:

- 1. Label 1 berfungsi meneruskan pengguna ke halaman *home*.
- 2. Label 2 berfungsi meneruskan pengguna ke halaman training.
- 3. Label 3 berfungsi meneruskan pengguna ke halaman *testing*.
- 4. Label 4 berfungsi sebagai *dropdown* yang memberikan pilihan *texts* dan YouTube *links* untuk *user input*.
- 5. Label 5 berfungsi meneruskan pengguna ke halaman *training*.

3.3.2. Desain Halaman Training

Halaman *training* memuat penyajian yang mengizinkan pengguna untuk mengunggah *file* berupa dataset berekstensi *.csv* dan kemudian memulai proses *training* dari data yang berhasil diunggah melalui tombol 'Mulai Pelatihan'. Pada halaman ini juga ditampilkan hasil dari proses yang dilangsungkan ke dalam bentuk tabel. Desain halaman *training* diperlihatkan dalam Gambar 3.7.



Gambar 3. 7 Desain Halaman Training

Keterangan:

- 1. Label 1 berfungsi sebagai tempat unggahan file data train bagi pengguna.
- 2. Label 2 berfungsi meneruskan pengguna memulai proses *training*.
- 3. Label 3 berfungsi menampilkan hasil *preprocessing*.

3.3.3. Desain Halaman Testing

Halaman *testing* adalah laman yang mengizinkan pengguna untuk menjalankan tahapan pengujian terhadap model dengan memberikan dataset berekstensi .*csv* ke tempat unggahan *file* yang telah disediakan. Proses pengujian tersebut dapat dimulai ketika pengguna berhasil mengunggah *file* dan kemudian memilih tombol 'Mulai Pengujian'. Halaman ini juga akan menampilkan hasil *testing* ke dalam tabel yang memuat informasi kolom berupa komentar, *preprocessing*, label, dan hasil identifikasi. Desain halaman *testing* dapat diamati melalui Gambar 3.8.



Gambar 3. 8 Desain Halaman Testing

- 1. Label 1 berfungsi sebagai tempat unggahan file data test bagi pengguna.
- 2. Label 2 berfungsi me<mark>neruskan p</mark>engguna memulai proses *testing*.
- 3. Label 3 berfungsi menampilkan hasil *testing* berupa identifikasi.

3.3.4. Desain Halaman User Input berupa Teks

Halaman *text input* memuat tampilan yang mengizinkan pengguna untuk mengetikkan pernyataan yang ingin diidentifikasi ke area yang telah disediakan. Setelah usai menginput teks, pengguna dapat memulai proses identifikasi melalui tombol 'Identifikasi' dan kemudian melihat hasil identifikasi terhadap teks yang diberikan setelah proses identifikasi selesai dilakukan. Desain halaman *user input* berupa teks ini diperlihatkan oleh Gambar 3.9.

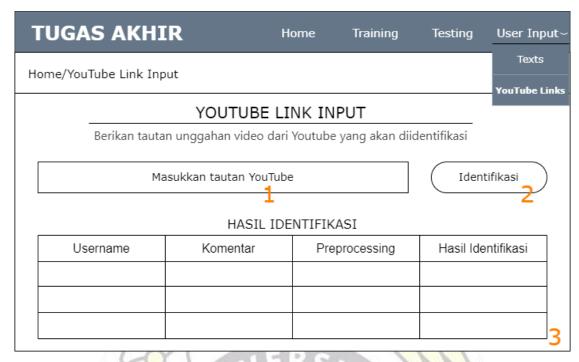


Gambar 3. 9 Desain Halaman Text Input

- 1. Label 1 berfungsi menampung inputan pengguna yang berupa teks.
- 2. Label 2 berfungsi me<mark>neruskan p</mark>engguna melakukan proses identifikasi.
- 3. Label 3 berfungsi menampilkan hasil identifikasi terhadap teks yang diberikan.

3.3.5. Desain Halaman User Input berupa Tautan

Halaman YouTube *link input* adalah laman yang mengizinkan pengguna untuk memberikan *input* berupa tautan unggahan dari YouTube untuk diidentifikasi sebagai pernyataan yang mengandung misogini atau bukan. Proses identifikasi tersebut dapat dimulai ketika pengguna memberikan inputan tautan yang sesuai dan memilih tombol 'Identifikasi'. Hasil dari proses ini kemudian akan ditampilkan ke dalam bentuk tabel dengan kolom berisikan *username*, komentar, *preprocessing*, dan hasil identifikasi. Desain halaman YouTube *link input* tersedia dalam Gambar 3.10.



Gambar 3. 10 Desain Halaman YouTube Link Input

- 1. Label 1 berfungsi menampung inputan pengguna yang berupa tautan YouTube.
- 2. Label 2 berfungsi me<mark>neruskan pengguna melaku</mark>kan pros<mark>es identifi</mark>kasi.
- 3. Label 3 berfungsi menampilkan hasil identifikasi terhadap tautan yang diberikan.

3.4 Metode Evaluasi

Metode pengukuran kinerja yang diterapkan dalam penelitian ini ialah *Confusion Matrix*. Proses pengevaluasian dilakukan untuk meninjau seberapa besar ketepatan sistem yang telah dikembangkan dalam mengidentifikasi komentar yang memuat pernyataan misogini dan komentar yang tidak memuat pernyatan misogini. Metrik yang digunakan dalam mengevaluasi sistem yang dikembangkan ialah *precision, recall, F-1 score, dan accuracy*. Dimana nilai-nilai tersebut diambil dari penerapan *Confusion Matrix* yang memiliki nilai *True Positive, False Positive, True Negative*, dan *False Negative* seperti yang diperlihatkan oleh Tabel 3.10.

Tabel 3. 10 Ilustrasi Confusion Matrix

		Aktual	
		Positif (1)	Negatif(0)
Identifikasi	Positif (1)	TP (True Positive)	FP (False Positive)
Identifikasi	Negatif (0)	FN (False Negative)	TN (True Negative)

TP = Banyaknya data teridentifikasi sebagai positif dan aktual juga bernilai positif

FP = Banyaknya data teridentifikasi sebagai positif namun aktual bernilai negatif

TN= Banyaknya data teridentifikasi sebagai negatif dan aktual juga bernilai negatif

FN = Banyaknya data teridentifikasi sebagai negatif namun aktual bernilai positif



BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1. Implementasi Sistem

Dalam proses pengembangan sistem identifikasi komentar berbahasa Indonesia yang mengandung unsur pernyataan misogini ataupun bukan dengan penerapan *Bidirectional Long Short-Term Memory* dan IndoBERT *Embedding*, penulis memanfaatkan komponen peranti keras dan peranti lunak sebagaimana penjelasan berikut ini.

4.1.1. Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Rincian informasi terkait perangkat keras yang diterapkan dalam pengembangan sistem ialah yang tercantum berikut ini.

1. Laptop : HP 14s-cf2xxx

2. Processor : Intell Corel i7-10510U CPU @ 1.80GHz 2.30 GHz

3. RAM : 8,00 GB

Rincian informasi terkait perangkat lunak yang diterapkan dalam pengembangan sistem ialah yang tercantum berikut ini.

1. Sistem Operasi : Windows 11 Home Single Language

2. IDE : Visual Studio Code

3. Bahasa Pemrograman: Python 3.10.8

4. Library :

- Flask versi 3.0.3 - pandas versi 2.2.2

google-api-python-client
 Versi 2.129.0
 Sastrawi versi 1.0.1
 scikit-learn versi 1.5.1

- langdetect versi 1.0.9 - seaborn versi 0.13.2

- matplotlib versi 3.9.1 - torch versi 2.4.0

- numpy versi 1.26.4 - transformers versi 4.44.2

4.1.2. Penerapan Desain Antarmuka Pengguna

Melalui rancangan antarmuka yang telah dipaparkan dalam Bab 3, berikut adalah realisasi dari rancangan tersebut.

1. Tata Muka Halaman Beranda

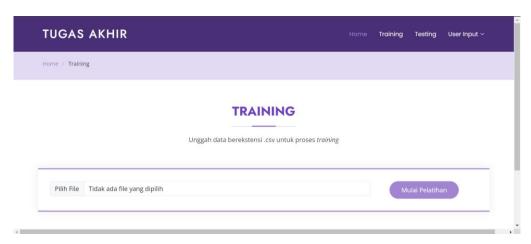
Beranda merujuk pada visualisasi halaman yang tersaji ketika pengguna pertama kalinya menjalankan sistem. Halaman ini menyediakan tombol dan navigasi yang dapat menghubungkan pengguna antara satu halaman dengan halaman lain. Di samping itu, melalui beranda ditampilkan informasi mengenai judul penelitian dan informasi mengenai penulis. Adapun tampilan halaman beranda terlihat dalam Gambar 4.1



Gambar 4. 1 Tata Muka Halaman Beranda

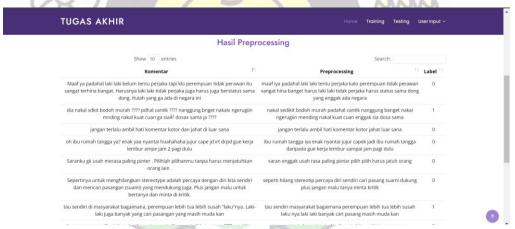
2. Tata Muka Halaman Training

Halaman *training* adalah *page* yang dapat dimanfaatkan oleh pengguna untuk menjalankan pelatihan terhadap model dengan mengunggah *file* dataset berformat *.csv* dan mengklik tombol "Mulai Pelatihan" untuk menjalankan prosesnya. Tata muka halaman *training* diperihatkan dalam Gambar 4.2.



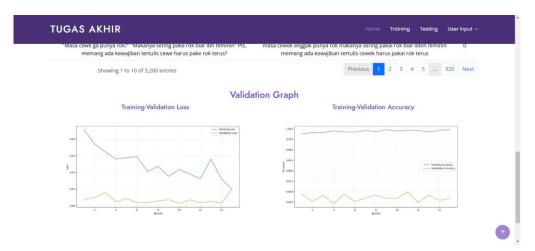
Gambar 4. 2 Tata Muka Halaman Training

Pasca serangkaian tahap *training* usai, halaman akan menyajikan *output* proses dengan menggunakan tabel yang memuat data komentar, hasil *preprocessing*, dan label dari komentar tersebut. Adapun penyajian tabel ini dilakukan sebagai informasi terhadap pengguna agar dapat mengetahui perbandingan bentuk komentar hasil *scrapping* dengan komentar pasca *preprocessing*. Tata muka halaman hasil proses *training* diperlihatkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Tata Muka Hasil Training

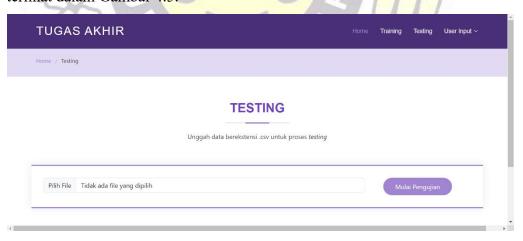
Selain menampilkan hasil *preprocessing*, di bawah tabel juga ditampilkan grafik laju *loss* dan *accuracy* antara *data train* dan *data validation*. Tujuan penyajian grafik ini dilakukan sebagai informasi tingkat *loss* dan *accuracy* tiap *epoch* pelatihan terhadap pengguna. Adapun tampilan grafik tersebut tersaji dalam Gambar 4.4.



Gambar 4. 4 Tata Muka Grafik Loss dan Accuracy

3. Tata Muka Halaman Testing

Halaman testing adalah page yang diperuntukkan bagi pengguna untuk menguji model yang telah melalui proses training sebelumnya. Mirip dengan halaman training, halaman testing juga meminta pengguna untuk mengunggah file dataset berformat .csv dan kemudian mengklik tombol "Mulai Pengujian" untuk memulai proses testing. Proses tersebut akan melakukan identifikasi terhadap data komentar dan menentukan label sesuai dengan pernyataan misogini atau non misogini yang ditemukan dalam komentar. Tampilan halaman testing terlihat dalam Gambar 4.5.



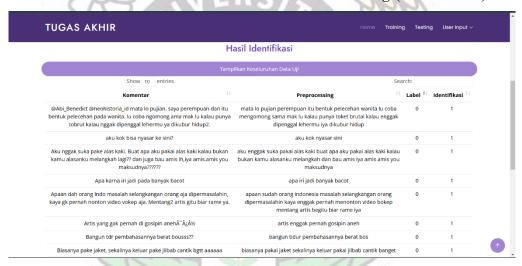
Gambar 4. 5 Tata Muka Halaman Testing

Pasca proses *testing* usai, halaman akan menyajikan *output* proses dalam bentuk tabel yang memuat data komentar, hasil *preprocessing*, label seharusnya dari komentar tersebut, dan label identifikasi yang dilakukan oleh model. Selain itu, terdapat juga tombol '*Tampilkan Kesalahan Identifikasi*' yang dapat melakukan penyaringan terhadap data yang salah identifikasi. Adapun penyajian tabel dan

tombol ini dilakukan sebagai informasi terhadap pengguna agar dapat mengetahui perbandingan hasil identifikasi komentar dengan label seharusnya. Hasil tersebut tercantum dalam Gambar 4.6 dan Gambar 4.7.

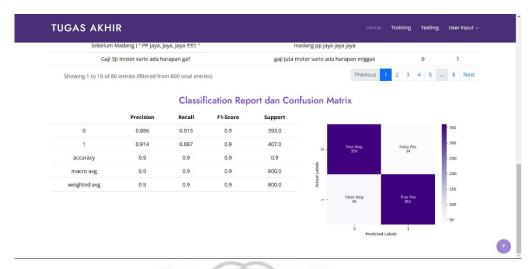


Gambar 4. 6 Tata Muka Halaman Hasil Proses *Testing* (Keseluruhan)



Gambar 4. 7 Tata Muka Halaman Hasil Proses *Testing* (Salah Identifikasi)

Kemudian, di bawah tabel tersebut akan ditampilkan hasil evaluasi pemodelan menggunakan *Confusion Matrix* sebagaimana dijelaskan dalam Bab 3. Visualisasi yang dipakai untuk menampilkan hal tersebut ialah berbentuk *heatmap*. Dan di samping *heatmap*, halaman juga akan menampilkan *classification report* yang memuat nilai *precision, recall, F-1 score*, dan *accuracy*. Representatif dari penggambaran hasil tersebut diperlihatkan dalam Gambar 4.8.



Gambar 4. 8 Tata Muka Evaluasi Model

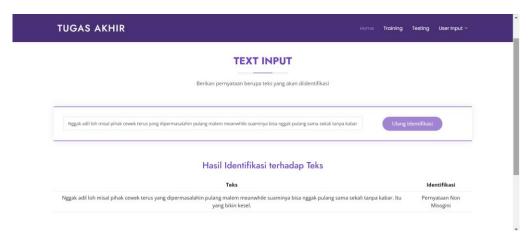
4. Tata Muka Halaman *User Input* berupa Teks

Halaman *Text Input* adalah *page* yang dapat digunakan pengguna untuk menginput teks atau pernyataan yang ingin diidentifikasi ke dalam area *text* yang telah disediakan. Dan kemudian mengklik tombol "Identifikasi" untuk mulai mengidentifikasi apakah teks tersebut termasuk pernyataan misogini atau non misogini. Tata muka halaman untuk *text input* diperlihatkan oleh Gambar 4.9.

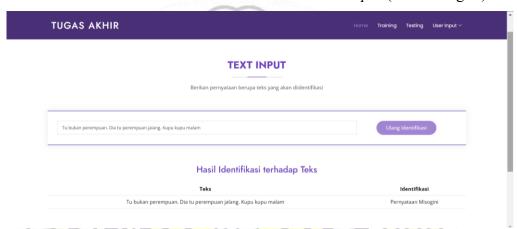


Gambar 4. 9 Tata Muka Halaman Text Input

Ketika proses identifikasi selesai, halaman akan menampilkan hasil identifikasi seperti yang tercantum dalam Gambar 4.10 dan Gambar 4.11.



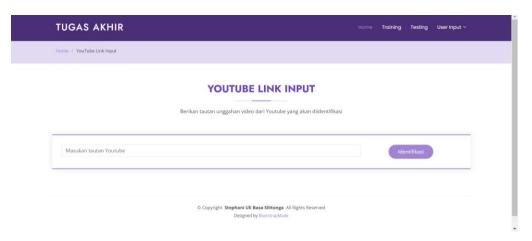
Gambar 4. 10 Tata Muka Hasil Identifikasi Text Input (Non Misogini)



Gambar 4. 11 Tata Muka Hasil Identifikasi Text Input (Misogini)

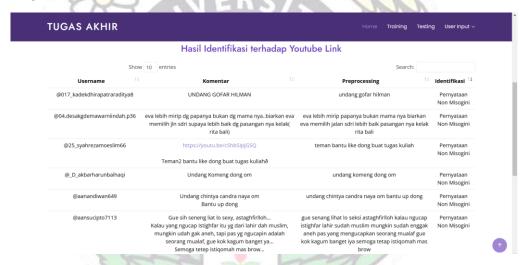
5. Tata Muka Halaman *User Input* berupa Tautan

Halaman *Link Input* adalah *page* yang diperuntukkan bagi pengguna untuk melakukan identifikasi komentar terhadap sebuah postingan dari video YouTube secara langsung. Dimana pengguna dapat memberikan input berupa tautan *link* video YouTube dan kemudian mengklik tombol "Identifikasi" yang akan memulai proses *crawling* komentar sekaligus proses identifikasi. Adapun tampilan halaman *Link* YouTube tampak dalam Gambar 4.12.



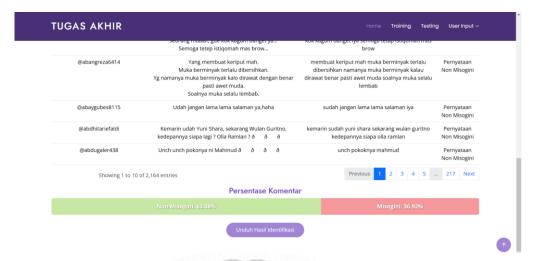
Gambar 4. 12 Tata Muka Halaman Link Input

Saat proses selesai terlaksana, halaman akan menampilkan tabel yang berisikan *username* yang meninggalkan komentar, komentar dari *posting*-an YouTube, hasil *preprocessing*, dan hasil identifikasi seperti yang tercantum dalam Gambar 4.13.

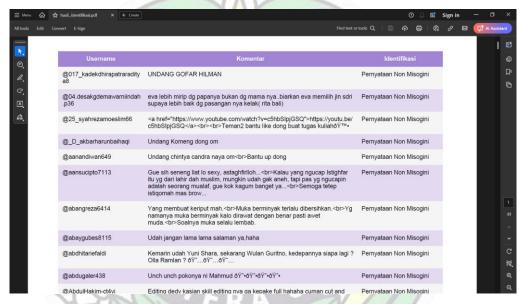


Gambar 4. 13 Tata Muka Hasil Crawl dan Identifikasi dari Link Input

Kemudian, di bawah tabel hasil identifikasi terdapat keterangan persentase jumlah pernyataan misogini dan pernyataan non misogini yang divisualisasikan dengan *bar chart*. Di samping itu, terdapat juga tombol '*Unduh Hasil Identifikasi*' yang ketika ditekan akan mengunduh hasil identifikasi berupa kolom *username*, komentar, dan identifikasi ke dalam *file* berbentuk *.pdf*. Visualisasi terkait kedua hal tersebut dan isi *file pdf* diperlihatkan dalam Gambar 4.14 dan Gambar 4.15.



Gambar 4. 14 Tata Muka Bar Chart dan Tombol Unduh



Gambar 4. 15 Tata Muka Isi Unduhan File

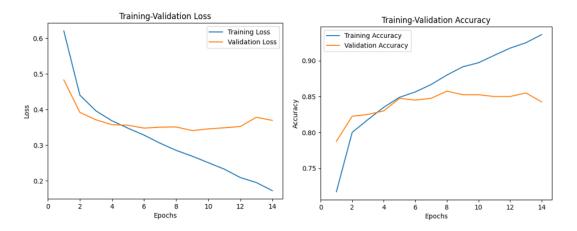
4.2. Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan dengan mengutak-atik parameter yang digunakan dalam model secara manual atau dapat disebutkan juga melalui proses hit and trial untuk menemukan potensi parameter terbaik. Proses tersebut dapat dikatakan sebagai hyperparameter tuning yang tujuannya ialah untuk menghasilkan model yang baik. Hyperparameter tuning pada model ini dilakukan pada nilai learning rate, jumlah batch size, dan jumlah neuron. Proses yang dimaksudkan dapat diamati menggunakan Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Tabel Percobaan Parameter Model

No.	Learning	NI	Batch	Validation	Validation
	Rate	Neuron	Size	Loss	Accuracy
1.	0.00002	256	16	0.34065	0.85000
2.	0.00002	256	32	0.35469	0.85500
3.	0.00002	256	64	0.32436	0.84500
4.	0.00002	512	16	0.34382	0.85000
5.	0.00002	512	32	0.34476	0.85250
6.	0.00002	512	64	0.31432	0.85250
7.	0.00002	1014	16	0.38415	0.83000
8.	0.00002	1024	32	0.34814	0.85250
9.	0.00002	1024	64	0.33635	0.84250
10.	0.00003	256	16	0.35150	0.83000
11.	0.00003	256	32	0.35495	0.83500
12.	0.00003	256	64	0.32713	0.84500
13.	0.00003	512	16	0.40038	0.83250
14.	0.00003	512	32	0.34915	0.84000
15.	0.00003	512	64	0.32706	0.84500
16.	0.00003	1014	16	0.37911	0.82750
17.	0.00003	1024	32	0.36318	0.83250
18.	0.00003	1024	64	0.32270	0.84750
19.	0.00005	256	16	0.35300	0.86000
20.	0.00005	256	32	0.34602	0.84250
21.	0.00005	256	64	0.37064	0.81500
22.	0.00005	512	16	0.38317	0.84000
23.	0.00005	512	32	0.35664	0.84750
24.	0.00005	512	64	0.33016	0.85000
25.	0.00005	1014	16	0.37057	0.84250
26.	0.00005	1024	32	0.38628	0.83750
27.	0.00005	1024	64	0.34831	0.83750

Berdasarkan hasil percobaan *hyperparameter tuning* yang disajikan dalam Tabel 4.1, dapat ditarik sebuah kesimpulan dimana nilai parameter yang terbaik ialah *learning rate* senilai 0.00005, *neuron* senilai 256, dan *batch size* senilai 16. Hal tersebut dikarenakan parameter tersebut menghasilkan akurasi validasi yang terbaik yaitu sebesar 0.86 dan *loss* validasi sebesar 0.353. Adapun tampilan yang menyajikan gambar grafik *loss* dan akurasi validasi dalam Gambar 4.16.



Gambar 4. 16 Tata Muka Grafik Loss dan Accuracy Model

4.3. Pengujian Kinerja Model

Pasca pelatihan model selesai, selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kinerja model dengan melibatkan data baru yang tidak pernah dipelajari oleh model. Data tersebut merupakan data uji yang telah dibagi ditahap awal dan memiliki sebanyak 800 komentar atau 20% dari data yang dikumpulkan. Pengujian terhadap data ini tidak langsung dilakukan, melainkan data tersebut menjalani serangkaian tahapan yang sama seperti pada proses pelatihan model. Data uji akan melalui tahapan preprocessing yaitu cleaning, case folding, punctuation removal, normalization, stop word removal, dan tokenization. Berikutnya data uji juga melewati tahapan embedding dengan IndoBERT dan hasil representasi numerik yang dikeluarkan menjadi inputan untuk model Bidirectional Long Short-Term Memory yang telah dilatih sebelumnya. Hasil pengujian kinerja model diperlihatkan dalam Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Kinerja Model

No	Komentar	Hasil Preprocessing	Label	Identifikasi
1	Dah jelek tonggos	sudah jelek tonggos	1	1
2	Cantik bgt kak	cantik banget kak	0	0
	Kaya bagus aja patudara	kaya bagus payudara		
3	nya " kendor gede kya hbs	nya kendur gede kaya	1	1
	melahirakn	habis melahirakn		
	Sorry kak, aku ketawa pas	sorry kak aku ketawa		
4	kakak bilang kecekek tete	pas kakak bilang	0	0
	sendiri. Karena saya laki	kecekek tetek sendiri		

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Kinerja Model (Lanjutan)

No.	Komentar	Preprocessing Label Identifikasi
	dan saya ga tau klo tete	saya laki saya enggak
	gede tu ternyata bikin tidak	tahu kalau tetek gede
	nyaman bahkan sampai	ternyata bikin tidak
	terbawa tidur. Makasih ya	nyaman bahkan sampai
	narasi dan semua	terbawa tidur terima
	narasumber, hal ini	kasih iya narasi semua
	memberiku pelajaran untuk	narasumber ini
	bisa lebih menghargai	memberiku pelajaran
	semua aspek yang dimiliki	b <mark>isa le</mark> bih menghargai
	seseorang entah dari segi	se <mark>mua a</mark> spek dimiliki
	fisik, kemampuan, dan	seseorang entah segi
	lain-lain.	fisik kemampuan lain
5	sering bgt dapet pertanyaan, baik sengaja mau nyindir atau ngga, banyak bgt yg nanya kpn nikah, seakan2 cewek yg telat nikah itu aib bgt,, kadang suka aneh jg banyak bahkan sesama perempuan melecehkan perempuan lain krna blm nikah ??	sering banget pertanyaan baik sengaja mau menyindir enggak banyak banget tanya kapan nikah seakan cewek telat nikah aib banget kadang suka aneh banyak bahkan sesama perempuan melecehkan perempuan karena nikah
6	@tuansinis @igtjsn @JNECare @JNE_ID Kenapa ya klo kayak gini BANYAK BANGET yang malah nyalahin korbannya BUKAN FOKUS SAMA KESALAHAN	kenapa iya kalau kayak begini banyak banget malah menyalahkan korbannya bukan fokus 0 0 sama kesalahan pelakunya mulai hipnotis pelecehan

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Kinerja Model (Lanjutan)

No.	Komentar	Preprocessing	Label	Identifikasi
	PELAKUNYA. Mulai dr hipnotis pelecehan BAHKAN PAKET ANCURPUN SALAH KORBAN WKWKW	bahkan paket hancur salah korban		
7	Gede beet enem nya jadi pengen pegang wkwkw	gede banget enem nya jadi pengin pegang	1	1
8	kurang lebar ngangkangnya	kurang lebar ngangkangnya	1	1
9	Makin cantik aja pacar saya ini:v	makin cantik pacar ini	0	0
10	Saya cowo yang belum pernah instal tiktok sama sekali dari dulu, di tiktok bukan cuma banyak konten joget joget gajelas ajh, tapi banyak juga konten brainwashing, dan penggiringan opini, banyak rumah tangga yang hancur karena istri kena brainwashing dari konten kretor cewe yang selalu ngeluarin statement dongo nya, dan akhirnya di serap juga oleh wanita yang pemikiran nya cetek	cowok belum pernah instal tiktok sama sekali dulu tiktok bukan cuma banyak konten joget joget enggak jelas tapi banyak konten brainwashing penggiringan opini banyak rumah tangga hancur istri kena brainwashing konten kreator cewek selalu mengeluari statement dongo nya akhirnya serap oleh wanita pemikiran nya cetek		0
	· .	· · ·		· ·

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Kinerja Model (Lanjutan)

No.	Komentar	Preprocessing	Label	Identifikasi
791	Masyallah teteteh mah cantik banget sumpah dahhhhhh	masyallah teteteh mah cantik banget sumpah	0	0
792	col* si biasanya	coli biasanya	1	1
793	Sayang nya kecil kalau gede wahh mantep bener??????	sayang nya kecil kalau gede mantap benar	1	1
794	Gabakal ada asap kalo gaada api	enggak bakal ada asap kalau enggak ada api	1	1
795	Klo banyak uang mah enak aja di liat nya ya ??	kalau banyak uang mah enak di lihat nya iya		1
796	Aku sih malah fokus di mimik wajahnya	aku malah fokus mimik wajahnya	0	0
797	iih knpa bajunya gitu iih tegang deh	kenapa bajunya begitu tegang deh	1	0
798	Sherly kamu harus berubah jangan suka menjatuhkan orang lain	sherly kamu harus berubah jangan suka menjatuhkan orang	0	0
799	Gaji 3jt motor vario ada harapan ga?	gaji juta motor vario ada harapan enggak	0	1
800	banyak makna kerenÃ□¯Ã□¿Ã□½n	banyak makna keren	0	0

Dalam pengujian kinerja model, ditemukan sejumlah kesalahan prediksi yang dipengaruhi oleh beragam faktor. Penulis telah mengidentifikasi beberapa hal yang kemungkinan besar menjadi penyebab kesalahan identifikasi oleh model. Beberapa faktor tersebut ialah:

1. Terdapat komentar yang mengandung kata-kata berunsur negatif, sehingga model cenderung salah dalam melakukan identifikasi.

Contoh:

- @Abi_Benedict @neohistoria_id mata lo pujian. saya perempuan dan itu bentuk pelecehan pada wanita. lu coba ngomong ama mak lu kalau punya tobrut kalau nggak dipenggal lehermu ya dikubur hidup2.
- Jgn pernh jadikan wanita sebagai obyek halusinasi nafsu seks , sampai separah itu kah tidak dpt menahan sebuah hasrat?? Sungguh rendah sekali manusia yg melakukan pemerkosaan , apalagi kpd ank2 , gk ada otaknya!!!!

Komentar-komentar tersebut dianggap mengandung misogini oleh sistem dikarenakan terdapat kata yang menggambarkan unsur negatif mengarah misogini seperti "tobrut", "dipenggal", "nafsu", "seks" dan sebagainya.

- 2. Adanya komentar yang tidak secara langsung menunjukkan unsur negatif.
 Contoh:
 - Baru tau nitvior punya boba
 - Mendadak tembus pandang mata gw
 - Asupan susu yg bergizi bagi para lelaki ya ini....lanjutkan...

Komentar-komentar di atas tidak dianggap mengandung misogini oleh sistem. Hal tersebut terjadi karena tidak terdapat kata kunci yang menyinggung misogini secara langsung dan juga karena adanya pemilihan bahasa bermakna kiasan.

3. Ditemukan kata-kata berbahasa asing dalam komentar.

Contoh:

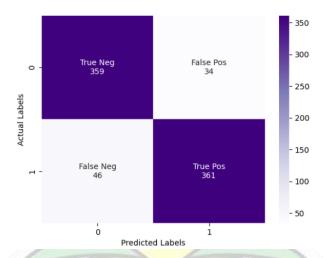
- Pangkuanku ready kak??
- Km mau d unboxing...?

Komentar-komentar yang disebutkan di atas, tidak dianggap sebagai misogini karena terdapat penggunaan bahasa asing yang tidak dapat dipahami oleh sistem yang berbasis untuk Bahasa Indonesia.

4.4. Pengukuran Kinerja Model

Dalam penelitian ini, evaluasi kinerja model dilakukan untuk mengetahui keakuratan IndoBERT *Embedding* dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* dalam mengidentifikasi pernyataan yang termasuk misogini dan non misogini pada data uji yang berjumlah 800 data. Evaluasi tersebut diukur dengan menggunakan *Confusion Matrix* untuk menilai *precision, recall, F-1 score,* dan *accuracy*. Hasil pengukuran *confusion matrix* divisualisasikan dengan *heatmap* yang memudahkan untuk melihat

data yang teridentifikasi secara tidak tepat dan secara tepat, seperti yang diperlihatkan dalam Gambar 4.17.



Gambar 4. 17 Confusion Matrix

Berdasarkan heatmap confusion matrix, maka nilai dari True Positive Comments (TPC), True Negative Comments (TNC), False Positive Comments (FPC), dan False Negative Comments (FNC) dapat dihitung dan secara rinci bisa diamati melalui Tabel 4.3 dan Tabel 4.4. Nilai- nilai tersebut selanjutnya dimanfaatkan untuk menentukan nilai precision, recall, F1 score, dan accuracy sebagai metrik evaluasi terhadap kinerja model.

Tabel 4. 3 Perhitungan Data Mengandung Pernyataan Misogini

No.	Komentar Pernyataan Misogini	Jumlah
1.	True Positive Comments	361
2.	True Negative Comments	359
3.	False Positive Comments	34
4.	False Negative Comments	46

Tabel 4. 4 Perhitungan Data Tidak Mengandung Pernyataan Misogini

No.	Komentar Pernyataan Non Misogini	Jumlah
1.	True Positive Comments	359
2.	True Negative Comments	361
3.	False Positive Comments	46
4.	False Negative Comments	34

Berikut adalah perhitungan metrik evaluasi dengan menggunakan persamaan yang sebelumnya telah dipaparkan pada Bab 2, yaitu persamaan 2.10, 2.11, 2.12, dan 2.13.

Evaluasi terhadap komentar pernyataan misogini:

$$Precision = \frac{TPC}{TPC + FPC} \times 100\% = \frac{361}{361 + 34} \times 100\% = \frac{361}{395} \times 100\% = 91.4\%$$

$$Recall = \frac{TPC}{TPC + FNC} \times 100\% = \frac{361}{361 + 46} \times 100\% = \frac{361}{407} \times 100\% = 88.6\%$$

$$F1 Score = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100\% = 2 \frac{0.914 \times 0.886}{0.914 + 0.886} \times 100\% = 90\%$$

Evaluasi terhadap komentar pernyataan non misogini:

$$Precision = \frac{TPC}{TPC + FPC} \times 100\% = \frac{359}{359 + 46} \times 100\% = \frac{359}{405} \times 100\% = 88.6\%$$

$$Recall = \frac{TPC}{TPC + FNC} \times 100\% = \frac{359}{359 + 34} \times 100\% = \frac{359}{393} \times 100\% = 91.4\%$$

$$F1 \, Score = 2 \, \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100\% = 2 \, \frac{0.886 \times 0.914}{0.886 + 0.914} \times 100\% = 90\%$$

Akurasi terhadap keseluruhan data:

$$Accuracy = \frac{TPC + TNC}{Total\ Data} \times 100\% = \frac{361 + 359}{800} \times 100\% = \frac{720}{800} \times 100\% = 90\%$$

Berikut adalah rangkuman hasil perhitungan metrik evaluasi terhadap data komentar yang mengandung misogini dan non misogini yang dimuat dalam Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Hasil Perhitungan Metrik Evaluasi

SOO W	Precision Precision	Recall	F1 Score
Pernyataan Misogini (1)	91.4%	88.6%	90%
Pernyataan Non Misogini (0)	88.6%	91.4%	90%

Berdasarkan Tabel 4.5, diperoleh temuan bahwa nilai *precision* komentar non misogini sebesar 88.6%, sedangkan pada komentar misogini nilai *precision* sebesar 91.4%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa rasio yang digunakan untuk memprediksi rata-rata 90% akurat dalam mengidentifikasi *True Positive Comment* pada komentar misogini dan non misogini. Sementara itu, nilai *recall* untuk komentar non misogini dan misogini ialah sebesar 91.4% dan 88.6%. Untuk nilai *F1-Score* dari kedua jenis komentar bernilai sama yaitu sebesar 90%. Kedua kelas tersebut menunjukkan bahwa perhitungan rata-rata dari *precision* dan *recall* sudah tepat dan menghasilkan akurasi yang baik, yaitu sebesar 90%. Dengan mengacu pada nilai akurasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa kombinasi IndoBERT sebagai *word embedding* dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* sebagai metode untuk mengidentifikasikan komentar yang mengandung misogini dan yang tidak mengandung misogini adalah baik.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dengan merujuk pada penelitian yang sudah diselesaikan, kesimpulan terkait integrasi IndoBERT *Embedding* dengan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* dalam mengidentifikasi komentar misogini dapat dijabarkan sebagai berikut:

- 1. Hasil kinerja IndoBERT sebagai word embedding dan Bidirectional Long Short-Term Memory sebagai algoritma menunjukkan performa yang baik dalam melakukan identifikasi terhadap komentar misogini dan tidak misogini dengan perolehan akurasi sebesar 90%.
- 2. Variasi ukuran unit *neuron*, *batch size*, dan *learning rate* berpengaruh pada kinerja model yang dibangun.

5.2. Saran

Terdapat sejumlah poin yang bisa dioptimalkan dengan tujuan meningkatkan kinerja sistem dalam penelitian selanjutnya, yakni:

- 1. Dengan memperluas data komentar yang mencakup berbagai diksi, topik, dan gaya penulisan yang lebih beragam diharapkan dapat memberi dampak positif terhadap peningkatan kinerja model. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan model dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan penemuan yang diperoleh dari penelitian yang dikerjakan oleh penulis.
- 2. Dengan mempertimbangkan pemakaian *emoticon* sebagai salah satu elemen utama dalam mengidentifikasi komentar. Pendekatan ini memungkinkan perbandingan hasil dengan penelitian yang hanya berfokus pada analisis teks.

DAFTAR PUSTAKA

- Ainur Rohman, M., Suhartono, & Chamidy, T. (2023). Bidirectional GRU dengan Attention Mechanism pada Analisis Sentimen PLN Mobile Bidirectional GRU with Attention Mechanism on Sentiment Analysis of PLN Mobile. *Techno.COM*, 22(2), 358–372. https://doi.org/10.33633/tc.v22i2.7876
- Alfina, I., Mulia, R., Fanany, M. I., & Ekanata, Y. (2017). Hate speech detection in the Indonesian language: A dataset and preliminary study. *2017 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 233–328. https://doi.org/https://doi.org/10.1109/ICACSIS.2017.8355039
- Angeline, R. S., Nurjanah, D., & Nurrahmi, H. (2022, August). Misogyny Speech Detection Using Long Short-Term Memory and BERT Embeddings. 2022 5th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT).

 https://doi.org/https://doi.org/10.1109/ICOIACT55506.2022.9972171
- Birunda, S. S., & Devi, R. K. (2020). A Review on Word Embedding Techniques for Text Classification. In J. S. Raj, A. M. Iliyasu, R. Bestak, & Z. A. Baig (Eds.), *Innovative Data Communication Technologies and Application* (pp. 267–281). Springer. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-15-9651-3_23
- Damanik, A. J. (2021). IDENTIFIKASI PERNYATAAN MISOGINI BERBAHASA INDONESIA BERDASARKAN KOMENTAR YOUTUBE MENGGUNAKAN GLOVE EMBEDDING DAN RANDOM FOREST CLASSIFIER. In *Universitas Sumatera Utara*.
- Devi, M. D., & Saharia, N. (2020). Misogynous Text Classification Using SVM and LSTM. In D. Garg, K. Wong, J. Sarangapani, & S. K. Gupta (Eds.), *International Advanced Computing Conference* 2020 (pp. 336–348). Springer Singapore. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-16-0401-0
- Faisal, D. R., & Mahendra, R. (2022). Two-Stage Classifier for COVID-19 Misinformation Detection Using BERT: a Study on Indonesian Tweets. https://arxiv.org/abs/2206.15359
- Fuad, B., Amiruddin, M., Yentriyani, A., Kanti, D., Qibtiyah, A., Adkiras, F., Nugroho, H. A., Anshor, M. U., Nahe'i, Novianti, Salampessy, O. C., Hutabarat, R. M., Ratnawati, R., Mashudi, S., Tardi, S. A., Iswarini, T. S. E., Wiandani, T., & Sitohang, V. (2023). CATAHU 2023: Kekerasan terhadap Perempuan di Ranah Publik dan Negara: Minimnya Perlindungan dan Pemulihan. https://komnasperempuan.go.id/catatan-tahunan-detail/catahu2023-kekerasan-terhadap-perempuan-di-ranah-publik-dan-negara-minimnya-perlindungan-dan-pemulihan
- Heydarian, M., Doyle, T. E., & Samavi, R. (2022). MLCM: Multi-Label Confusion Matrix. *IEEE Access*, 10, 19083–19095. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151048

- Hidayah, A. (2022, August 15). Femisida Terjadi Karena Pelaku Merasa Superior dan Misogini Terhadap Perempuan. Konde.Co. https://www.konde.co/2022/08/femisida-terjadi-karena-pelaku-merasa-superior-dan-misogini-terhadap-perempuan/
- Imrana, Y., Xiang, Y., Ali, L., & Abdul-Rauf, Z. (2021). A bidirectional LSTM deep learning approach for intrusion detection. *Expert Systems with Applications*, 185. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115524
- Isnain, A. R., Sihabuddin, A., & Suyanto, Y. (2020). Bidirectional Long Short Term Memory Method and Word2vec Extraction Approach for Hate Speech Detection. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, *14*, 169–178. https://doi.org/https://doi.org/10.22146/ijccs.51743
- Kemp, S. (2023, February 9). *Digital 2023: Indonesia*. We Are Social. https://datareportal.com/reports/digital-2023-indonesia
- Kurniasih, A., & Parningotan Manik, L. (2022). On the Role of Text Preprocessing in BERT Embedding-based DNNs for Classifying Informal Texts. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 13(6). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.01306109
- Lubis, F. (2021, October 28). Seksisme dan Misogini dalam Perspektif HAM. Komnas HAM.

 https://www.komnasham.go.id/index.php/news/2021/10/28/1963/seksisme-dan-misogini-dalam-perspektif-ham.html
- Mahadevaswamy, U. B., & Swathi, P. (2023). Sentiment Analysis using Bidirectional LSTM Network. *Procedia Computer Science*, 218, 45–56. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.400
- Maharani, A. P. (2022, November 10). *Misogini: Kebencian Ekstrim Hanya Karena Kita Perempuan*. Lembaga Pers Mahasiswa Gelora Sriwijaya. https://gelorasriwijaya.co/blog/misogini-kebencian-ekstrim-hanya-karena-kita-perempuan/ -
- Merriam-Webster. (n.d.). *Misogyny*. Merriam-Webster.Com Dictionary. Retrieved February 16, 2024, from https://www.merriam-webster.com/dictionary/misogyny
- MinTek. (2023, November 27). *Mengenal Machine Learning: Pengertian dan Penerapannya di Kehidupan*. StadiTek. https://www.staditek.id/insight/artimachine-learning/
- National Democratic Institute. (2019). *Tweets That Chill: Analyzing Online Violence Against Women in Politics*. https://www.ndi.org/tweets-that-chill
- Nuryanto, H. (n.d.). *Pengertian Identifikasi: Proses, Bentuk, dan Contohnya*. Gramedia. Retrieved March 22, 2024, from https://www.gramedia.com/literasi/indentifikasi/

- Pertiwi, S. P. (2023, October 2). *Kamus Feminis: Apa Itu Misogini Atau Kebencian terhadap Perempuan*. Konde.Co. https://www.konde.co/2023/10/kamus-feminis-apa-itu-misogini-atau-kebencian-terhadap-perempuan/
- Srivastava, K., Chaudhury, S., Bhat, P., & Sahu, S. (2017). Misogyny, feminism, and sexual harassment. *Industrial Psychiatry Journal*, 26(2), 111–113. https://doi.org/10.4103/ipj.ipj_32_18
- Tri Wibowo, B., Nurjanah, D., & Nurrahmi, H. (2023). Identification of Misogyny on Social Media in Indonesian Using Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). 5th International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication, ICAIIC 2023, 401–406. https://doi.org/10.1109/ICAIIC57133.2023.10067106
- Van Houdt, G., Mosquera, C., & Nápoles, G. (2020). A review on the long short-term memory model. *Artificial Intelligence Review*, *53*(December 2020), 5929–5955. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10462-020-09838-1
- Wang, S., Zhou, W., & Jiang, C. (2019). A Survey of Word Embeddings Based on Deep Learning. Computing, 102(March 2020), 717–740. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00607-019-00768-7
- What is misogyny? (n.d.). Internetmatters.Org. Retrieved March 24, 2024, from https://www.internetmatters.org/issues/online-hate/what-is-misogyny/

LAMPIRAN

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
1	Saya cowo yang belum pernah instal tiktok sama sekali dari dulu, di tiktok bukan cuma banyak konten joget joget gajelas ajh, tapi banyak juga konten brainwashing, dan penggiringan opini, banyak rumah tangga yang hancur karena istri kena brainwashing dari konten kretor cewe yang selalu ngeluarin statement dongo nya, dan akhirnya di serap juga oleh wanita yang pemikiran nya cetek	1	0
2	Bangun tdr pembahasannya berat bousss??	0	1
3	Makanya aurat ditutup Dan ajarkan agama sedari dini Klo udah kejadian kan banyak ahli2 dadakan tuh ngomong di media Klo perlu ubah syariat sekalianbiar gak ada itu kejahatan.	M	0
4	@TofaTofa_id Itulah kenapa perempuan ga boleh jd pemimpin mudah baperan apalagi betilafea ini	MAY Y	0
5	Kalo dia cantik tapi ngerasa kurang terus gw apaan anjing	/0/	1
6	Kunci sbnrnya dr perselingkuhan adalah dr pihak perempuan, krn kalau perempuan tegas menolak pasti tdk akan pnh ada yg namanya selingkuh segila apapun laki $2\tilde{A}\Box\hat{A}\Box$	1	0
7	lebih ga enak ga ada duit daripada ga ada pasangan ?????	0	1
8	Wajah ny Cantik bgt Pas memang tuk Pemeran Film Dewasa	1	0
9	neng awas kesapu ombak;(0	1
10	Asupan susu yg bergizi bagi para lelaki ya inilanjutkan	1	0
11	Roknya darimana itu mbak? Spill dong hehe	0	1

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
12	Terserah ellooo, emang loo siapa,loo bukan siapa siapa.	1	0
13	Waaaooww pastinya suami bahagia n puas bnget tuh	1	0
14	Ngejar kamu tuh kek partai banteng merah?? Penuh perjuangan	0	1
15	Soal kekerasan seksual sebenernya bisa dicegah hanya saja perempuan2 sekarang kebanyakan tidak mau menjaga diri .inginnya menonjolkan diri?? wajar dong ."ikan tertangkap karena ada umpan"	1	0
16	Jangan ketik 9 ya guysÃ□¯Ã□¿Ã□½ POKOKNYA JANGAN!!!	0	1
17	keren pertanyaannya terakhirnya saat ada kehidupan berikutnya dan Tuhan memberi kebebasan untuk memilih jadi perempuan atau laki laki eh sih para perempuan milih jadi perempuan lagi, heheheheheh katanya enak jadi laki laki lha koq milih perempuan lagi . sudah terjawab semuanya knpa wanita tidak bisa menjadi pemimpin, krna pola pikirnya membagongkan		0
18	Baru tau nitvior punya boba	Λ	0
19	Ambil perjaka saya kakk aku ihlas kok	1	0
20	Biasanya pake jaket, sekalinya keluar pake jilbab cantik bgtt aaaaaa	0	1
21	Km mau d unboxing?	1	0
22	segala bahas kutus kutus ????????	0	1
23	Pantes Buaya di sungai Pada sunyi Ternyata pada Ngumpul di sini	0	1
24	Nggak ada bakat jadi artis ny. Numpang cari cuan dari artis yg lagi naik daun. Sorry ya gue nggak follow you tp ntah knpa gue gerah liat posting elu yg numpang lewat beranda. Nggak berfaedah	1	0

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
	Diam untuk memandang, bergerak mengambil		
25	Rendang (Pantang Pulang, Sebelum Madang) " PP	0	1
	Jaya, Jaya !!!!!!! "		
	Jgn pernh jadikan wanita sebagai obyek halusinasi		
	nafsu seks , sampai separah itu kah tidak dpt menahan		
26	sebuah hasrat?? Sungguh rendah sekali manusia yg	0	1
	melakukan pemerkosaan , apalagi kpd ank2 , gk ada		
	otaknya!!!!		
	Apaan dah orang Indo masalah selangkangan orang aja	%.	
27	dipermasalahin, kaya gk pernah nonton video vokep	0	1
	aja. Mentang2 artis gitu biar rame ya.		
28	Bilang aja pengen di sorot media	MA	0
20	Pose angkat ketek aja udah cantik,apalagi pose nge	0	1
29	gendong anakÃ□¯Ã <mark>□¿Ã□½ kita??</mark>		1
	Semua itu sudah jadi kodratnya perempuan ??		M.
30	Tapi pembahasan diat <mark>as seakan</mark> akan perempuan ingin		0
	merubah kodratnya		
	Judul nya AKU RELA DAN PASRAH semua demi	MAN	Ž
31	konten walaupun aku di peluk2 ,di cium2 ya	1	0
	@ayutingting92 semua demi cuan.		
32	Atlet taik pukulan begitu dibilang atlet. Atlit kimmak	1	0
33	Keluar malem2 disebut jablay padahal nyari ilmu	0	1
34	Bodo amat, emng elu siapeee, pnting jga kagak ??????	1	0
35	Pangkuanku ready kak??	1	0
	mereka (wanita) menuntut kesetaraan pada laki-laki,		
36	itu saja menunjukan kita (laki" dan perempuan) tidak	1	0
	setara.		
27	SETUUJU PAHLAWAN HARUSS LAKI-LAKI 80%	1	0
37	BANDING 20% PERMPUAN	1	0

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
38	Bentuknya aja kek gitu, dibilang OpenBo aja ngga terima?? Oyyy,,, Anak sd aja bisa menilai bodoh!!	1	0
39	omongannyu tinggi tapi memang fakta sih ^^	0	1
40	Seneng banget lihatnya hot ????	1	0
41	Perempuan kalo ngomong ngasal anjir, jadi kalo ngegosip bisa ngarang cerita dari A ampe Z dan semuanya negatif semuanya. Biadab emang	1	0
42	Udahlah bro gausah basa basi kita meski bukan sodara atau temen deket pasti tau lah yakan ??	1	0
43	Kaget anjing nya	0	1
44	Gw kalo berhadapan ama perempuan, biasanya harus siap dengan pikiran liar dan asumsi di kepala mereka yg entah nggak tahu kenapa bisa ada dan dikeluarin begitu aja		0
45	Artis yang gak pernah di gosipin aneh $\tilde{A}\Box\hat{A}^{-}\tilde{A}\Box\hat{A}_{\dot{c}}\tilde{A}\Box\hat{A}_{\dot{c}}^{1/2}$	0	1
46	semoga kedepannya para wanita mudah di atur / di arahkan ke jalan yg benar.	1	0
47	Wajahnya tetap yg memukau,udel <mark>n</mark> ya biasa aja	1	0
48	Kuliah jangan tinggi tingi , cewe harus cepet nikah sebelum 25 thn astaga kenapa ya orang bisa bisanya mikir gitu ??	0	1
49	Punya bentuk payudara yang kecil selalu dapat hinaan, yang terlalu besar pun sama. Tetapi terimalah dirimu sendiri karena itu adalah karunia Tuhan.	0	1
50	kalo nafsu birahi cowok pada naik, yang disalahin malah ceweknya? cowok yang gabisa menundukkan pandangan dan cewek jadi korban pelecehan juga salah cewek?	0	1

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
51	Perlu gua email ketua nya gak sih? Bahaya banget lonte ada di organisasi	1	0
52	ewe lah cok, ngapain direkam rekam	1	0
53	Aku nggak suka pake alas kaki. Buat apa aku pakai alas kaki kalau bukan kamu alasanku melangkah lagi?? dan juga bau amis ih,iya amis.amis you maksudnya??????	0	1
54	Sebagai cowok aku gak relate sama mbak-mbaknya, tapi kok jadi ikutan kesel sama cowok cowok yang mulutnya lemes gitu ya hhh	0	1
55	Itu susu tjap nona yaatau susu tjap dencow?????????	1	0
56	Marvel sekarang mengecewakan, sekarang pahlawan ceweknya di tambah biar kelihatan dukung hak perempuan dan mengecewakan banyak orang	M	0
57	Mungkin kalo laki" terasa ingin lebih terlihat kuat itu hanya diluaran mbak, lihat saja di dalam keluarga, berapa banyak suami yang seakan gak ada harganya di hadapan istri, jd para laki" itu gak mau terlihat lemah begitu diluar,,, mungkin	0	1
58	makasi kak aku udh keluar	/1	0
59	wanita terkorup sri mulyani. yang tanda tangan BLBI cair. ?????? AHY jadi tersangka Kpk ,sri mulyani dibuang ke bank dunia Antasari ashar status ketua KPK difitnah kasus otak pembunuhan pemain golf,nazarudin bebas jadi buka suara yg ngaco ??????	1	0
60	Sok keren ngomong Inggris tp g paham audien org indo noob	1	0
61	Kita bukan teman bukan sodara tapi kita semua 1 pemikiran. Benar bukan:(v	1	0
62	Emang loh siapa sherly ???????bodut loh????????	1	0
63	Mendadak tembus pandang mata gw	1	0

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
64	Malam pertama meninggal sih ini vior	1	0
65	Apa karna iri jadi pada banyak bacot	0	1
66	Jdi cewek jgn bergaul sama banyak cowo,kek cewe gk bener aja.	1	0
67	Enaknya jadi perempuan ????? Punya tempat khusus dari fasilitas umum, bisa nolep di rumah saja, gk perlu nembak pasangan, gk perlu sukses dulu, gk perlu kaya untuk menghidupi keluarga, gk perlu jadi ketua, gk perlu ngapa-ngapain	1	0
68	Kalau ditinggalin cowok karena ngerasa kita terlalu hebat atau mereka ngerasa tersaingi sama kita, seksism bukan sih?	0	1
69	aku kok bisa nyasar ke sini?	0//	1
70	gak ada bagus2nya bi <mark>langin org</mark> lonte, <mark>gak sopan</mark>	0	1
71	Mbaaakk Banyak orang jual semangka di luaraann tapi ini yg saya liat paling mengkell ????????	(I)	0
72	Bodo amat sherly ????	yyiy.	0
73	Syang ih dh dbilang ge jan post poto yg ini masihh yaa ngeyel dbilangin??	1	0
74	Puan2 paket komplit.	0	1
75	@Abi_Benedict @neohistoria_id mata lo pujian. saya perempuan dan itu bentuk pelecehan pada wanita. lu coba ngomong ama mak lu kalau punya tobrut kalau nggak dipenggal lehermu ya dikubur hidup2.	0	1
76	""Perempuan harus lengkap seperti apa yg telah di tentukan. Kalaupun tidak lengkap karna mungkin sering melawan kodrat ??""	1	0

No.	Komentar	Label	Hasil Identifikasi
77	istilah consent ga compatible buat masyarakat indonesia kata si gamal, yaiyalah wong wanita cuma dianggap objek meskipun istri jd budak penyalur nafsu nolak bersetubuh nanti dianggap wanita durhaka	0	1
78	Kalo bacotnya berisi kek gini sih aku sukaaa wkwkwk ?????	0	1
79	Gua selalu di suruh berubah demi laki-laki padahal nih gua mau berubah untuk diri sendiri.	0	1
80	Gaji 3jt motor vario ada harapan ga?	0	1



Alamat Jalan Universitas No. 9 Kampus USU, Medan 20155 Email: fasilkomti@usu.ac.id Telepon: (061) 8213793

KEPUTUSAN DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

NOMOR: 160/UN5.2.14.D/SK/HK.07/2025

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Membaca : Surat Permohonan Mahasiswa Fasilkom-TI USU tanggal 03 Januari 2025 perihal permohonan ujian skripsi:

Nama : STEPHANI ULI BASA SILITONGA

NIM : 201402068

Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi

Judul Skripsi : Identifikasi Pernyataan Misogini Berdasarkan Komentar Media Sosial Menggunakan

Bidirectional Long Short-Term Memory dan Indobert Embedding : Bahwa Mahasiswa tersebut telah memenuhi kewajiban untuk ikut dalam pelaksanaan Meja Hijau Skripsi

Mahasiswa pada Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi

Informasi Universitas Sumatera Utara TA 2024/2025.

Menimbang : Bahwa permohonan tersebut diatas dapat disetujui dan perlu ditetapkan dengan surat keputusan Mengingat : 1. Undang-undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.

2. Peraturan Pemerintah Nomor 17 tahun 2010 tentang pengelolaan dan penyelenggara pendidikan.

3. Keputusan Rektor USU Nomor 03/UN5.1.R/SK/SPB/2021 tentang Peraturan Akademik Program Sarjana

Universitas Sumatera Utara.

4. Surat Keputusan Rektor USU Nomor 1876/UN5.1.R/SK/SDM/2021 tentang pengangkatan Dekan

Fasilkom-TI USU Periode 2021-2026

MEMUTUSKAN

Menetapkan

Memperhatikan

Pertama :

: Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:

Ketua : Ainul Hizriadi, S.Kom., M.Sc.

NIP: 198510272017061001

Sekretaris : Fahrurrozi Lubis B.IT., M.Sc.IT

NIP: 198610122018052001

Anggota : Umaya Ramadhani Putri Nasution, S.TI., M.Kom.
Penguji

NIP: 199104112024062001

Anggota : Sarah Purnamawati, S.T., M.Sc. Penguji NIP: 198302262010122003

Moderator : Panitera : -

Kedua : Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak

(PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2025.

Ketiga : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki

sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

Medan, 10 Januari 2025 Ditandatangani secara elektronik oleh: Dekan



Maya Silvi Lydia NIP 197401272002122001

Tembusan:

- Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
- 2. Yang bersangkutan

