

**OPTIMALISASI MODEL DEEP LEARNING UNTUK
KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN PADA MEDIA SOSIAL**

X

SKRIPSI

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



disusun oleh

MOHAMAD DODDY SUJATMIKO

21.11.4344

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

**OPTIMALISASI MODEL DEEP LEARNING UNTUK
KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN PADA MEDIA SOSIAL**

X

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



disusun oleh

MOHAMAD DODDY SUJATMIKO

21.11.4344

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**OPTIMALISASI MODEL DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI
UJARAN KEBENCIAN PADA MEDIA SOSIAL X**

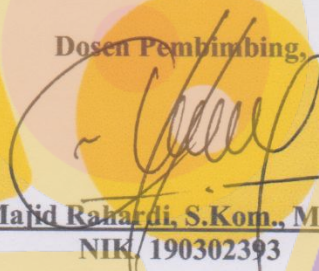
yang disusun dan diajukan oleh

Mohamad Doddy Sujatmiko

21.11.4344

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 21 Februari 2025

Dosen Pembimbing,


Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302393

HALAMAN PENGESAHAN
SKRIPSI
OPTIMALISASI MODEL DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI
UJARAN KEBENCIAN PADA MEDIA SOSIAL X

yang disusun dan diajukan oleh

Mohamad Doddy Sujatmiko

21.11.4344

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 21 Februari 2025

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Ike Verawati, M.Kom.
NIK. 190302237

Ali Mustopa, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302192

Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302393

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 21 Februari 2025

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



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

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Mohamad Doddy Sujatmiko
NIM : 21.11.4344

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

**OPTIMALISASI MODEL DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI
UJARAN KEBENCIAN PADA MEDIA SOSIAL X**

Dosen Pembimbing : Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng.

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

Yogyakarta, 21 Februari 2025

Yang Menyatakan,


Mohamad Doddy Sujatmiko

HALAMAN PERSEMBAHAN

Karya ilmiah ini saya persembahkan kepada Tuhan, keluarga, dan orang-orang tercinta. Terima kasih kepada Tuhan yang telah memberikan kehidupan di dunia ini, meskipun tidak semua pengalaman yang saya lalui indah. Terima kasih kepada keluarga yang telah memberikan dukungan, baik secara materiil maupun moral. Terima kasih kepada diri saya sendiri dalam menyelesaikan karya ini, dirimu di masa depan akan berterima kasih atas perjuanganmu ini.



KATA PENGANTAR

Karya ilmiah yang berjudul “OPTIMALISASI MODEL DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN PADA MEDIA SOSIAL X” berhasil penulis selesaikan tentunya dengan dukungan dari banyak pihak. Ucapan terima kasih ingin penulis sampaikan kepada.

1. Tuhan YME, yang telah memberikan kehidupan di dunia ini.
2. Keluarga, yang telah memberikan dukungan berupa materiil dan moral.
3. Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng., sebagai dosen pembimbing, yang telah memberikan arahan dan pembelajaran selama pengerjaan karya ilmiah ini.
4. Teman-teman kelas IF-08 angkatan 2021, yang telah meluangkan waktu untuk berbagi pikiran dan ilmunya.
5. Komunitas Kaggle, yang menyediakan data yang sangat membantu pada karya ilmiah ini.

Yogyakarta, 21 Februari 2025

Penulis

DAFTAR ISI

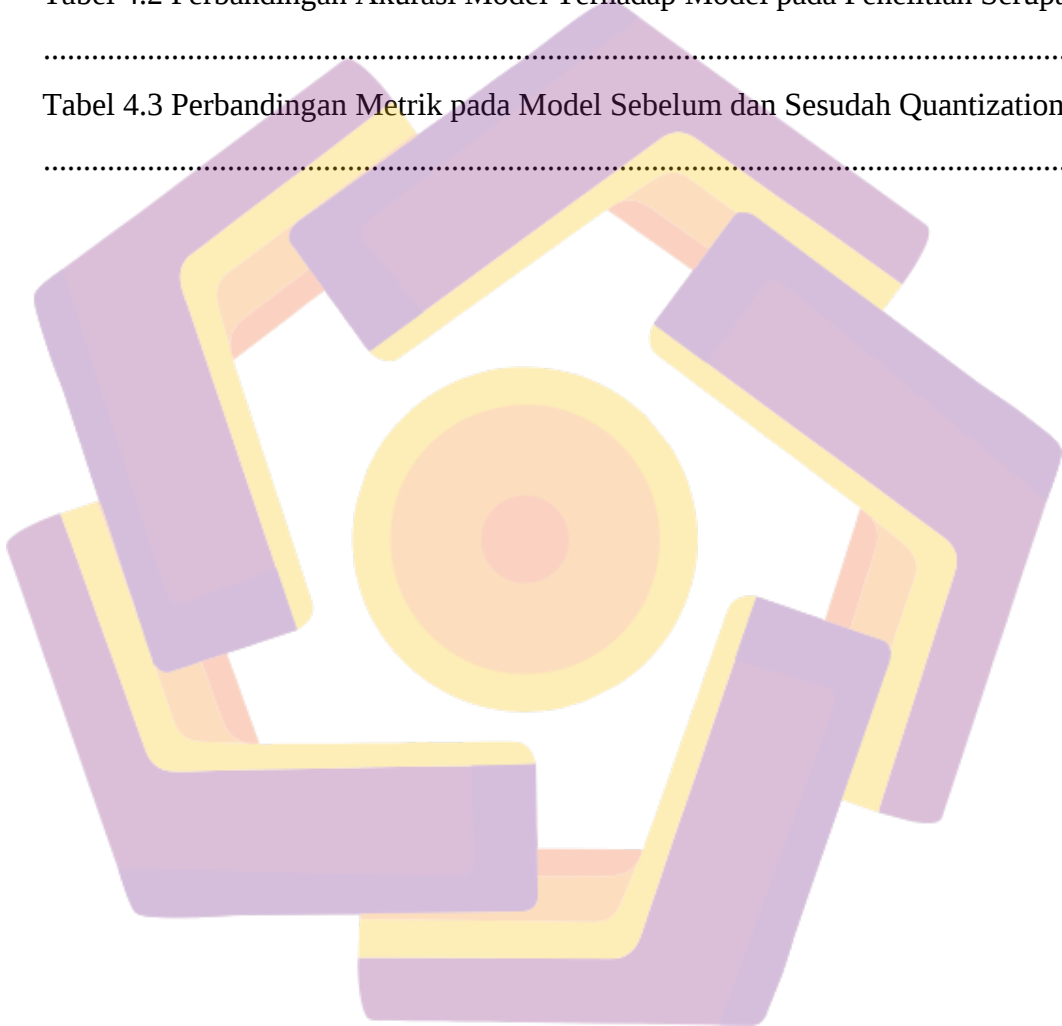
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xiii
DAFTAR ISTILAH	xv
INTISARI	xvii
<i>ABSTRACT</i>	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Studi Literatur	5

2.2	Dasar Teori	10
2.2.1	Ujaran Kebencian	10
2.2.2	<i>Deep Learning</i>	10
2.2.3	<i>Preprocessing</i>	10
2.2.4	<i>Word Embedding</i>	11
2.2.5	<i>Artificial Neural Network</i>	11
2.2.6	<i>Pruning</i>	11
2.2.6.1	<i>Structured Pruning</i>	12
2.2.6.2	<i>Unstructured Pruning</i>	12
2.2.7	<i>Quantization</i>	13
2.2.8	Evaluasi	13
2.2.8.1	Akurasi	13
2.2.8.2	F1-Score	14
2.2.8.3	FLOP	14
2.2.8.4	<i>Inference Time</i>	15
2.2.8.5	Ukuran Model	15
BAB III METODE PENELITIAN		16
3.1	Alur Penelitian	16
3.1.1	Pengembangan Model	16
3.1.1.1	Pengumpulan Data	17
3.1.1.2	Preprocessing Data	17
3.1.1.3	Modelling	18
3.1.1.4	Evaluasi	18
3.1.2	Optimalisasi dan Implementasi Model	19
3.1.2.1	Pruning Model	20

3.1.2.2	Evaluasi <i>Pruning</i>	20
3.1.2.3	Quantization Model	20
3.1.2.4	Evaluasi Quantization	20
3.1.2.5	Implementasi Model	20
3.2	Alat dan Bahan	21
3.2.1	Alat	21
3.2.2	Bahan	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		24
4.1	Pengembangan Model	24
4.1.1	Pengumpulan Data	24
4.1.2	Preprocessing Data	26
4.1.3	Modelling	28
4.1.4	Evaluasi	29
4.2	Optimalisasi dan Implementasi Model	31
4.2.1	Pruning Model	31
4.2.2	Evaluasi Pruning	33
4.2.3	Quantization Model	34
4.2.4	Evaluasi Quantization	35
4.2.5	Implementasi Model	36
BAB V PENUTUP		37
5.1	Kesimpulan	37
5.2	Saran	37
REFERENSI		38
LAMPIRAN		41

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian.	7
Tabel 3.1 Susunan Model Deep Learning.....	18
Tabel 4.1 Perubahan pada Setiap Langkah Preprocessing.....	27
Tabel 4.2 Perbandingan Akurasi Model Terhadap Model pada Penelitian Serupa.	30
Tabel 4.3 Perbandingan Metrik pada Model Sebelum dan Sesudah Quantization.	35

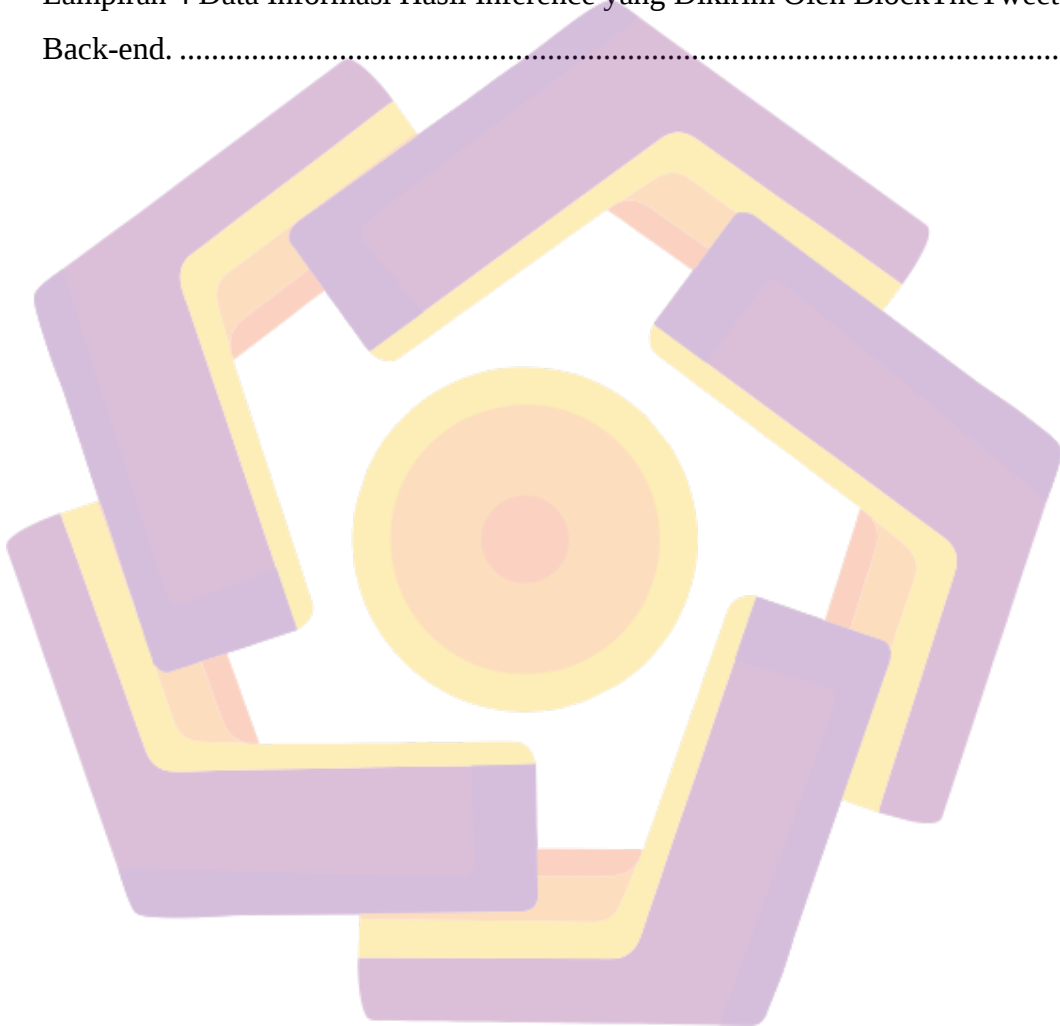


DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi Structured Pruning.	12
Gambar 2.2 Ilustrasi Unstructured Pruning.	13
Gambar 3.1 Flowchart Alur Pengembangan Model.	16
Gambar 3.2 Flowchart Alur Optimalisasi dan Implementasi Model.	19
Gambar 3.3 Skema Implementasi Model.....	21
Gambar 4.1 Chart Keseimbangan Dataset Berdasarkan Label Sebelum Preprocessing.	24
Gambar 4.2 Wordcloud Dataset “Toxic Tweets Dataset” Sebelum Preprocessing.	25
Gambar 4.3 Chart Keseimbangan Dataset Berdasarkan Label Setelah Preprocessing.	26
Gambar 4.4 Wordcloud Dataset “Toxic Tweets Dataset” Setelah Preprocessing.	28
Gambar 4.5 Grafik Akurasi pada Data Training dan Data Validasi Pada Setiap Epoch-nya.	29
Gambar 4.6 Hasil Evaluasi Model Terhadap Data Tes.....	30
Gambar 4.7 Kode Program Penggunaan Pruning Menggunakan Metode Structured Pruning.	31
Gambar 4.8 Kode Program Penggunaan Pruning Menggunakan Metode Unstructured Pruning.	32
Gambar 4.9 Grafik Perubahan Akurasi dan F1-score pada Setiap Model dan Setiap Pruning Rate.....	33
Gambar 4.10 Grafik Perubahan Jumlah FLOP pada Model	34
Gambar 4.11 Kode Program Quantization Terhadap Model.	35
Gambar 4.12 Tweet hate speech pada situs X tanpa BlockTheTweet	36
Gambar 4.13 Tweet hate speech pada situs X dengan BlockTheTweet	36

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Kode Program Algoritma Structured Pruning.....	41
Lampiran 2 Kode Program Algoritma Unstructured Pruning.....	42
Lampiran 3 Back-end untuk ekstensi BlockTheTweet ketika dijalankan.....	42
Lampiran 4 Data Informasi Hasil Inference yang Dikirim Oleh BlockTheTweet Back-end.	42



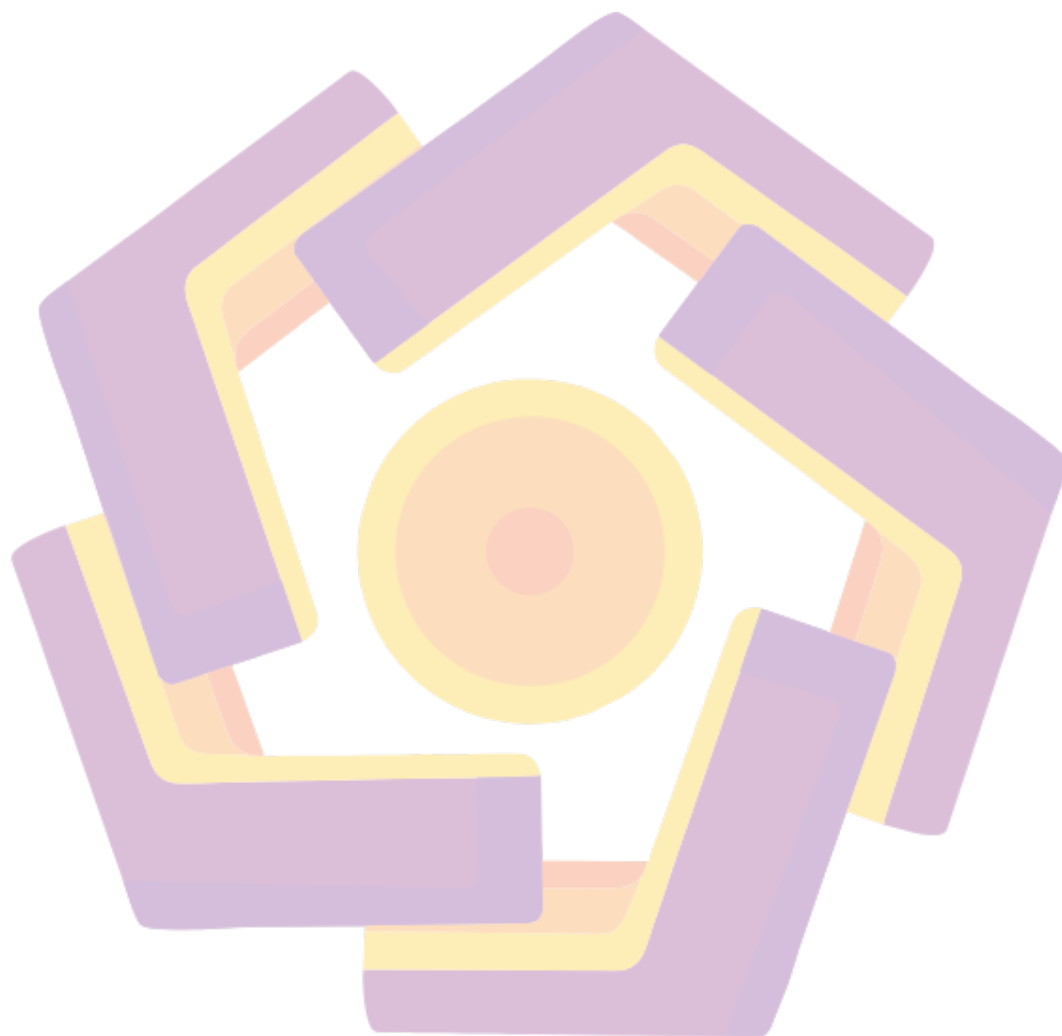
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN



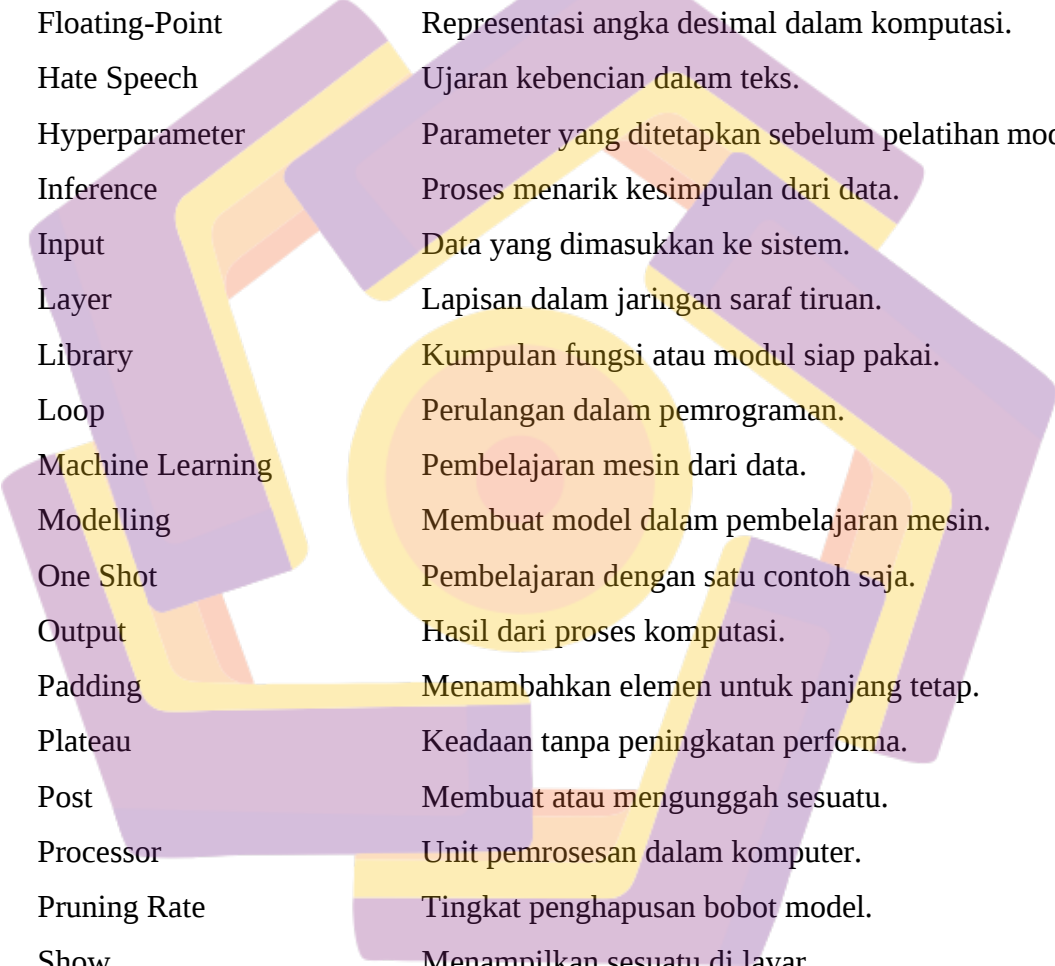
ABAE	Attention-Based Aspect Extraction.
ANN	Artificial Neural Network.
CNN	Convolutional Neural Network.
CPU	Central Processing Unit.
DCNN	Deep Convolutional Neural Network.
DPU	Data Processing Unit.
ELU	Exponential Linear Unit.
FBGEMM	Facebook General Matrix Multiplication.
FN	False Negative.
FP	False Positive.
GELU	Gaussian Error Linear Unit.
GPU	Graphics Processing Unit.
IndoBERT	Indo Bidirectional Encoder Representations from Transformers.
KFLOP	Kilo Floating Point Operations.
MLP	Multi-Layer Perceptron.
NLTK	Natural Language Toolkit.
OS	Operating System.
RAM	Random Access Memory.
RELU	Rectified Linear Unit.
SVM	Support Vector Machine.
TP	True Positive.

TPU Tensor Processing Unit.

TN True Negative.

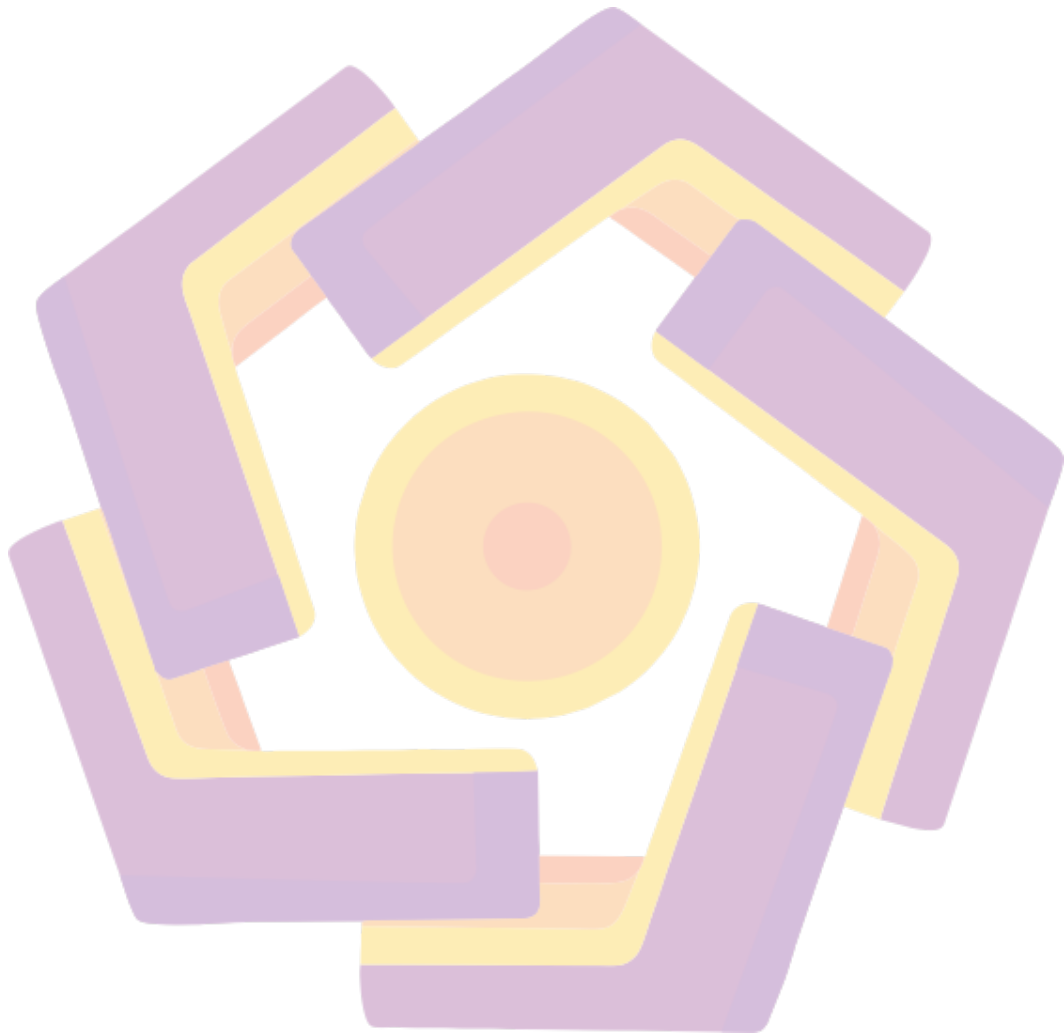


DAFTAR ISTILAH



Alphanumeric	Kombinasi huruf dan angka.
Casefolding	Mengubah huruf menjadi kecil semua.
Downsampling	Mengurangi jumlah data sampel.
Duplicate Handling	Penanganan duplikasi dalam data.
Emoji	Simbol visual dalam komunikasi digital.
Floating-Point	Representasi angka desimal dalam komputasi.
Hate Speech	Ujaran kebencian dalam teks.
Hyperparameter	Parameter yang ditetapkan sebelum pelatihan model.
Inference	Proses menarik kesimpulan dari data.
Input	Data yang dimasukkan ke sistem.
Layer	Lapisan dalam jaringan saraf tiruan.
Library	Kumpulan fungsi atau modul siap pakai.
Loop	Perulangan dalam pemrograman.
Machine Learning	Pembelajaran mesin dari data.
Modelling	Membuat model dalam pembelajaran mesin.
One Shot	Pembelajaran dengan satu contoh saja.
Output	Hasil dari proses komputasi.
Padding	Menambahkan elemen untuk panjang tetap.
Plateau	Keadaan tanpa peningkatan performa.
Post	Membuat atau mengunggah sesuatu.
Processor	Unit pemrosesan dalam komputer.
Pruning Rate	Tingkat penghapusan bobot model.
Show	Menampilkan sesuatu di layar.
Stemming	Menghapus imbuhan pada kata.
Stopword Removal	Menghapus kata umum yang tidak penting.
Synapsis	Koneksi antara neuron buatan.
Tokenization	Memisahkan teks menjadi unit kecil.
Training	Proses melatih model dengan data.
Tweet	Postingan pendek di platform X.

Unicode	Standar pengkodean karakter global.
Weight	Bobot dalam jaringan saraf tiruan.
Web Browser	Aplikasi untuk mengakses situs web.
Word Normalization	Menstandarkan kata ke bentuk umum.



INTISARI

Pengguna media sosial terus meningkat, mencapai 62,3% dari populasi dunia pada 2024. Hal ini menghasilkan banyak unggahan dengan berbagai tujuan. Ujaran kebencian di media sosial dapat berdampak serius pada kesehatan mental, terutama bagi generasi muda. Deteksi manual ujaran kebencian memiliki kelemahan, seperti keterlambatan dan potensi pembatasan kebebasan berbicara yang berlebihan. Di sinilah *deep learning* berperan dalam mendeteksi ujaran kebencian secara otomatis. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model *deep learning* berbasis ANN untuk mendeteksi ujaran kebencian. Model ini kemudian dioptimalkan menggunakan *Structured Pruning*, *Unstructured Pruning*, dan *Quantization* agar lebih efisien. Selanjutnya, model diterapkan untuk mengklasifikasikan unggahan di media sosial X secara langsung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Structured Pruning* mampu menurunkan FLOP hingga 93,75%. Metode *quantization* mengurangi ukuran model sebesar 74,21% dan mempercepat inference time hingga 32,72%, tanpa penurunan performa yang signifikan. Model klasifikasi hate speech yang dihasilkan mencapai akurasi 90,19% dan f1-score 89,44%, dengan ukuran 10,71 MB dan inference time 0,37 ms. Model ini juga berhasil mengklasifikasikan unggahan di media sosial X secara langsung melalui aplikasi yang dikembangkan, BlockTheTweet.

Kata kunci: deep learning, ujaran kebencian, optimalisasi, pruning, quantization.

ABSTRACT

The number of social media users continues to grow, reaching 62.3% of the global population in 2024. This increase has led to a vast number of posts with various purposes. Hate speech on social media can have serious impacts on mental health, especially among young people. Manual detection of hate speech has several drawbacks, such as delays and the potential for excessive restrictions on free speech. This is where deep learning plays a role in automatically detecting hate speech. This study aims to develop a deep learning model based on an artificial neural network (ANN) to detect hate speech. The model is then optimized using Structured Pruning, Unstructured Pruning, and Quantization to improve efficiency. Furthermore, the model is implemented to classify posts on the social media platform X in real time. The results show that Structured Pruning reduces FLOP by up to 93.75%. The quantization method decreases model size by 74.21% and speeds up inference time by 32.72%, without significant performance degradation. The resulting hate speech classification model achieves 90.19% accuracy and an F1-score of 89.44%, with a model size of 10.71 MB and an inference time of 0.37 ms. Additionally, the model successfully classifies posts on social media platform X through the developed application, BlockTheTweet.

Keyword: deep learning, hate speech, optimization, pruning, quantization