



**IMPLEMENTASI METODE *SOFT VOTING CLASSIFIER*
MENGUNAKAN *K-NEAREST NEIGHBORS* DAN *GAUSSIAN NAIVE
BAYES* DALAM DETEKSI SERANGAN *REFLECTION-BASED DDOS***

Skripsi

**Untuk Memenuhi Persyaratan
Dalam Menyelesaikan Strata-1 Ilmu Komputer**

Oleh

ARIOS GIONALDI

NIM 2211016310008

**PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT
BANJARBARU**

JUNI 2026



**IMPLEMENTASI METODE *SOFT VOTING CLASSIFIER*
MENGUNAKAN *K-NEAREST NEIGHBORS* DAN *GAUSSIAN NAIVE*
BAYES DALAM DETEKSI SERANGAN *REFLECTION-BASED DDOS***

Skripsi

**Untuk Memenuhi Persyaratan
Dalam Menyelesaikan Strata-1 Ilmu Komputer**

Oleh

ARIOS GIONALDI

NIM 2211016310008

**PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT
BANJARBARU**

JUNI 2026

SKRIPSI

IMPLEMENTASI METODE *SOFT VOTING CLASSIFIER* MENGGUNAKAN *K-NEAREST NEIGHBORS* DAN *GAUSSIAN NAIVE BAYES* DALAM DETEKSI SERANGAN *REFLECTION-BASED DDOS*

Oleh:

ARIOS GIONALDI

NIM. 2211016310008

Telah dipertahankan di depan Dosen Penguji pada tanggal 25 Juni 2026.

Susunan Dosen Penguji:

Penguji

Pembimbing Utama

1.



Muhammad Itqan Mazdadi, S.Kom, M.Kom
NIP. 199006122019031013



Dwi Kartini, S.Kom, M.Kom
NIP. 198704212012122003

Pembimbing Pendamping

2.



Fatma Indriani, S.T, M.I.T, Ph.D
NIP. 198404202008122004



Andi Farmadi, S.Si, M.T
NIP. 197307252008011006

Banjarbaru, 7 Juli 2026

Koordinator Program Studi Ilmu Komputer



Dwi Kartini, S.Kom, M.Kom
NIP. 198704212012122003

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Banjarbaru, 18 Juni 2026

Yang Menyatakan,



Arios Gionaldi

NIM. 2211016310008

ABSTRAK

IMPLEMENTASI METODE *SOFT VOTING CLASSIFIER* MENGGUNAKAN *K-NEAREST NEIGHBORS* DAN *GAUSSIAN NAIVE BAYES* DALAM DETEKSI SERANGAN *REFLECTION-BASED DDOS*

(Oleh : Arios Gionaldi; Pembimbing: Muhammad Itqan Mazdadi., S.Kom., M.Kom. dan Fatma Indriani., S.T., M.I.T., Ph.D.; 2026; 89 halaman)

Serangan *Distributed Denial of Service* (DDoS) merupakan ancaman siber serius yang dapat melumpuhkan layanan infrastruktur jaringan komputer, khususnya serangan *reflection-based* DDoS yang mengeksploitasi server pihak ketiga sebagai reflektor untuk memperbesar volume trafik ke arah target. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan menganalisis performa metode *Soft Voting Classifier* yang mengombinasikan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dan *Gaussian Naive Bayes* (GNB) guna meningkatkan akurasi deteksi serangan berbasis refleksi. Alur pra-pemrosesan data dirancang secara konsisten menggunakan arsitektur *pipeline*, yang meliputi pembersihan data, standarisasi skala menggunakan *StandardScaler*, seleksi 30 fitur teratas berbasis *Mutual Information*, serta penyeimbangan distribusi kelas data latih murni menggunakan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Eksperimen ini dieksekusi menggunakan dataset standar industri CIC-DDoS2019 versi Mendeley dengan total volume data sebesar 354.981 baris log lalu lintas jaringan. Berdasarkan fase validasi silang (*Cross-Validation*), arsitektur model gabungan berhasil mencapai performa terbaik pada parameter jumlah tetangga $k = 3$ dengan pembagian kombinasi bobot kontribusi tertimbang final sebesar $w_{KNN} = 0,8$ dan $w_{GNB} = 0,2$ yang memperoleh *F1-Score* rata-rata sebesar 99,81%. Pada pengujian final menggunakan 20% data uji independen yang diisolasi, metode *Soft Voting Classifier* menghasilkan performa klasifikasi yang sangat superior dengan nilai *Accuracy* sebesar 99,76%, *F1-Score* sebesar 99,71%, serta keunggulan mutlak pada metrik *Area Under Curve* (AUC) tertinggi mencapai 99,90%. Hasil eksperimen membuktikan bahwa integrasi nilai probabilitas kontinu dari GNB efektif dalam mengkalibrasi peringkat probabilitas model, sehingga menghasilkan kemampuan diskriminasi kelas yang hampir sempurna dalam memisahkan trafik normal (*Benign*) dengan trafik serangan (*Attack*).

Kata Kunci: *Soft Voting Classifier*, *K-Nearest Neighbors*, *Gaussian Naive Bayes*, *Machine learning*, *Serangan DDoS*.

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF THE SOFT VOTING CLASSIFIER METHOD USING K-NEAREST NEIGHBORS AND GAUSSIAN NAIVE BAYES FOR THE DETECTION OF REFLECTION-BASED DDoS ATTACKS

(By : Arios Gionaldi; Supervisors: Muhammad Itqan Mazdadi., S.Kom., M.Kom. dan Fatma Indriani., S.T., M.I.T., Ph.D.; 2026; 89 pages)

Distributed Denial of Service (DDoS) attacks are a serious cyber threat that can cripple computer network infrastructure services, particularly reflection-based DDoS attacks that exploit third-party servers as reflectors to amplify the volume of traffic directed at the target. This study aims to implement and analyze the performance of the Soft Voting Classifier method, which combines the K-Nearest Neighbors (KNN) and Gaussian Naive Bayes (GNB) algorithms to improve the accuracy of reflection-based attack detection. The data preprocessing workflow is designed consistently using a pipeline architecture, which includes data cleaning, scaling standardization using StandardScaler, selection of the top 30 features based on Mutual Information, and balancing the distribution of the training data classes using the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). This experiment was conducted using the industry-standard CIC-DDoS2019 dataset (Mendeley version) with a total data volume of 354,981 network traffic log rows. Based on the cross-validation phase, the hybrid model architecture achieved optimal performance at a neighborhood size of $k = 3$, with a final weighted contribution ratio of $w_{KNN} = 0.8$ and $w_{GNB} = 0.2$, yielding an average F1-Score of 99.81%. In the final test using 20% of isolated independent test data, the Soft Voting Classifier method produced highly superior classification performance with an Accuracy of 99.76%, an F1-Score of 99.71%, and an absolute advantage in the highest Area Under the Curve (AUC) metric, reaching 99.90%. The experimental results prove that the integration of continuous probability values from GNB is effective in calibrating the model's probability rankings, thereby yielding near-perfect class discrimination capabilities in separating normal traffic (Benign) from attack traffic (Attack).

Keywords: Soft Voting Classifier, K-Nearest Neighbors, Gaussian Naive Bayes, Machine Learning, DDoS Attacks.

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, Yesus Kristus, atas berkat, rahmat, dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Implementasi Metode *Soft Voting Classifier* Menggunakan *K-Nearest Neighbors* Dan *Gaussian Naive Bayes* Dalam Deteksi Serangan *Reflection-Based DDoS*” untuk memenuhi syarat dalam menyelesaikan pendidikan S1 Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lambung Mangkurat.

Pada lembar ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada pihak-pihak yang sangat mendukung penulis dalam pembuatan dan penyusunan skripsi ini, adapun yang dimaksud adalah sebagai berikut:

1. Kedua orang tuaku, atas segala pengorbanan, tulus kasih yang diberikan, doa yang terus mengalir, semangat, dan dukungan kepada penulis agar bisa menyelesaikan pendidikan penulis.
2. Bapak Muhammad Itqan Mazdadi., S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing utama atas kesabaran, pengarahan, saran dan meluangkan waktunya untuk penulis dalam penyelesaian tugas akhir.
3. Ibu Fatma Indriani., S.T., M.I.T., Ph.D. selaku dosen pembimbing pendamping yang membantu dalam membimbing penyelesaian tugas akhir ini serta memahami setiap kesulitan yang penulis hadapi.
4. Seluruh Dosen dan Staff Prodi Ilmu Komputer atas ilmu dan bantuan yang diberikan selama perkuliahan hingga penyelesaian studi.
5. Terkhusus untuk Gabrielle Jingga Surjadhana terima kasih telah menjadi bagian penting dari perjalanan ini. Terima kasih atas kebersamaan, dukungan, yang diberikan sejak awal hingga akhir.
6. Para kakak tingkat yang telah membantu mengarahkan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
7. Teman-teman di NVIDIA“22, atas kebersamaan, tawa, dukungan moril maupun bantuan tenaga selama hampir empat tahun masa perkuliahan.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah turut membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Akhir kata penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna dan penulis mengharapkan bantuan berupa kritik dan saran yang membangun dari semua pihak demi kesempurnaan dan mutu penulisan skripsi ini. Semoga tulisan ini dapat bermanfaat bagi ilmu pengetahuan dan pembaca khususnya serta mendapat berkat dan perkenanan dari Tuhan.

Banjarbaru, 18 Juni 2026

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'Ari' followed by a stylized flourish.

Arios Gionaldi

DAFTAR ISI

	Halaman
PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN	iii
ABSTRAK.....	iv
ABSTRACT.....	v
PRAKATA.....	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian.....	6
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Kajian Terdahulu.....	9
2.2 Landasan Teori.....	14
2.2.1 Keamanan Jaringan Komputer	14
2.2.2 Distributed Denial of Service (DDoS)	15
2.2.3 Reflection-Based Distributed Denial of Service	17
2.2.4 SMOTE	18
2.2.5 Mutual Information (MI).....	19
2.2.6 Machine Learning	20
2.2.7 Soft Voting Classifier.....	22
2.2.8 Confusion Matrix	24
2.2.9 Area Under Curve (AUC)	25

BAB III METODE PENELITIAN	26
3.1 Alat Penelitian	26
3.2 Bahan Penelitian.....	26
3.3 Prosedur Penelitian.....	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1 Hasil	33
4.1.1 Pengumpulan Dataset.....	33
4.1.2 Pra-pemrosesan Data (<i>Preprocessing</i>)	34
4.1.3 Seleksi Fitur (<i>Mutual Information</i>)	36
4.1.4 Pembagian Data	37
4.1.5 Standarisasi Data (StandardScaler)	39
4.1.6 Penyeimbangan Data (SMOTE).....	40
4.1.7 Pelatihan Model dan Validasi (<i>10-Fold Cross-Validation</i>)	41
4.1.8 Pengujian dan Evaluasi Model (Data Uji 20%)	49
4.2 Pembahasan.....	55
BAB V PENUTUP	61
5.1 Kesimpulan.....	61
5.2 Saran.....	62
DAFTAR PUSTAKA	63
LAMPIRAN.....	67
RIWAYAT PENULIS	76

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
Tabel 1. Keaslian Penelitian.....	12
Tabel 2. Perancangan Penelitian.	14
Tabel 3. Dataset CIC-DDoS2019.....	34
Tabel 4. Distribusi Dataset pada Setiap Kelas	35
Tabel 5. Hasil Encoding Label.....	35
Tabel 6. Dimensi Dataset	35
Tabel 7. Hasil Seleksi Fitur Menggunakan Mutual Information (Top 30).....	36
Tabel 8. Hasil Pembagian Data.....	38
Tabel 9. Distribusi Kelas pada Data Training dan Testing.....	38
Tabel 10. Distribusi Data Latih Sebelum SMOTE	40
Tabel 11. Distribusi Data Training Setelah SMOTE.....	41
Tabel 12. Hasil Eksperimen Nilai Parameter k pada KNN Tunggal (10-Fold CV).....	42
Tabel 13. Hasil Eksperimen Tuning Bobot Soft Voting (10-Fold CV).....	46
Tabel 14. Hasil Pengujian Akhir Performa Model (Data Uji 20%)	50
Tabel 15. Perbandingan Metode dan Performa dengan Penelitian Sebelumnya.....	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 1 Ilustrasi Serangan DDOS	16
Gambar 2 Ilustrasi Reflection DDoS	18
Gambar 3 Perbedaan proses hard dan soft voting.....	22
Gambar 4 Diagram Alur Kerja Penelitian.....	27
Gambar 5 Tren Nilai Parameter k Berdasarkan Akurasi pada KNN Tunggal	43
Gambar 6 Tren Nilai Parameter k Berdasarkan F1-Score pada KNN Tunggal	44
Gambar 7 Grafik Tren Performa Model Soft Voting.....	47
Gambar 8 Confusion Matrix Model KNN Tunggal (k=3).....	51
Gambar 9 Confusion Matrix Model GNB Tunggal	52
Gambar 10 Confusion Matrix Model Soft Voting Classifier	53
Gambar 11 Perbandingan ROC Curve pada Data Uji 20%	54

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Halaman
Lampiran 1. Import Library Penelitian	68
Lampiran 2. Load Dataset.....	68
Lampiran 3. Pra-Pemrosesan Data (Preprocessing Global).....	69
Lampiran 4. Seleksi Fitur (Mutual Information).....	69
Lampiran 5. Pembagian Data (Split Holdout 80:20)	70
Lampiran 6. Standarisasi Skala Data Fitur (StandardScaler).....	70
Lampiran 7. Penyeimbangan Kelas Menggunakan SMOTE	70
Lampiran 8. Pelatihan Model Dasar (KNN K=3 & GNB)	71
Lampiran 9. Evaluasi Akhir Pada Data Uji (20%).....	73
Lampiran 10. Visualisasi Confusion Matrix & Roc Curve.....	74