

**IMPLEMENTASI PACKED CKKS HOMOMORPHIC
ENCRYPTION PADA FEDERATED LEARNING DENGAN
MODEL CNN RESNET-22 UNTUK KLASIFIKASI KANKER
PAYUDARA**



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

SKRIPSI

STEFANIE VERONICA WIJAYA
00000068054

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2026

**IMPLEMENTASI PACKED CKKS HOMOMORPHIC
ENCRYPTION PADA FEDERATED LEARNING DENGAN
MODEL CNN RESNET-22 UNTUK KLASIFIKASI KANKER
PAYUDARA**



SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom.)

STEFANIE VERONICA WIJAYA
00000068054

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2026

HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Dengan ini saya,

Nama : Stefanie Veronica Wijaya

Nomor Induk Mahasiswa : 00000068054

Program Studi : Informatika

Skripsi dengan judul:

Implementasi Packed CKKS Homomorphic Encryption pada Federated Learning dengan Model CNN ResNet-22 untuk Klasifikasi Kanker Payudara

merupakan hasil karya saya sendiri bukan plagiat dari laporan karya tulis ilmiah yang ditulis oleh orang lain, dan semua sumber, baik yang dikutip maupun dirujuk, telah saya nyatakan dengan benar serta dicantumkan di Daftar Pustaka.

Jika di kemudian hari terbukti ditemukan kecurangan/penyimpangan, baik dalam pelaksanaan maupun dalam penulisan laporan karya tulis ilmiah, saya bersedia menerima konsekuensi dinyatakan TIDAK LULUS untuk mata kuliah yang telah saya tempuh.

Tangerang, 08 Januari 2026



(Stefanie Veronica Wijaya)

UMM
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

HALAMAN PERNYATAAN PENGGUNAAN BANTUAN KECERDASAN ARTIFISIAL (AI)

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Lengkap : Stefanie Veronica Wijaya
NIM : 00000068054
Program Studi : Informatika
Judul Laporan : Implementasi Packed CKKS Homomorphic Encryption pada Federated Learning dengan Model CNN ResNet-22 untuk Klasifikasi Kanker Payudara

Dengan ini saya menyatakan secara jujur menggunakan bantuan Kecerdasan Artifisial (AI) dalam pengerjaan Laporan sebagai berikut:

- ☐ Menggunakan AI sebagaimana diizinkan untuk membantu dalam menghasilkan ide-ide utama saja.
- ☐ Menggunakan AI sebagaimana diizinkan untuk membantu menghasilkan teks pertama saja.
- ☒ Menggunakan AI untuk menyempurnakan sintaksis dan tata bahasa untuk pengumpulan tugas.
- ☐ Karena tidak diizinkan: Tidak menggunakan bantuan AI dengan cara apa pun dalam pembuatan tugas

Saya juga menyatakan bahwa:

- (1) Menyerahkan secara lengkap dan jujur penggunaan perangkat AI yang diperlukan dalam tugas melalui Formulir Penggunaan Perangkat Kecerdasan Artifisial (AI).
- (2) Mengakui telah menggunakan bantuan AI dalam tugas saya baik dalam bentuk kata, parafrase, penyertaan ide, atau fakta penting yang disarankan oleh AI dan telah dicantumkan dalam sitasi serta referensi.
- (3) Terlepas dari pernyataan di atas, tugas ini sepenuhnya merupakan karya saya sendiri.

Tangerang, 8 Januari 2026



(Stefanie Veronica Wijaya)

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul

IMPLEMENTASI PACKED CKKS HOMOMORPHIC ENCRYPTION PADA FEDERATED LEARNING DENGAN MODEL CNN RESNET-22 UNTUK KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA

oleh

Nama : Stefanie Veronica Wijaya
NIM : 00000068054
Program Studi : Informatika
Fakultas : Fakultas Teknik dan Informatika

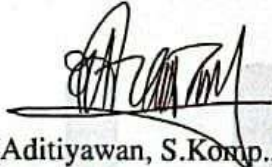
Telah diujikan pada hari Selasa, 13 Januari 2026

Pukul 10.00 s/s 12.00 dan dinyatakan

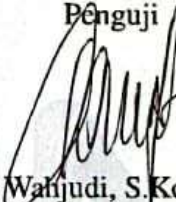
LULUS

Dengan susunan penguji sebagai berikut

Ketua Sidang


(Aditiyawan, S.Komp., M.Si.)
NIDN: 08994550022

Penguji


(Januar Wahjudi, S.Kom., M.Sc.)
NIDN: 0330017201

Pembimbing


(Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc., OCA)
NIDN: 0315109103

Ketua Program Studi Informatika,


(Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc., OCA)
NIDN: 0315109103

HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Stefanie Veronica Wijaya
NIM : 00000068054
Program Studi : Informatika
Jenjang : S1
Judul Karya Ilmiah : Implementasi Packed CKKS
Homomorphic Encryption pada
Federated Learning dengan Model
CNN ResNet-22 untuk Klasifikasi
Kanker Payudara

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa saya bersedia (**pilih salah satu**):

- ☒ Saya bersedia memberikan izin sepenuhnya kepada Universitas Multimedia Nusantara untuk mempublikasikan hasil karya ilmiah saya ke dalam repositori Knowledge Center sehingga dapat diakses oleh Sivitas Akademika UMN/Publik. Saya menyatakan bahwa karya ilmiah yang saya buat tidak mengandung data yang bersifat konfidensial.
- ☐ Saya tidak bersedia mempublikasikan hasil karya ilmiah ini ke dalam repositori Knowledge Center, dikarenakan; dalam proses pengajuan publikasi ke jurnal/konferensi nasional/internasional (dibuktikan dengan *letter of acceptance*) **.
- ☐ Lainnya, pilih salah satu:
 - Hanya dapat diakses secara internal Universitas Multimedia Nusantara
 - Embargo publikasi karya ilmiah dalam kurun waktu tiga tahun.

Tangerang, 08 Januari 2026

Yang menyatakan



Stefanie Veronica Wijaya

HALAMAN PERSEMBAHAN / MOTTO

"In their hearts humans plan their course, but the Lord establishes their steps."

Proverbs 16:9 (NIV)



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur dipanjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga Tugas Akhir berjudul “*Implementasi Packed CKKS Homomorphic Encryption pada Federated Learning dengan Model CNN ResNet-22 untuk Klasifikasi Kanker Payudara*” dapat diselesaikan. Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Multimedia Nusantara. Oleh karena itu, saya mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Ir. Andrey Andoko, M.Sc., selaku Rektor Universitas Multimedia Nusantara.
2. Bapak Dr. Eng. Niki Prastomo, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
3. Bapak Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc., OCA, selaku Ketua Program Studi Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
4. Bapak Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc., OCA, sebagai Pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesainya tugas akhir ini.
5. Keluarga yang senantiasa memberikan doa, dukungan moral dan material, serta motivasi selama proses penyusunan tugas akhir ini.
6. Teman-teman yang telah menjadi rekan berdiskusi, memberikan masukan, dan menyemangati selama proses pengerjaan tugas akhir ini.

Semoga karya ilmiah ini bermanfaat dan dapat menambah wawasan. Masih terdapat keterbatasan dalam penyusunannya, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk penyempurnaan di masa mendatang.

Tangerang, 08 Januari 2026



Stefanie Veronica Wijaya

**IMPLEMENTASI PACKED CKKS HOMOMORPHIC ENCRYPTION
PADA FEDERATED LEARNING DENGAN MODEL CNN RESNET-22
UNTUK KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA**

Stefanie Veronica Wijaya

ABSTRAK

Pelatihan model machine learning pada data medis terdistribusi menghadapi tantangan besar dalam menjaga privasi data pasien serta tingginya biaya komunikasi pada skema federated learning (FL) terenkripsi. FL memungkinkan pelatihan kolaboratif tanpa pertukaran data mentah, namun penerapan homomorphic encryption secara signifikan meningkatkan communication overhead. Penelitian ini menerapkan Packed CKKS Homomorphic Encryption pada FL berbasis CNN ResNet-22 untuk klasifikasi kanker payudara menggunakan dataset CBIS-DDSM, serta mengintegrasikan mekanisme top-k sparsification untuk menekan biaya komunikasi. Eksperimen pada skenario tiga klien menunjukkan bahwa konfigurasi top-k = 0,2 menghasilkan biaya komunikasi terendah, dengan performa klasifikasi yang tidak mengalami penurunan drastis dibandingkan baseline FL tanpa enkripsi, ditunjukkan oleh AUC sebesar 0,8554 dan PR-AUC sebesar 0,8095, serta peningkatan waktu komputasi sekitar 1,59 kali dibandingkan mode tanpa enkripsi. Hasil ini menegaskan bahwa top-k = 0,2 paling sesuai untuk menurunkan biaya komunikasi pada FL terenkripsi dengan trade-off performa yang terukur.

Kata kunci: Federated Learning, Homomorphic Encryption, Kanker Payudara, Packed CKKS, ResNet22

U M N
U N I V E R S I T A S
M U L T I M E D I A
N U S A N T A R A

**IMPLEMENTATION OF PACKED CKKS HOMOMORPHIC ENCRYPTION
IN FEDERATED LEARNING WITH CNN RESNET-22 MODEL FOR
BREAST CANCER CLASSIFICATION**

Stefanie Veronica Wijaya

ABSTRACT

Training machine learning models on distributed medical data poses significant challenges in preserving patient privacy and mitigating the high communication cost introduced by encrypted federated learning (FL). Federated Learning enables collaborative model training without sharing raw data; however, the application of homomorphic encryption substantially increases communication overhead. This study applies Packed CKKS Homomorphic Encryption to an FL framework based on a ResNet-22 convolutional neural network for breast cancer classification using the CBIS-DDSM dataset, and integrates a top-k sparsification mechanism to reduce communication cost. Experiments conducted under a three-client setting demonstrate that the top-k = 0.2 configuration achieves the lowest communication cost while maintaining classification performance that does not suffer a drastic degradation compared to non-encrypted federated learning, as indicated by an AUC of 0.8554 and a PR-AUC of 0.8095. This configuration incurs an increase in computational time of approximately 1.59× relative to the unencrypted setting. These results indicate that top-k = 0.2 represents the most suitable configuration for reducing communication cost in encrypted federated learning while preserving a controlled and measurable performance trade-off.

Keywords: Breast Cancer, Federated Learning, Homomorphic Encryption, Packed CKKS, ResNet22

U N I V E R S I T A S
M U L T I M E D I A
N U S A N T A R A

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN TIDAK MELAKUKAN PLAGIAT	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN/MOTO	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR KODE	xiv
DAFTAR RUMUS	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB 2 LANDASAN TEORI	6
2.1 Federated Learning	6
2.1.1 Adversarial Alignment	10
2.1.2 Curriculum Learning	12
2.2 Packed CKKS Homomorphic Encryption	15
2.3 Klasifikasi Kanker Payudara	25
2.3.1 Metrik Evaluasi untuk Klasifikasi Kanker Payudara	26
2.4 CNN ResNet-22	29
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	34
3.1 Studi Literatur	34
3.2 Pengumpulan Data	35
3.2.1 Struktur Dataset	36
3.3 Pra-pemrosesan Data	37
3.4 Pembagian Dataset	38
3.5 Data Transformation	40
3.6 Arsitektur Sistem	42
3.6.1 Threat Model	47
3.7 Implementasi Model	48
3.8 Implementasi Federated Learning	49
3.8.1 Inisialisasi Klien dan Pembagian Dataset	49
3.8.2 Skema Pelatihan Federated Learning	50
3.8.3 Strategi <i>Curriculum Learning</i>	51
3.8.4 Mekanisme <i>Adversarial Domain Alignment</i>	52
3.8.5 Validasi, <i>Early Stopping</i> , dan Pengujian	54
3.8.6 Parameter dan Konfigurasi Sistem Federasi	55
3.9 Implementasi Packed CKKS Homomorphic Encryption	56
3.9.1 Inisialisasi Konteks CKKS	56

3.9.2	Serialisasi Parameter, Packing Batch, dan Enkripsi Top- k . . .	57
3.9.3	Agregasi Homomorfik Ciphertext di Server	60
3.9.4	Dekripsi dan Rekonstruksi Parameter Model	61
3.9.5	Implikasi Rekonstruksi Model pada Skema Top- k	65
3.10	Evaluasi dan Pengukuran	66
3.10.1	Evaluasi Performa Model	66
3.10.2	Efisiensi Komputasi	67
3.10.3	Efisiensi Data Transfer Volume (MB)	68
BAB 4	HASIL DAN DISKUSI	69
4.1	Evaluasi Performa FL dengan Packed HE (CKKS)	69
4.1.1	Evaluasi Performa Model	69
4.1.2	Pengaruh Top- k Sparsifikasi terhadap Akurasi Validasi Global	71
4.1.3	Evaluasi Waktu Komputasi	72
4.2	Hasil Model FL dengan Packed CKKS HE	75
4.2.1	Perbandingan Akurasi Model dengan Metode Terkait	77
BAB 5	Simpulan dan Saran	79
5.1	Simpulan	79
5.2	Saran	80
DAFTAR PUSTAKA		82



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Ringkasan penelitian Federated Learning	14
Tabel 2.2	Arsitektur ResNet-22 CNN [8]	31
Tabel 3.1	Struktur kolom pada berkas deskripsi dataset CBIS-DDSM	36
Tabel 3.2	Ringkasan jumlah entri pada setiap berkas CSV CBIS-DDSM	37
Tabel 3.3	Rekap jumlah data per <i>site</i> dan <i>phase</i> (entri per label). . . .	39
Tabel 3.4	Konfigurasi dan parameter utama Federated Learning	55
Tabel 3.5	Parameter konfigurasi mekanisme <i>Packed CKKS Homomorphic Encryption</i> pada sistem federasi.	64
Tabel 4.1	Perbandingan metrik performa model FL pada evaluasi akhir	71
Tabel 4.2	Ringkasan akurasi validasi global tertinggi dan ronde pencapaiannya pada setiap konfigurasi <i>top-k</i>	72
Tabel 4.3	Rata-rata waktu komputasi untuk setiap komponen sistem pada berbagai konfigurasi <i>Top-k</i>	75
Tabel 4.4	Ringkasan hasil evaluasi performa dan efisiensi FL pada berbagai konfigurasi.	76



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Alur kerja umum <i>Federated Learning</i> [21].	7
Gambar 2.2	Arsitektur <i>Horizontal Federated Learning</i> [22].	7
Gambar 2.3	Ilustrasi <i>Packed CKKS</i> [14].	16
Gambar 2.4	Ilustrasi <i>top-k sparsification</i> dengan <i>mask</i> pada proses <i>packing</i> dan agregasi terenkripsi [14].	18
Gambar 2.5	Klasifikasi <i>benign</i> dan <i>malignant</i> [34].	26
Gambar 2.6	Arsitektur CNN [41].	30
Gambar 2.7	Arsitektur <i>Residual Network</i> (ResNet) [41].	31
Gambar 3.1	Flowchart pengumpulan data	35
Gambar 3.2	Contoh citra mamografi kategori <i>benign</i> dan <i>malignant</i> . . .	36
Gambar 3.3	Flowchart pra-pemrosesan data	37
Gambar 3.4	Flowchart pembagian dataset	38
Gambar 3.5	Flowchart <i>data transformation</i>	40
Gambar 3.6	Perbandingan citra mamografi sebelum dan sesudah peningkatan kontras menggunakan <i>Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization</i> (CLAHE).	41
Gambar 3.7	Arsitektur sistem <i>Federated Learning</i> dengan integrasi <i>Packed CKKS Homomorphic Encryption</i>	44
Gambar 3.8	Alur proses <i>Federated Learning</i> dengan mekanisme <i>Packed CKKS Homomorphic Encryption</i>	46
Gambar 3.9	Output runtime pemuatan bobot <i>pretrained</i> dan ringkasan pembagian data (<i>train/validation/test</i>) pada masing-masing klien.	50
Gambar 3.10	Contoh <i>output runtime</i> pemicu agregasi FedAvg pada langkah ke-40, ke-80, dan ke-120 dari total <i>nsteps</i> =120 dalam satu <i>epoch</i> , sesuai pengaturan parameter <i>pace</i> =40. .	51
Gambar 3.11	Alur strategi <i>curriculum learning</i> pada pelatihan lokal. . .	51
Gambar 3.12	Alur mekanisme <i>adversarial domain alignment</i> pada pelatihan lokal.	53
Gambar 3.13	Contoh output <i>runtime</i> yang menampilkan nilai <i>loss</i> komponen pelatihan, termasuk komponen terkait mekanisme <i>adversarial domain alignment</i> (mis. <i>loss generator</i> dan <i>loss discriminator</i>) yang dipantau selama pelatihan lokal.	54
Gambar 3.14	Contoh output runtime yang menunjukkan aktivasi mekanisme <i>early stopping</i> ketika nilai <i>validation loss</i> tidak mengalami perbaikan selama sejumlah <i>epoch</i> berturut-turut.	55
Gambar 3.15	<i>Output debug</i> saat konteks CKKS berhasil diserialisasi dan disimpan ke <code>COMM_PATH/context_params</code>	57
Gambar 3.16	<i>Output debug</i> awal dan akhir proses <code>params_tolist</code> yang menunjukkan pemetaan parameter model ke vektor satu dimensi beserta rentang indeks tiap lapisan.	58

Gambar 3.17	<i>output debug</i> awal dan akhir proses enkripsi <i>batch</i> terpilih menggunakan <i>Packed CKKS</i> , termasuk informasi <i>mask top-k</i> , jumlah <i>ciphertext</i> , dan keterkaitan <i>batch</i> dengan lapisan model.	60
Gambar 3.18	<i>output debug</i> yang menampilkan bobot kontribusi klien (<i>weights_client</i>) pada tahap agregasi homomorfik <i>ciphertext</i>	61
Gambar 3.19	Contoh <i>output debug</i> proses <i>dec_params</i> yang menunjukkan dekripsi <i>ciphertext</i> agregat CKKS menjadi parameter global dalam bentuk <i>flattened list</i>	62
Gambar 3.20	<i>output debug</i> awal dan akhir proses rekonstruksi parameter global ke dalam struktur model lokal menggunakan <i>params_to_model</i>	63
Gambar 3.21	Alur Integrasi <i>Packed CKKS HE</i>	65
Gambar 4.1	Perbandingan metrik global (<i>Plain</i> vs <i>Top-k</i> variants).	70
Gambar 4.2	Perkembangan akurasi validasi global pada berbagai konfigurasi <i>top-k</i>	71
Gambar 4.3	Rata-rata waktu pelatihan per klien pada setiap konfigurasi <i>federated learning</i>	73
Gambar 4.4	Rata-rata waktu agregasi global pada mode <i>plain</i> dan variasi <i>top-k</i>	74
Gambar 4.5	Waktu enkripsi dan dekripsi global pada berbagai konfigurasi <i>Top-k</i>	75
Gambar 4.6	Perbandingan akurasi validasi global terhadap jumlah ronde dan waktu kumulatif pelatihan.	77



DAFTAR KODE

Kode 2.1	Proses agregasi model global dengan regularisasi berbasis <i>noise</i> dan penjadwalan komunikasi [8]	9
Kode 2.2	Fungsi kerugian pada mekanisme <i>adversarial alignment</i> [8]	10
Kode 2.3	Loop pelatihan lokal dengan <i>nsteps</i> dan <i>adversarial alignment</i> [8]	11
Kode 2.4	Perhitungan bobot kurikulum lokal [8]	13
Kode 2.5	Implementasi pembaruan bobot kurikulum pada tiap situs [8] . .	13
Kode 2.6	Inisialisasi konteks CKKS [14]	16
Kode 2.7	Konversi parameter model ke vektor satu dimensi [14]	18
Kode 2.8	Proses <i>packing</i> dan enkripsi menggunakan skema <i>Packed</i> CKKS [14]	19
Kode 2.9	Pemanggilan fungsi enkripsi di sisi klien [14]	20
Kode 2.10	Dekripsi dan normalisasi hasil agregasi <i>Packed</i> CKKS [14] . . .	20
Kode 2.11	Pemanggilan fungsi dekripsi di sisi klien [14]	21
Kode 2.12	Proses <i>unpacking</i> hasil dekripsi ke struktur model [14]	21
Kode 2.13	Perhitungan bobot agregasi berbasis jumlah sampel [14]	22
Kode 2.14	Perhitungan akurasi pada tahap validasi model [8]	27
Kode 2.15	Perhitungan AUC dan PR-AUC pada tahap evaluasi model [8] . .	28
Kode 2.16	Struktur utama <i>Classifier</i> dan <i>Encoder</i> pada model Jiménez-Sánchez [8]	32
Kode 2.17	Blok residual dasar (<i>BasicBlockV2</i>) pada arsitektur ResNet-22 [8]	32
Kode 2.18	Implementasi fungsi pembentuk arsitektur <i>ResNet-22</i> [8]	33
Kode 3.1	Implementasi transformasi CLAHE	41
Kode 3.2	Konfigurasi pipeline <i>data transformation</i>	42
Kode 3.3	Implementasi mekanisme <i>early stopping</i> (main.py)	54
Kode 3.4	Inisialisasi dan penyimpanan konteks CKKS	56
Kode 3.5	Serialisasi parameter per klien dan perhitungan jumlah batch . .	57
Kode 3.6	Sparsifikasi <i>top-k</i> dan enkripsi <i>batch</i> per klien dengan <i>Packed</i> CKKS	59
Kode 3.7	Pemilihan bobot klien dan agregasi homomorfik <i>ciphertext</i> CKKS	61
Kode 3.8	Dekripsi <i>ciphertext</i> agregat per klien	62
Kode 3.9	Rekonstruksi parameter global ke model lokal	63
Kode 3.10	Validasi per-klien dan perhitungan metrik global (main.py) . . .	66
Kode 3.11	Pengujian akhir model terbaik per klien (main.py)	67

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

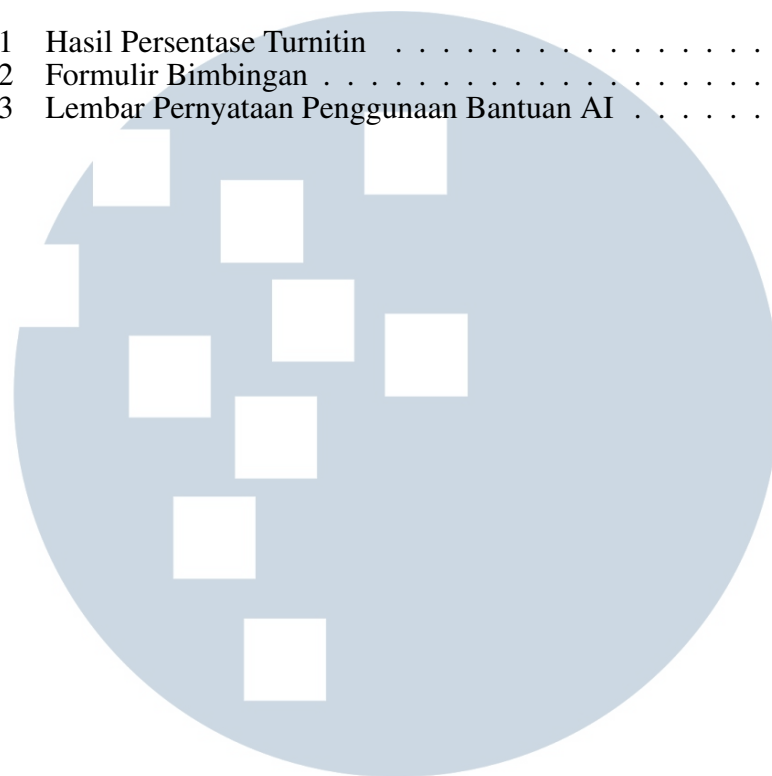
DAFTAR RUMUS

Rumus 2.1	<i>Accuracy</i>	27
Rumus 2.2	<i>True Positive Rate (TPR)</i>	27
Rumus 2.3	<i>False Positive Rate (FPR)</i>	27
Rumus 2.4	<i>AUC</i>	28
Rumus 2.5	<i>Precision</i>	28
Rumus 2.6	<i>Recall</i>	28
Rumus 2.7	<i>PR-AUC</i>	28



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Hasil Persentase Turnitin	86
Lampiran 2	Formulir Bimbingan	87
Lampiran 3	Lembar Pernyataan Penggunaan Bantuan AI	89



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA