

**ANALISIS PERBANDINGAN MOBILENETV3 DAN
EFFICIENTNETV2B0 DALAM PENGENALAN ISYARAT
TANGAN BISINDO MENGGUNAKAN LANDMARK
MEDIAPIPE**

LAPORAN NON-REGULER

SKEMA SCIENTIST

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



Disusun oleh :

ALIEF KHAIRUL FADZLI

22.11.4983

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2026

**ANALISIS PERBANDINGAN MOBILENETV3 DAN
EFFICIENTNETV2B0 DALAM PENGENALAN ISYARAT TANGAN
BISINDO MENGGUNAKAN LANDMARK MEDIAPIPE**

LAPORAN NON-REGULER

SKEMA SCIENTIST

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana

Program Studi Informatika



Disusun oleh :

ALIEF KHAIRUL FADZLI

22.11.4983

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2026

HALAMAN PERSETUJUAN

JALUR NON-REGULER

**ANALISIS PERBANDINGAN MOBILENETV3 DAN EFFICIENTNETV2B0
DALAM PENGENALAN ISYARAT TANGAN BISINDO MENGGUNAKAN
LANDMARK MEDIAPIPE**

yang disusun dan diajukan oleh

Alief Khairul Fadli

22.11.4983

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing
pada tanggal 25 Februari 2026

Dosen Pembimbing,



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

HALAMAN PENGESAHAN

JALUR NON-REGULER

ANALISIS PERBANDINGAN MOBILENETV3 DAN EFFICIENTNETV2B0
DALAM PENGENALAN ISYARAT TANGAN BISINDO MENGGUNAKAN
LANDMARK MEDIAPIPE

yang disusun dan diajukan oleh

Alief Khairul Fadzli

22.11.4983

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 25 Februari 2026

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Theophilus Bayu Sasongko, S.Kom., M.Eng

NIK. 190302375

Subektiningsih, S.Kom., M.Kom

NIK. 190302413

Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng

NIK. 190302393

Laporan ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 25 Februari 2026

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.kom

NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Alief Khairul Fadzli

NIM : 22.11.4983

Menyatakan bahwa Laporan dengan judul berikut:

Analisis Perbandingan MobileNetV3 Dan EfficientNetV2B0 Dalam Pengenalan Isyarat Tangan Bisindo Menggunakan Landmark Mediapipe

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 kegiatan 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 ketidak-benaran 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, 25 Februari 2026

Yang Menyatakan,



Alief Khairul Fadzli

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji syukur ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, atas rahmat dan izin-Nya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini sebagai bentuk tanggung jawab akademik sekaligus tahap akhir dalam menempuh pendidikan sarjana. Penyusunan karya ini merupakan hasil dari proses panjang yang dilalui dengan doa, usaha, serta pengorbanan. Laporan ini penulis persembahkan kepada kedua orang tua tercinta, Ayah Iyus Rusdiana dan Ibu Dwi Utami, atas doa, dukungan, serta pengorbanan yang senantiasa diberikan kepada penulis. Penulis juga mempersembahkan laporan ini kepada kakak, Yuda Nurfadilah, atas dukungan dan motivasi yang diberikan selama proses penyusunan laporan.

Selain itu, penulis menyampaikan penghargaan dan terima kasih kepada dosen pembimbing, Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng, atas bimbingan, arahan, serta ilmu yang telah diberikan sehingga laporan ini dapat diselesaikan dengan baik. Tidak lupa, penulis mengucapkan terima kasih kepada rekan-rekan IF 07 atas dukungan, kebersamaan, dan bantuan yang diberikan selama proses penyusunan laporan.

Semoga laporan ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi yang berguna bagi pengembangan ilmu pengetahuan.

KATA PENGANTAR

Dengan memanjatkan puji syukur ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, penulis menyampaikan rasa terima kasih atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga laporan tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Penyusunan laporan ini tidak terlepas dari bimbingan, dukungan, dan bantuan dari berbagai pihak yang telah memberikan kontribusi berarti. Oleh karena itu, dengan penuh hormat penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Kusri, M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta.
3. Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng, selaku Dosen Pembimbing, atas bimbingan, arahan, serta motivasi yang senantiasa diberikan kepada penulis hingga terselesaikannya laporan tugas akhir ini.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa laporan ini masih memiliki kekurangan dan keterbatasan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan saran dan kritik yang membangun demi penyempurnaan karya ini pada masa yang akan datang. Semoga laporan ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta menjadi kontribusi kecil dalam mendukung pengembangan ilmu pengetahuan.

Yogyakarta, 25 Februari 2026

Penulis

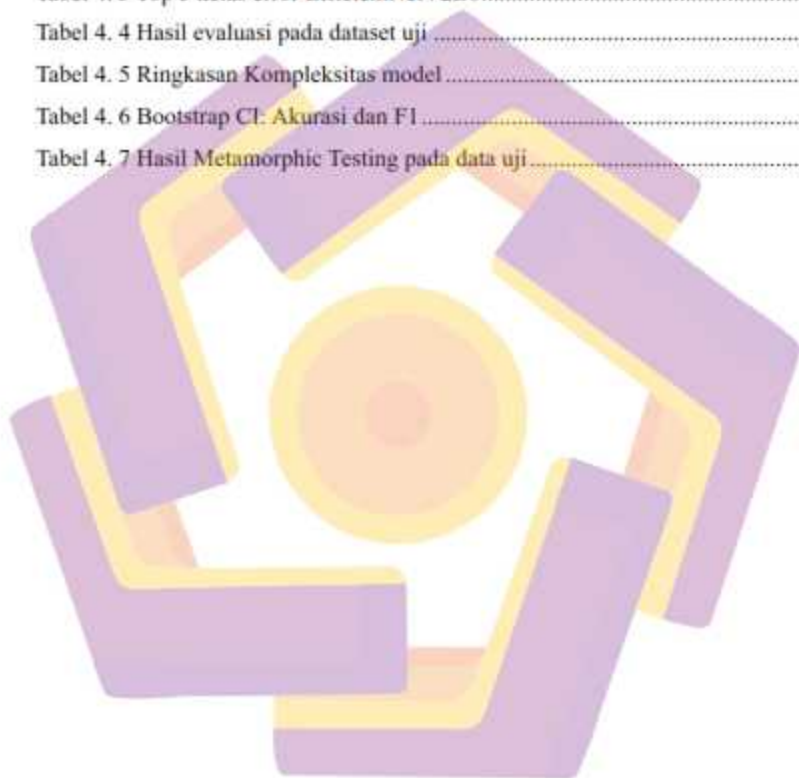
DAFTAR ISI

Halaman Judul.....	i
Halaman Persetujuan.....	ii
Halaman Pengesahan	iii
Halaman Pernyataan Keaslian Karya.....	iv
Halaman Persembahan	v
Kata Pengantar	vi
Daftar Isi.....	vii
Daftar Tabel.....	ix
Daftar Gambar	x
Daftar Lambang dan Singkatan.....	xi
Daftar Istilah.....	xii
Intisari	xiii
<i>Abstract</i>	xiv
Bab I Pendahuluan	1
1.1. Gambaran Umum.....	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah.....	2
1.4. Tujuan.....	3
Bab II Tinjauan Pustaka	4
2.1. Studi Literatur	4
2.2. Landasan Teori	6
2.2.1. Bahasa Isyarat	6
2.2.2. Bisindo dan Sibi.....	6
2.2.3. Computer Vision dalam Pengenalan Gesture.....	7
2.2.4. Mediapipe dan Mediapipe Hands.....	8
2.2.5. Representasi Landmark dan Skeleton	9
BAB III Metode Penelitian	10
3.1. Metode.....	10
3.2. Persiapan Dataset	11
3.3. Pra-Pemrosesan Dan Ekstraksi Landmark	13
3.4. Konversi Landmark Ke Citra 2D	14

3.5.	Pelatihan Model MobileNetV3Large	15
3.6.	Pelatihan Model EfficientNetV2B0	16
3.7.	Evaluasi Dan Perbandingan Model	17
BAB IV Pembahasan		20
4.1.	Hasil Pelatihan Model	20
4.2.	Analisis Kinerja Model	20
4.3.	Perbandingan Arsitektur Dan Evaluasi	24
4.4.	Hasil Uji Signifikansi Statistik (Bootstrap CI).....	27
4.5.	Hasil Metamorphic Testing	28
4.6.	Interpretasi Hasil	29
4.7.	Keterbatasan Penelitian	30
BAB V Kesimpulan		32
5.1.	Kesimpulan	32
5.2.	Saran	33
Referensi		34
Curriculum Vitae		36
Lampiran dan Bukti Pendukung.....		37
a.	Letter of Acceptance (LOA).....	37
b.	Lembar Review	38
c.	Bukti Terbit/Terindex	42
d.	Bukti pembayaran	43

DAFTAR TABEL

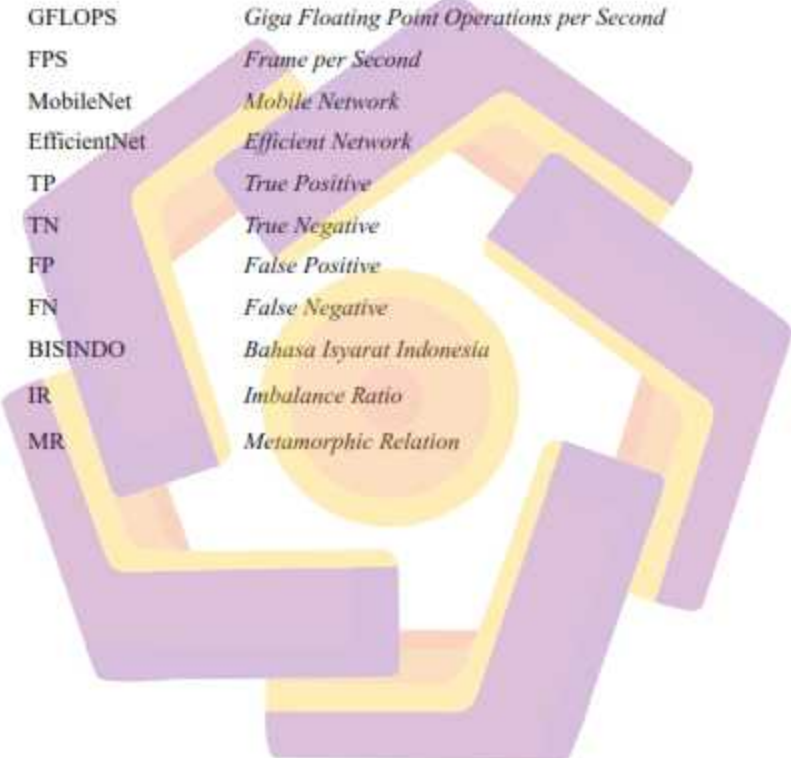
Tabel 3. 1 Konfigurasi Pembagian Dataset.....	12
Tabel 3. 2 Distribusi Dataset BISINDO (A-Z).....	12
Tabel 4. 1 Ringkasan hasil pelatihan model.....	20
Tabel 4. 2 Kelas error MobileNetV3Large.....	22
Tabel 4. 3 Top 5 kelas error EfficientNetV2B0.....	23
Tabel 4. 4 Hasil evaluasi pada dataset uji	23
Tabel 4. 5 Ringkasan Kompleksitas model.....	26
Tabel 4. 6 Bootstrap CI: Akurasi dan F1	27
Tabel 4. 7 Hasil Metamorphic Testing pada data uji.....	28



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Diagram alur penelitian	10
Gambar 3. 2 Citra subjek	11
Gambar 3. 3 Alur pra-pemrosesan dan ekstraksi landmark	14
Gambar 3. 4 Contoh hasil konversi landmark ke citra 2D (skeleton)	14
Gambar 3. 5 Ilustrasi blok MobileNetV3 dengan depthwise convolution, SE	15
Gambar 3. 6 Ilustrasi struktur MBConv dan Fused-MBConv	16
Gambar 4. 1 Confusion matrix MobileNetV3Large	21
Gambar 4. 2 Confusion matrix EfficientNetV2B0	22
Gambar 4. 3 Grafik training vs validation accuracy MobileNetV3Large	24
Gambar 4. 4 Grafik training vs validation loss MobileNetV3Large	24
Gambar 4. 5 Grafik training vs validation accuracy EfficientNetV2B0	25
Gambar 4. 6 Grafik training vs validation loss EfficientNetV2B0	25
Gambar 4. 7 Contoh penambahan transformasi gambar untuk Metamorphic	28

DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN



CNN	<i>Convolution Neural Network</i>
SE	<i>Squeeze and Extraction</i>
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i>
F1	<i>F1-Score (Harmonic mean of precision and recall)</i>
CI	<i>Convidence Interval</i>
GFLOPS	<i>Giga Floating Point Operations per Second</i>
FPS	<i>Frame per Second</i>
MobileNet	<i>Mobile Network</i>
EfficientNet	<i>Efficient Network</i>
TP	<i>True Positive</i>
TN	<i>True Negative</i>
FP	<i>False Positive</i>
FN	<i>False Negative</i>
BISINDO	<i>Bahasa Isyarat Indonesia</i>
IR	<i>Imbalance Ratio</i>
MR	<i>Metamorphic Relation</i>

DAFTAR ISTILAH



<i>Machine Learning</i>	Pemodelan otomatis berdasarkan pola data
<i>Deep Learning</i>	Cabang machine learning untuk mempelajari data complex
<i>Landmark</i>	Koordinat anatomis tangan yang merepresentasikan struktur dan konfigurasi gestur
<i>Skeleton Image</i>	Representasi visual dua dimensi dari struktur tangan berbasis koneksi antar landmark
<i>Transfer Learning</i>	Pendekatan pelatihan model dengan memanfaatkan bobot pra-latih dari dataset lain
<i>Feature Extraction</i>	Proses ekstraksi representasi fitur penting dari data masukan oleh model
<i>Dataset</i>	Kumpulan data penelitian
<i>Training Data</i>	Data untuk melatih model
<i>Testing Data</i>	Data untuk menguji model
<i>Splitting Data</i>	Pembagian data untuk training
<i>Modelling</i>	Proses membangun model
<i>Noise</i>	Data tidak sesuai pola

INTISARI

Bahasa isyarat merupakan sarana komunikasi yang vital bagi individu dengan gangguan pendengaran dan bicara. Di Indonesia, lebih dari 2,6 juta orang mengalami gangguan pendengaran, sebagian besar di antaranya mengandalkan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) untuk interaksi sehari-hari. Namun, pemahaman publik yang terbatas dan kelangkaan penerjemah profesional terus menghambat komunikasi inklusif. Kemajuan terbaru dalam visi komputer dan pembelajaran mendalam telah memungkinkan sistem pengenalan bahasa isyarat berbasis kamera yang lebih terjangkau dan praktis dibandingkan solusi sarung tangan sensor. Studi ini menyajikan analisis perbandingan antara MobileNetV3Large dan EfficientNetV2B0 dalam mengenali alfabet isyarat tangan BISINDO menggunakan landmarks MediaPipe. Dataset diperoleh dari rekaman video BISINDO, di mana landmark tangan diekstraksi menggunakan MediaPipe Hands dan kemudian dikonversi menjadi gambar skeletal dua dimensi. Total 10.309 gambar skeletal yang mewakili alfabet BISINDO A–Z dihasilkan dan digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model. Kedua model dilatih dengan konfigurasi yang sama menggunakan TensorFlow. Hasil menunjukkan bahwa MobileNetV3Large mencapai akurasi uji 89,67% dan skor F1 sebesar 89,76%, sementara EfficientNetV2B0 memperoleh akurasi uji 95,98% dan skor F1 sebesar 95,93%. Temuan ini menyoroti trade-off antara akurasi klasifikasi yang lebih tinggi pada EfficientNetV2B0 dan efisiensi komputasi yang lebih unggul pada MobileNetV3Large. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan sistem pengenalan BISINDO yang ringan dan berperforma tinggi untuk aplikasi komunikasi bantu.

Kata kunci: Pengenalan Bahasa Isyarat, MobileNetV3Large, EfficientNetV2B0, Mediapipe, Deep Learning.

ABSTRACT

Sign language is a vital communication medium for individuals with hearing and speech impairments. In Indonesia, more than 2.6 million people experience hearing disabilities, most of whom rely on Bahasa Isyarat Indonesia BISINDO for daily interaction. However, limited public understanding and the scarcity of professional interpreters continue to hinder inclusive communication. Recent advancements in computer vision and deep learning have enabled camera-based sign language recognition systems that are more affordable and practical compared to sensor-glove solutions. This study presents a comparative analysis between MobileNetV3Large and EfficientNetV2B0 in recognizing BISINDO hand sign alphabets using MediaPipe landmarks. The dataset was derived from BISINDO video recordings, from which hand landmarks were extracted using MediaPipe Hands and subsequently converted into two-dimensional skeletal images. In total, 10,309 skeletal images representing BISINDO alphabets A–Z were generated and used for model training and evaluation. Both models were trained under identical configurations using TensorFlow. The results show that MobileNetV3Large achieved 89.67% test accuracy and an F1-score of 89.76%, while EfficientNetV2B0 obtains 95.98% test accuracy and an F1-score of 95.93%. These findings highlight the trade-off between the higher classification accuracy of EfficientNetV2B0 and the superior computational efficiency of MobileNetV3Large. This research contributes to the development of lightweight, high-performance BISINDO recognition systems for assistive communication applications.

Keyword: Sign Language Recognition, MobileNetV3Large, EfficientNetV2B0, Mediapipe, Deep Learning