

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Komunikasi merupakan instrumen fundamental dalam interaksi sosial dan pertukaran informasi. Namun bagi komunitas tunarungu dan tunawicara, peran bahasa lisan digantikan oleh bahasa isyarat sebagai media komunikasi utama [1]. Di Indonesia sendiri, terdapat dua sistem yang berkembang, yakni Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Berbeda dengan SIBI yang bersifat formal, BISINDO tumbuh secara alami dari budaya komunitas Tuli dan lebih populer digunakan sehari-hari karena kepraktisannya. Sayangnya, minimnya pemahaman masyarakat umum terhadap BISINDO menciptakan kesenjangan komunikasi dan hambatan sosial yang signifikan bagi penggunaannya [2].

Guna menjembatani kesenjangan tersebut, teknologi *Computer Vision* berbasis *Deep Learning*, khususnya algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), mulai banyak dikembangkan untuk mengenali citra isyarat tangan [3]. Namun, implementasinya pada BISINDO terkendala oleh kelangkaan dataset (*data scarcity*) jika dibandingkan dengan bahasa isyarat internasional [2]. Keterbatasan data ini memicu risiko *overfitting*, di mana model cenderung menghafal data latih namun gagal melakukan generalisasi pada data baru secara akurat [4].

Metode *Transfer Learning* muncul sebagai pendekatan yang efektif untuk mengatasi tantangan tersebut dengan memanfaatkan bobot dari model yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) untuk diterapkan pada tugas baru yang memiliki data terbatas [5], [6]. Dalam penelitian ini, arsitektur MobileNetV2 dipilih sebagai basis Transfer Learning karena keunggulannya dalam efisiensi sumber daya melalui mekanisme *depthwise separable convolution*. Mekanisme ini mampu memangkas beban komputasi dan jumlah parameter secara signifikan tanpa mengorbankan akurasi, sehingga lebih unggul untuk pemrosesan citra yang cepat dibandingkan arsitektur berat seperti VGG atau ResNet [7], [8].

Penelitian ini berfokus mengimplementasikan *Transfer Learning* MobileNetV2 untuk klasifikasi abjad BISINDO. Teknik Augmentasi Data dan mekanisme *Early Stopping* diintegrasikan guna memperkaya variasi visual serta mencegah *overfitting* [2], [9]. Kinerja model kemudian dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dan dibandingkan dengan arsitektur VGG16 sebagai tolak ukur efektivitas metode yang diusulkan. Penelitian ini diharapkan dapat membuktikan bahwa penggunaan arsitektur *lightweight* mampu menghasilkan keseimbangan terbaik antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi meskipun dilatih menggunakan dataset yang terbatas.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana kinerja model *Transfer Learning* berbasis MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan alfabet Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) pada kondisi keterbatasan dataset?
2. Sejauh mana penerapan augmentasi data dan *early stopping* mampu meningkatkan akurasi serta mengurangi risiko *overfitting* pada model klasifikasi alfabet BISINDO berbasis MobileNetV2?
3. Apakah model MobileNetV2 mampu menghasilkan keseimbangan yang optimal antara tingkat akurasi klasifikasi dan efisiensi waktu komputasi dalam pengenalan alfabet BISINDO berbasis citra?

1.3 Batasan Masalah

1. Objek penelitian dibatasi pada klasifikasi citra statis (huruf A-Z) alfabet Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan tidak mencakup pengenalan isyarat dinamis berupa kata atau kalimat. Dataset yang digunakan merupakan *small dataset* (data terbatas), sehingga penelitian ini tidak berfokus pada pengumpulan *big data* ataupun pembuatan dataset baru.
2. Metode yang diterapkan adalah *Transfer Learning* dengan menggunakan arsitektur utama MobileNetV2. Arsitektur lain seperti VGG16 digunakan secara terbatas hanya sebagai pembanding (*benchmark*) untuk memvalidasi efisiensi komputasi dan efektivitas akurasi arsitektur usulan, guna

membuktikan keunggulan efisiensi parameter MobileNetV2 pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

3. Variabel peningkatan kinerja model dibatasi pada penerapan teknik Augmentasi Data (seperti rotasi, *flip*, dan *noise*) untuk memperkaya variasi fitur, serta mekanisme *Early Stopping* untuk mencegah *overfitting*. Teknik optimasi hiperparameter tingkat lanjut (*advanced hyperparameter tuning*) atau metode *ensemble* tidak dibahas secara mendalam dalam penelitian ini.
4. Proses pelatihan dan pengujian model dilakukan dalam lingkungan komputasi eksperimental (*training environment*) menggunakan platform seperti Google Colab. Penelitian ini berfokus pada analisis kinerja algoritma dan tidak mencakup tahap pengembangan aplikasi (*deployment*) ke dalam perangkat *mobile* (Android/iOS) atau sistem tertanam (*embedded system*) secara langsung sebagai produk akhir.
5. Evaluasi keberhasilan model dibatasi pada pengukuran metrik kuantitatif, yaitu Akurasi dan *Confusion Matrix*. Variabel lingkungan pengambilan citra seperti pencahayaan ekstrem atau latar belakang yang sangat kompleks diasumsikan dalam kondisi wajar, dan penelitian tidak membahas aspek pengujian kegunaan (*usability testing*) secara langsung dengan pengguna disabilitas.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Menganalisis efektivitas penerapan metode *Transfer Learning* pada arsitektur MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan citra alfabet BISINDO, dengan fokus pada keseimbangan antara efisiensi komputasi dan tingkat akurasi pada kondisi data terbatas.
2. Menganalisis dampak kombinasi teknik Augmentasi Data dan *Early Stopping* terhadap kemampuan generalisasi model dan penurunan risiko *overfitting* pada *small dataset*, dibandingkan dengan model yang dilatih tanpa strategi regularisasi tersebut.
3. Mengevaluasi performa model yang diusulkan secara komprehensif melalui metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score dengan bantuan

Confusion Matrix guna memetakan detail kesalahan prediksi antar kelas alfabet, serta membandingkannya terhadap arsitektur VGG16 sebagai benchmark menggunakan konfigurasi parameter yang identik untuk menjamin validitas hasil perbandingan efektivitas serta efisiensinya.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoritis:

- a. Menyumbangkan bukti empiris mengenai efektivitas penerapan metode *Transfer Learning* dengan arsitektur MobileNetV2 pada tugas klasifikasi citra alfabet BISINDO, sehingga dapat menjadi referensi bagi penelitian lanjutan di bidang *computer vision* khususnya untuk pengenalan bahasa isyarat lokal dengan sumber daya data yang minim.
- b. Memberikan wawasan ilmiah tentang kontribusi kombinasi teknik Augmentasi Data dan *Early Stopping* sebagai strategi regularisasi dalam mengatasi masalah *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model pada kondisi dataset yang sangat terbatas (*small dataset*).
- c. Menghasilkan analisis mendalam mengenai keseimbangan (*trade-off*) antara efisiensi komputasi (kecepatan pelatihan/inferensi) dan tingkat akurasi pada arsitektur CNN ringan (MobileNetV2) dibandingkan dengan pendekatan arsitektur dalam (*deep architecture*) yang lebih kompleks.

2. Manfaat Praktis:

- a. Memberikan rekomendasi berbasis data kepada pengembang aplikasi dan praktisi teknologi asistif dalam memilih arsitektur *Deep Learning* yang paling efisien (MobileNetV2) untuk diimplementasikan pada perangkat dengan sumber daya komputasi rendah (seperti *smartphone* atau sistem *embedded*) guna mendukung komunikasi Teman Tuli.

- b. Menyediakan model klasifikasi alfabet BISINDO yang teruji validitasnya berdasarkan evaluasi *confusion matrix*, yang dapat digunakan sebagai modul dasar atau acuan dalam pengembangan sistem penerjemah bahasa isyarat *real-time* yang lebih kompleks (kata atau kalimat) di masa depan.
- c. Menghasilkan metodologi pelatihan yang terstruktur untuk menangani kelangkaan data (*data scarcity*) pada kasus BISINDO, yang dapat diadopsi oleh peneliti atau institusi lain yang hendak mengembangkan dataset atau model pengenalan isyarat dengan kendala keterbatasan data serupa.

1.6 Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memuat latar belakang masalah mengenai kesenjangan komunikasi bagi komunitas tunarungu, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan skripsi

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan landasan teori dan studi literatur yang meliputi konsep dasar sistem komunikasi bahasa isyarat, pengolahan citra digital, *Computer Vision*, prinsip *Deep Learning*, arsitektur *MobileNetV2* dalam *Transfer Learning*, teknik *Augmentasi Data* untuk memperkaya dataset, serta mekanisme *Early Stopping* untuk mencegah *overfitting*. Bab ini juga meninjau penelitian terdahulu yang relevan dengan klasifikasi bahasa isyarat.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan secara rinci alur penelitian mulai dari pengumpulan dataset citra alfabet BISINDO, spesifikasi perangkat keras dan lunak yang digunakan, tahapan *preprocessing*, perancangan model dengan *Transfer Learning*, penerapan skenario *Augmentasi Data*, konfigurasi *Early Stopping*, serta prosedur pelatihan dan pengujian model.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil implementasi dan eksperimen klasifikasi alfabet BISINDO. Bagian ini mencakup analisis performa model berdasarkan metrik akurasi dan *loss*, pengaruh *Augmentasi Data* dan *Early Stopping* terhadap hasil klasifikasi, serta pembahasan mendalam mengenai tingkat keberhasilan model dalam mengenali setiap kelas alfabet.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari seluruh rangkaian penelitian yang menjawab rumusan masalah mengenai penerapan *MobileNetV2* untuk klasifikasi BISINDO, serta memberikan saran strategis terkait optimasi arsitektur model, penggunaan dataset yang lebih variatif di berbagai kondisi pencahayaan, serta potensi integrasi model ke dalam platform *mobile* atau *embedded device* sebagai alat bantu komunikasi *real-time* bagi komunitas tunarungu.

