

Deteksi Bahasa Isyarat Berdasarkan SIBI (Sistem Bahasa Isyarat) menggunakan *Transfer Learning*

M. Bahrul Subkhi¹, Mochamad Yuda Trinurais², Ridho Kuncoro Adji Wibowo³, Bryan Rizqi Prakosa⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹[*1bahruls27@gmail.com](mailto:bahruls27@gmail.com), ²yudarais9999@gmail.com, ³kuncoroadjie17@gmail.com,
⁴bryanrp1950@gmail.com

Abstrak – Bahasa isyarat merupakan suatu bentuk komunikasi yang digunakan oleh individu yang memiliki keterbatasan seperti tunarungu dan tunawicara. Bahasa isyarat merupakan suatu bentuk komunikasi yang digunakan oleh individu yang memiliki keterbatasan seperti tunarungu dan tunawicara. Di Indonesia terdapat dua jenis bahasa isyarat yang digunakan yakni, Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Permasalahan dalam mengidentifikasi simbol dari gestur tangan bahasa isyarat SIBI secara efektif dengan memanfaatkan teknologi artificial intelligence yakni pengolahan citra dan pengenalan pola. Penulis tertarik untuk mengidentifikasi kombinasi terbaik yang dapat memberikan tingkat akurasi deteksi yang optimal dan dapat memberikan kontribusi dalam memperbaiki dan mengembangkan sistem deteksi bahasa isyarat SIBI. Dengan menggunakan transfer learning, yaitu VGG16 dan MobileNet dengan dua skema tahap preprocessing. Skema pertama menerapkan augmentasi resize, sedangkan skema kedua menerapkan augmentasi resize, flip horizontal dan rotate. Hasil akurasi terbaik diperoleh dengan menggunakan MobileNet dengan nilai akurasi 98%, namun memiliki durasi waktu cukup lama dibanding dengan VGG16. VGG16 mendapatkan hasil nilai akurasi 86%, namun memiliki durasi waktu cukup cepat dibanding dengan MobileNet. Hasil terbaik didapat dengan menggunakan menerapkan augmentasi hanya dengan resize, serta penelitian ini masih belum membandingkan dengan beberapa transfer learning lainnya.

Kata Kunci — SIBI, MobileNet, VGG16, Augmentasi.

1. PENDAHULUAN

Bahasa isyarat merupakan suatu bentuk komunikasi yang digunakan oleh individu yang memiliki keterbatasan seperti tunarungu dan tunawicara. Komunikasi tersebut melibatkan aspek non-verbal seperti gerak kepala, raut wajah, gerakan tubuh ataupun gerakan tangan untuk menyampaikan suatu pesan kepada orang lain. Dengan bahasa isyarat, tunarungu dan tunawicara dapat berpartisipasi aktif di berbagai kegiatan [1].

Di Indonesia terdapat dua jenis bahasa isyarat yang digunakan yakni, Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Namun, SIBI merupakan bahasa isyarat resmi yang di standarisasi oleh Pemerintah dan digunakan secara formal seperti kegiatan resmi atau pendidikan di Sekolah Luar Biasa (SLB). SIBI mengadopsi bahasa isyarat negara Amerika yakni American Sign Language (ASL). Bahasa isyarat SIBI ini memiliki ciri khas yakni menggunakan satu tangan untuk menyampaikan pesan yang membentuk pola atau simbol tertentu yang bermakna [2].

Dalam proses komunikasi antara kaum tunarungu dan tunawicara dengan masyarakat umum tentu tidak lepas dari masalah. Salah satunya adalah kurangnya pemahaman masyarakat umum mengenai bahasa isyarat sehingga menyebabkan terjadinya miskomunikasi dalam membangun interaksi antar pihak tersebut. Hal seperti ini dapat diatasi dengan cara membuka kamus bahasa isyarat atau menggunakan jasa penerjemah bahasa isyarat yang mana membutuhkan biaya dan waktu [3]. Untuk mengatasi masalah tersebut dibutuhkan suatu sistem yang dapat menjadi mengidentifikasi simbol dari gestur tangan bahasa isyarat SIBI secara efektif dengan memanfaatkan teknologi *artificial intelligence* yakni pengolahan citra dan pengenalan pola

Beberapa penelitian sebelumnya mengusulkan penggunaan pretrained model pada sistem deteksi bahasa isyarat. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Shania, Naufal, Prasetyo dan Azmi [1] dengan judul “Translator of Indonesian Sign Language Video using Convolutional Neural Network with Transfer Learning” bertujuan untuk mengklasifikasi bahasa isyarat BISINDO dengan menggunakan metode transfer learning dan menggunakan arsitektur MobileNetV2, ResNet50V2, dan Xception. Dari hasil penelitian tersebut disimpulkan model terbaik adalah Xception dengan F1-score mencapai 98,5%. Dalam pengujian aplikasi, 11 responden

memberikan tanggapan positif yang menyatakan bahwa sistem tersebut dapat menerjemahkan BISINDO dengan baik. Namun, kurang lancar pada perangkat dengan spesifikasi rendah dan translator belum sepenuhnya akurat.

Penelitian yang dilakukan oleh [2] yang bertujuan untuk membandingkan antara CPU dan GPU ketika melatih model. Dengan menggunakan model MobileNet menghasilkan akurasi sebesar 96,67% pada pengujian model. Namun, penelitian ini masih menggunakan resolusi gambar yang rendah dan terdapat salah deteksi pada huruf M dan N.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [3] mengusulkan mengimplementasikan aplikasi gesture tangan pada android secara realtime menggunakan MobileNet. Dataset yang digunakan adalah abjad BISINDO yang terdiri dari 23 gestur tangan dari 13.802 gambar. Dengan menggunakan model tersebut didapatkan akurasi sebesar 95,13%. Pada penelitian ini, masih menggunakan augmentasi *resizing* dan belum menerapkan beberapa augmentasi lain seperti *flip* dan *rotate* yang kemungkinan dapat menambah variasi data.. Kemudian penelitian yang dilakukan oleh [4] mengusulkan penggunaan deep CNN untuk ekstraksi fitur menggunakan ResNet dan MobileNetV2 yang nantinya akan dibandingkan. Sedangkan untuk klasifikasinya menggunakan BiLSTM. Dataset dalam bentuk video sebanyak 2275 untuk 83 classes kata SIBI kemudian dibentuk 8 kalimat SIBI yang sering dipakai sehari-hari. Didapatkan model terbaik adalah ResNet50 dengan akurasi sebesar 99%, selisih 0,19% dengan MobileNetV2, namun waktu komputasi MobileNetV2 2x lebih cepat dari pada ResNet50. Pada penelitian ini belum menerapkan augmentasi data yang mana dapat menambah variasi data.

Penelitian yang dilakukan oleh [5] dengan judul “Pengenalan Alfabet Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Convolutional Neural Network” adalah implementasi sistem pengenalan alfabet SIBI menggunakan *pretrained* model antara lain, MobileNetV2, MobileNetV3Small dan MobileNetV3Large. Didapatkan model terbaik yakni MobileNetV3Small dengan waktu komputasi 9 menit dan akurasi pengujian sebesar 98,81%. Penelitian tersebut belum memakai augmentasi yang dimungkinkan dapat menambah variasi data.

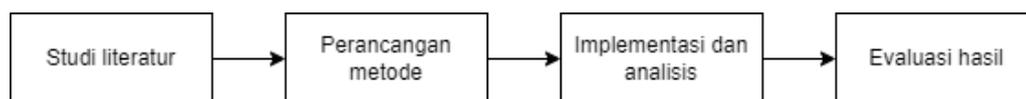
Penelitian yang dilakukan oleh [6] yang bertujuan untuk memahami proses objek deteksi dari hasil pelatihan model yang digunakan dan menganalisis optimasi parameter untuk mengetahui performa yang baik. Model yang digunakan pada penelitian ini adalah SSD MobileNetV2. Didapatkan rata-rata tingkat klasifikasi realtime sebesar 91% dan tingkat klasifikasi non realtime sebesar 60%. Penelitian ini belum menerapkan augmentasi data seperti *rotate*, *flip* dan seterusnya agar data lebih bervariasi.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [7] dengan judul “Recognizing multiclass Static Sign Language words for deaf and dumb people” mengusulkan implementasi teknik *transfer learning* menggunakan VGG16, VGG19, InceptionV3 dan AlexNet untuk pengenalan 11 kata dari bahasa isyarat Bengali. Didapatkan model terbaik menggunakan VGG16 dengan akurasi 99,92% pada pengujian. Berdasarkan penelitian sebelumnya, belum ada yang mencoba melakukan penelitian tentang transfer learning yang menggunakan MobileNet atau VGG16, kemudian dengan menambah augmentasi pada data SIBI.

Penelitian ini mengusulkan deteksi bahasa isyarat berdasarkan SIBI (sistem bahasa isyarat) menggunakan *transfer learning*, yaitu VGG16 dan MobileNet dengan dua skema tahap *preprocessing*. Skema pertama menerapkan augmentasi *resize*, sedangkan skema kedua menerapkan augmentasi *resize*, *flip horizontal* dan *rotate*. Kedua skema tersebut akan diproses dengan metode klasifikasi dan menerapkan perbandingan antara skema *preprocessing* serta arsitektur yang berbeda, bertujuan untuk mengidentifikasi kombinasi terbaik yang dapat memberikan tingkat akurasi deteksi yang optimal dan dapat memberikan kontribusi dalam memperbaiki dan mengembangkan sistem deteksi bahasa isyarat SIBI. Hasil perbandingan ini dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam menentukan tahap *preprocessing* terbaik pada metode transfer learning untuk deteksi bahasa isyarat.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini dimulai dengan studi literatur, di mana informasi dianalisis secara sistematis. Selanjutnya, perancangan metode merinci alur proses penelitian. Setelah itu, penelitian diimplementasikan dan data dianalisis sesuai dengan perancangan metode. Terakhir, evaluasi hasil dilakukan untuk menilai signifikansi temuan dan menginterpretasikan hasil penelitian, sebagaimana dijelaskan pada gambar 1.



Gambar 1. Metode penelitian

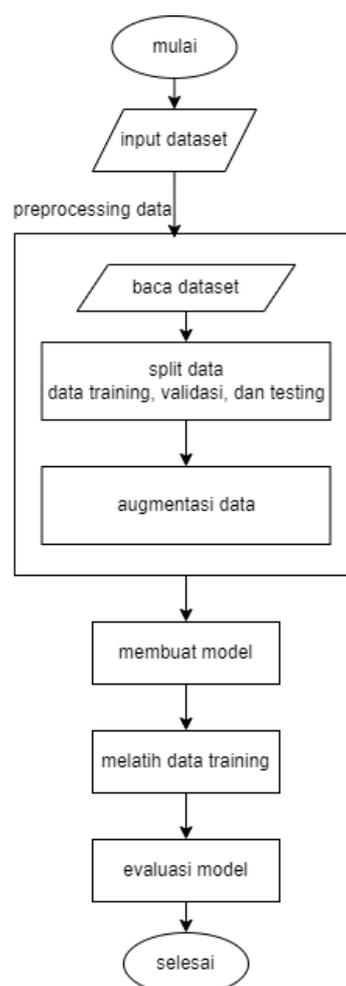
Metode ini dirancang dengan cermat dan terstruktur, bertujuan untuk menghasilkan temuan yang berharga dan memiliki dampak yang signifikan.

2.1. Studi literatur

Studi literatur merupakan upaya sistematis untuk menganalisis dan memahami informasi dari berbagai sumber tertulis, termasuk jurnal, artikel, buku, dan sumber lainnya. Proses studi ini melibatkan pencarian, pembacaan, dan pengumpulan data dari berbagai sumber pustaka, dengan tujuan mendukung penelitian yang lebih mendalam tentang suatu topik, tanpa menghasilkan teks yang duplikatif terhadap sumber-sumber tersebut (Penulisan Karya Tulis Ilmiah dengan Studi Literatur).

2.2. Perancangan metode

Perancangan metode dimulai dengan dataset diunduh dari Kaggle sebagai input awal, kemudian dilakukan pengolahan data dengan membaca dataset, membaginya menjadi training, validation, dan testing. Untuk data training, dilakukan split data dengan porsi data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Selain itu, augmentasi diterapkan untuk memperkaya variasi data. Selanjutnya, model dibuat dan dilatih menggunakan data training dan data validasi untuk mengidentifikasi pola. Setelah itu, dilakukan pengujian pada model yang sudah dilatih untuk menilai sejauh mana model dapat memberikan prediksi yang akurat, sebagaimana dijelaskan pada gambar 2. Perancangan ini disusun dengan rinci, memiliki tujuan utama untuk menjamin bahwa setiap langkah proses terukur, efisien, dan secara tepat mendukung pencapaian tujuan penelitian.



Gambar 2. Perancangan metode

2.3. Persiapan data

Dataset yang diambil sebagai dasar penelitian berasal dari Kaggle dan dapat diakses melalui tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/mlanangafkaar/datasets-lemlitbang-sibi-alphabets>. Dataset ini terdiri dari gambar-gambar abjad A-Z yang dibentuk oleh tangan, dengan total 1884 data gambar.

2.4. Augmentasi

Augmentasi data merupakan salah satu cara yang digunakan untuk memperbanyak varian citra, sementara pada citra asli tidak dilakukan augmentasi [8]. Dalam penelitian ini, diterapkan beberapa jenis augmentasi, termasuk rescale, horizontal flip, dan rotation range.

2.5. MobileNet

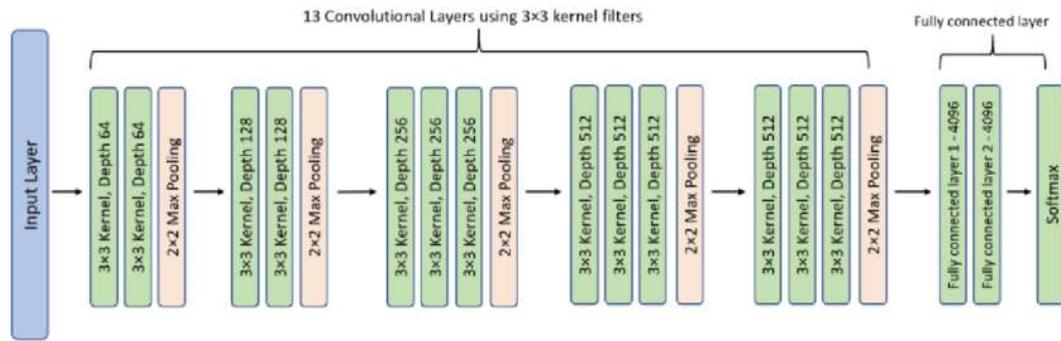
MobileNet merupakan kelas model efisien yang didasarkan arsitektur sederhana yang menggunakan konvolusi separabel dan dua hipermeter global sederhana untuk melakukan tukar-menukar antara latensi dan akurasi. Arsitektur MobileNet terdiri dari 28 lapisan dengan normalisasi batch dan fungsi ReLU di setiap lapisannya. Lapisan terakhir adalah fully connected tanpa fungsi nonlinieritas, digunakan untuk klasifikasi melalui softmax. Down sampling menggunakan konvolusi berstrided, dan resolusi spasial dikurangi dengan average pooling sebelum lapisan fully connected [9]. Sebagaimana dijelaskan pada tabel di gambar 3.

Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
5× Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 512$	$14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool 7×7	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	1024×1000	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

Gambar 3. Tabel arsitektur MobileNet [9]

2.6. VGG16

VGG merupakan sebuah kelompok penelitian yang menghasilkan model Convolutional Neural Network (ConvNet) dengan desain yang sangat dalam dan berhasil mencapai prestasi luar biasa dalam klasifikasi gambar, terutama pada kompetisi ILSVRC-2014 [10]. Arsitektur VGG16 berjumlah 16 layer, terdiri dari 13 convolutional layers, 2 Fully connected layers dan 1 classifier layers (14). Sebagaimana terlihat pada gambar 4.



Gambar 4. Arsitektur VGG16 [11]

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memiliki dua skema tahap *preprocessing* dan metode *transfer learning* yang berbeda pada sistem deteksi abjad bahasa isyarat SIBI. Skema pertama menerapkan augmentasi rescale, flip horizontal, dan rotate, sementara skema kedua hanya menerapkan augmentasi rescale. Untuk klasifikasi menggunakan MobileNet dan VGG16 yang akan digunakan pada kedua skema preprocessing tersebut. Setiap tahap *preprocessing* yang berbeda akan menggunakan model yang berbeda juga, kemudian akan dilakukan perbandingan akurasi dan waktu komputasi dengan tujuan untuk membantu dalam menentukan tahap *preprocessing* dan model terbaik untuk sistem deteksi abjad SIBI.

3.1 Augmentasi Rescale

Hasil perbandingan antara model *transfer learning* MobileNet dan VGG16 dengan penerapan augmentasi rescale menunjukkan perbedaan yang signifikan, baik dalam accuracy maupun waktu pelatihan, sebagaimana terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Evaluasi model dengan augmentasi rescale.

No	Transfer learning	Accuracy	Time
1	MobileNet	98,94%	00:42:30
2	VGG16	86,17%	00:35:23

Hasil Matrix classification report MobileNet dan VGG16 dengan penerapan augmentasi rescale menunjukkan performa yang memuaskan, untuk MobileNet dengan precision, recall, f1-score, dan akurasi sebesar 98%, dan untuk VGG16 mencapai 84%, 84%, 82%, dan 86% secara berturut-turut. Informasi ini dapat dilihat dengan jelas pada gambar 5 dan 6.

```

Classification Report:
precision    recall  f1-score   support

0           1.00     1.00     1.00         4
1           1.00     1.00     1.00         1
2           1.00     1.00     1.00         1
3           1.00     1.00     1.00         1
4           1.00     1.00     1.00         1
5           1.00     1.00     1.00         1
6           1.00     1.00     1.00         1
7           1.00     1.00     1.00         1
8           1.00     1.00     1.00         1
9           1.00     1.00     1.00         1
10          1.00     1.00     1.00         1
11          1.00     1.00     1.00         1
12          0.57     1.00     0.68         2
13          1.00     0.25     0.40         4
14          1.00     1.00     1.00         2
15          1.00     1.00     1.00         1
16          1.00     1.00     1.00         1
17          1.00     1.00     1.00         1
18          1.00     1.00     1.00         1
19          1.00     1.00     1.00         1
20          1.00     0.75     0.86         4
21          1.00     1.00     1.00         1
22          1.00     1.00     1.00         1
23          1.00     1.00     1.00         1
24          1.00     1.00     1.00         1
25          1.00     1.00     1.00         1

accuracy    0.98     0.98     0.98        34
avg prec    0.98     0.98     0.98
weighted avg

```

Gambar 5. Classification report MobileNet

```

Classification Report:
precision    recall  f1-score   support

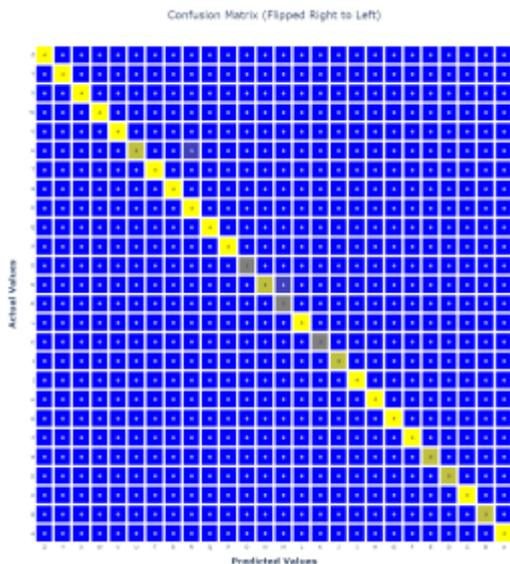
0           1.00     1.00     1.00         4
1           0.50     0.50     0.50         1
2           1.00     1.00     1.00         1
3           1.00     1.00     1.00         1
4           1.00     1.00     1.00         1
5           1.00     1.00     1.00         1
6           1.00     1.00     1.00         1
7           0.50     1.00     0.67         1
8           0.75     1.00     0.86         1
9           1.00     1.00     1.00         1
10          1.00     1.00     1.00         1
11          1.00     1.00     1.00         1
12          1.00     1.00     1.00         1
13          1.00     1.00     1.00         1
14          1.00     1.00     1.00         1
15          1.00     1.00     1.00         1
16          1.00     1.00     1.00         1
17          1.00     1.00     1.00         1
18          1.00     1.00     1.00         1
19          1.00     1.00     1.00         1
20          1.00     0.75     0.86         4
21          1.00     1.00     1.00         1
22          1.00     1.00     1.00         1
23          1.00     1.00     1.00         1
24          1.00     1.00     1.00         1
25          1.00     1.00     1.00         1

accuracy    0.84     0.84     0.84        34
avg prec    0.87     0.84     0.85
weighted avg

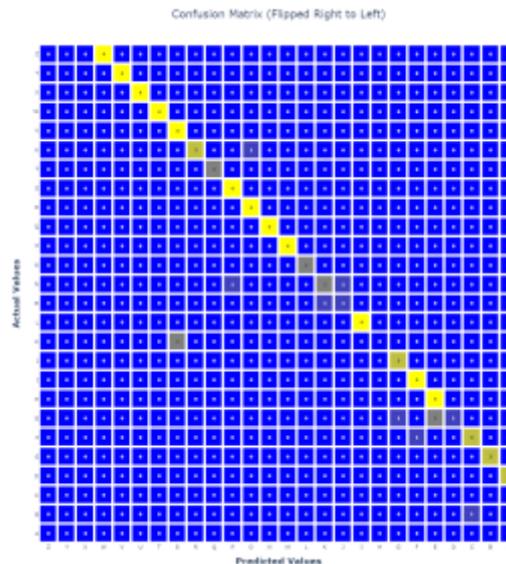
```

Gambar 6. Classification report VGG16

Hasil Confusion matrix dari MobileNet dan VGG16 dengan penerapan augmentasi rescale menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam mendeteksi, namun terdapat beberapa klasifikasi yang kurang tepat. Informasi ini dapat diidentifikasi dengan jelas melalui gambar 7 dan 8.



Gambar 7. Confusion Matrix MobileNet



Gambar 8. Confusion Matrix VGG16

Hasil training loss dan metrics dari MobileNet dengan penerapan augmentasi rescale menunjukkan model belajar dari data selama pelatihan dengan baik dan tergolong sebagai good fitting. Ini ditunjukkan oleh kurva training dan validasi yang hampir tidak memiliki celah (gap). Sebaliknya, untuk VGG16, terdapat indikasi overfitting karena terlihat gap yang lumayan panjang antara hasil garis training dan validasi, sebagaimana terlihat pada gambar 9 dan 10.



Gambar 9. Training loss and metrics MobileNet



Gambar 10. Training loss and metrics VGG16

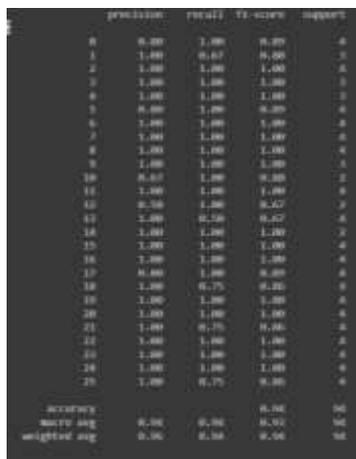
3.2 Augmentasi Rescale, Flip Horizontal, Dan Rotate

Hasil perbandingan antara model transfer learning MobileNet dan VGG16 dengan penerapan augmentasi rescale, flip horizontal, dan rotate menunjukkan perbedaan yang cukup signifikan, baik dalam accuracy maupun waktu pelatihan, sebagaimana terlihat pada Tabel 2.

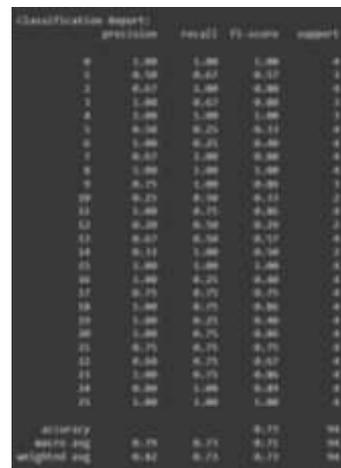
Tabel 2. Evaluasi model dengan augmentasi rescale, flip horizontal, dan rotate.

no	transfer learning	accuracy	time
1	MobileNet	87,23%	00:44:53
2	VGG16	74,47%	00:41:44

Hasil Matrix classification report MobileNet dengan penerapan augmentasi rescale, flip horizontal, dan rotate menunjukkan performa yang memuaskan, namun, untuk VGG16, hasilnya kurang memuaskan. Untuk MobileNet, nilai precision, recall, dan akurasi mencapai 94%, dan f1-score sebesar 93%. Di sisi lain, VGG16 menunjukkan recall dan akurasi sebesar 73%, precision sebesar 79%, dan f1-score sebesar 71%. Informasi ini dapat dilihat dengan jelas pada Gambar 11 dan 12.

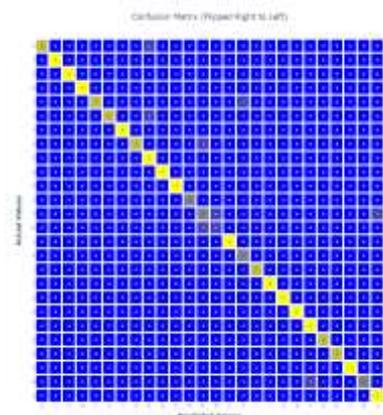


Gambar 11. Classification report MobileNet

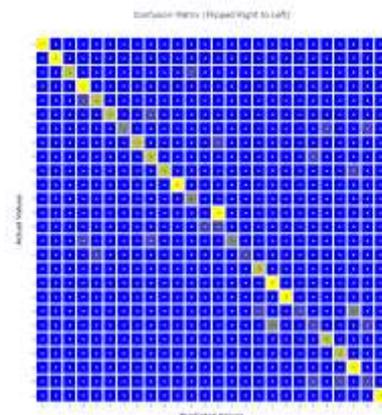


Gambar 12. Classification report VGG16

Hasil Confusion matrix MobileNet dengan penerapan augmentasi rescale, flip horizontal, dan rotate menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam mendeteksi, meskipun terdapat beberapa klasifikasi yang kurang tepat. Namun, untuk VGG16, tingkat akurasi kurang baik, sehingga terdapat beberapa klasifikasi yang kurang tepat, bahkan ada yang salah. Informasi ini dapat diidentifikasi dengan jelas melalui gambar 13 dan 14.



Gambar 13. Confusion Matrix MobileNet



Gambar 14. Confusion Matrix VGG16

Hasil training loss dan metrics dari MobileNet dengan penerapan augmentasi rescale, flip horizontal, dan rotate menunjukkan model belajar dari data selama pelatihan dengan cukup baik dan tergolong sebagai good

fitting. Ini ditunjukkan oleh kurva training dan validasi yang sedikit memiliki celah (gap). Sebaliknya, untuk VGG16, terdapat indikasi overfitting karena terlihat gap yang lumayan panjang antara hasil garis training dan validasi, sebagaimana terlihat pada gambar 15 dan 16.



Gambar 15. Training loss and metrics MobileNet



Gambar 16. Training loss and metrics VGG16

Pembahasan terhadap hasil penelitian dan pengujian yang diperoleh disajikan dalam bentuk uraian teoritik, baik secara kualitatif maupun kuantitatif. Hasil percobaan sebaiknya ditampilkan dalam berupa grafik atau pun tabel. Untuk grafik dapat mengikuti format untuk diagram dan gambar.

4. SIMPULAN

Bahasa isyarat merupakan suatu bentuk komunikasi yang digunakan oleh individu yang memiliki keterbatasan seperti tunarungu dan tunawicara. Bahasa isyarat merupakan suatu bentuk komunikasi yang digunakan oleh individu yang memiliki keterbatasan seperti tunarungu dan tunawicara. Di Indonesia terdapat dua jenis bahasa isyarat yang digunakan yakni, Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Untuk mengatasi dalam mengidentifikasi simbol dari gestur tangan bahasa isyarat SIBI secara efektif dengan memanfaatkan teknologi artificial intelligence yakni pengolahan citra dan pengenalan pola. Penulis tertarik untuk mengidentifikasi kombinasi terbaik yang dapat memberikan tingkat akurasi deteksi yang optimal dan dapat memberikan kontribusi dalam memperbaiki dan mengembangkan sistem deteksi bahasa isyarat SIBI. Dengan menggunakan transfer learning, yaitu VGG16 dan MobileNet dengan dua skema tahap preprocessing. Skema pertama menerapkan augmentasi resize, sedangkan skema kedua menerapkan augmentasi resize, flip horizontal dan rotate.

Penulis berhasil melakukan identifikasi dalam mencari kombinasi terbaik antara transfer learning dengan aumantasi. Hasil yang didapat bahwa akurasi terbaik diperoleh dengan menggunakan MobileNet dengan nilai akurasi 98%, namun memiliki durasi waktu cukup lama dibanding dengan VGG16. VGG16 mendapatkan hasil nilai akurasi 86%, namun memiliki durasi waktu cukup cepat dibanding dengan Mobilenet. Hasil terbaik didapat dengan menggunakan menerapkan augmentasi hanya dengan resize, serta penelitian ini masih belum membandingkan dengan beberapa transfer learning lainnya. Hasil perbandingan ini dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam menentukan tahap *preprocessing* terbaik pada metode transfer learning untuk deteksi bahasa isyarat.

5. SARAN

Penelitian ini masih kurang dalam banyak hal yang sangat bisa dikakukan untuk peneliti selanjutnya. peneliti selanjutnya dapat mencoba melakukan perbandingan algoritma transfer learning lainnya, serta dapat mencoba augmentasi selain resize, flip, dan rotation, seperti cropping, brigtning, contrast dan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. F. N. ., V. R. P. ., M. S. B. A. S Shania, "Translator of Indonesian Sign Language Video using Convolutional Neural Network with Transfer Learning," *Indonesian Journal of Information Systems (IJIS)*, 2022.
- [2] R. Sutjiadi, "Android-Based Application for Real-Time Indonesian Sign Language Recognition Using Convolutional Neural Network," *TEM Journal*, 2023.
- [3] I. M. M. J. S. Pujianto Yugopuspito, "Mobile Sign Language Recognition for Bahasa Indonesia using Convolutional Neural Network," 2018.
- [4] E. R. Noer Fitria Putra Setyono, "Recognizing Word Gesture in Sign System for Indonesian Language (SIBI) Sentences Using DeepCNN and BiLSTM," *IEEE*, 2019.
- [5] D. R. A. N. I. B. R. S. D. H. C. Indra Jiwana Thira, "Pengenalan Alfabet Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Algoritma*, 2023.
- [6] I. W. H. S. A. Muhammad Azka Imaddudin, "Simulasi Penerjemah SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan Tensorflow Dan Convolutional Neural Network (CNN)," *eProceedings of Engineering* , 2022.
- [7] M. R. U. M. N. A. K. R. A. Md. Monirul Islam, "Recognizing multiclass Static Sign Language words for deaf and dumb people of Bangladesh based on transfer learning techniques," *Informatics in Medicine Unlocked*, 2022.
- [8] J. M. I. F. Y. S. S. Desy Putri Ayuni, "AUGMENTASI DATA PADA IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKARSITEKTUR EFFICIENTNET-B3UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUNPADI," *ZONasi: Jurnal Sistem Informasi*, 2023.
- [9] M. Z. B. C. D. K. W. W. T. W. M. A. H. A. Andrew G. Howard, "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications," *arXiv* , 2017.
- [10] A. Z. Karen Simonyan, "VERY DEEP CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR LARGE-SCALE IMAGE RECOGNITION," *ICLR*, 2015.
- [11] A. S. Rizki Windiawan, "Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16," *Jurnal Explore IT!*, 2021.