

ANALISIS PENGARUH BACKGROUND TERHADAP KUALITAS DATASET GERAKAN SIBI

Nowaf Rijal Fahmi, Riski Aswi Ramadhani, Julian Sahertian

Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

Jl. KH. Achmad Dahlan No. 76, Mojoroto, Kota Kediri, Jawa Timur 64112, Indonesia.

rijalnowaf@gmail.com

ABSTRAK

Bahasa isyarat merupakan sarana komunikasi penting bagi penyandang tunarungu sehingga diperlukan sistem pengenalan gerakan yang akurat berbasis computer vision. Salah satu faktor yang memengaruhi kinerja sistem tersebut adalah kualitas dataset, khususnya kondisi background saat proses pengambilan data. Permasalahan yang dihadapi adalah belum diketahui secara jelas pengaruh perbedaan kondisi background terhadap kualitas dataset dan performa klasifikasi gerakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh kondisi background terhadap kualitas dataset gerakan SIBI. Metode yang digunakan adalah pendekatan eksperimental dengan membandingkan dua kondisi pengambilan dataset, yaitu background bersih dan gelap serta background terang yang mengandung noise visual. Dataset terdiri dari tiga kelas gerakan SIBI, yaitu bibir, bisu, dan diam, dengan total 177 citra. Tahapan penelitian meliputi pembagian dataset, normalisasi, augmentasi data, pelatihan model MobileNetV2 menggunakan transfer learning, serta evaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kondisi background memengaruhi performa model klasifikasi. Background yang lebih terkontrol menghasilkan proses ekstraksi fitur yang lebih stabil sehingga meningkatkan kualitas dataset dan akurasi klasifikasi gerakan SIBI.

Kata kunci : SIBI, MobileNetV2, Dataset, Background, Klasifikasi Citra.

1. PENDAHULUAN

Bahasa isyarat merupakan salah satu media komunikasi utama bagi penyandang tunarungu untuk menyampaikan informasi dan berinteraksi dalam kehidupan sehari-hari. Melalui bahasa isyarat, penyandang tunarungu dapat berkomunikasi dengan lebih mudah tanpa bergantung pada komunikasi verbal. Indonesia memiliki dua jenis bahasa isyarat, yaitu Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) [1]. Pada penelitian ini digunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) karena merupakan bahasa isyarat yang diakui oleh pemerintah Indonesia sebagai media pembelajaran di Sekolah Luar Biasa (SLB) [2]. Seiring perkembangan teknologi artificial intelligence, penelitian mengenai pengenalan bahasa isyarat otomatis semakin banyak dikembangkan untuk membantu proses komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum. Penerapan teknologi tersebut diharapkan mampu meningkatkan aksesibilitas komunikasi serta mendukung terciptanya interaksi yang lebih inklusif.

Dalam pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat berbasis computer vision, kualitas dataset menjadi salah satu faktor penting yang memengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola gerakan isyarat. Dataset yang berkualitas dapat membantu model menghasilkan prediksi yang lebih akurat, sedangkan dataset yang kurang baik dapat menyebabkan penurunan performa klasifikasi. Salah satu faktor yang memengaruhi kualitas dataset adalah kondisi background pada saat proses pengambilan data. Background yang kompleks, memiliki warna yang mirip dengan objek tangan, atau mengandung

banyak noise visual dapat mengganggu proses deteksi dan ekstraksi fitur sehingga menurunkan akurasi sistem. Sebaliknya, background yang sederhana dan memiliki kontras yang baik terhadap objek dapat membantu model memperoleh informasi visual yang lebih jelas dan konsisten. Meskipun demikian, pengaruh perbedaan kondisi background terhadap kualitas dataset gerakan bahasa isyarat SIBI masih perlu dianalisis lebih lanjut untuk mengetahui kondisi pengambilan data yang lebih optimal.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh perbedaan kondisi background terhadap kualitas dataset dan performa model klasifikasi gerakan bahasa isyarat SIBI. Untuk mencapai tujuan tersebut, dilakukan perbandingan dataset yang diperoleh dari dua kondisi background yang berbeda, yaitu background bersih dan gelap serta background terang yang mengandung noise visual. Dataset selanjutnya diproses dan digunakan dalam pelatihan model klasifikasi, kemudian dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi referensi dalam proses pengumpulan dataset yang lebih optimal untuk mendukung pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat berbasis computer vision.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengembangkan sistem pengenalan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) menggunakan pendekatan deep learning dan computer vision. Jonathan dan Rakun [3] mengembangkan sistem penerjemah gerakan SIBI menjadi teks secara real-time pada

perangkat mobile menggunakan MobileNetV2, Conditional Random Field (CRF), dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mencapai akurasi kata sebesar 90,560% dan akurasi kalimat sebesar 64%. Selanjutnya, Brianorman dan Utami [4] melakukan analisis perbandingan beberapa arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu VGG16, ResNet50, Inception, Xception, dan MobileNetV2 untuk klasifikasi citra SIBI. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur CNN berpengaruh terhadap performa klasifikasi yang dihasilkan.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, sebagian besar penelitian berfokus pada pengembangan model dan peningkatan akurasi klasifikasi gerakan SIBI. Namun, penelitian yang secara khusus membahas pengaruh kondisi background terhadap kualitas dataset yang digunakan dalam proses pelatihan model masih terbatas. Padahal, kondisi background dapat memengaruhi kualitas informasi visual yang diperoleh sistem sehingga berdampak pada proses ekstraksi fitur dan performa klasifikasi. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis pengaruh perbedaan kondisi background terhadap kualitas dataset gerakan SIBI sehingga dapat diperoleh kondisi pengambilan data yang lebih optimal untuk mendukung pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat berbasis computer vision.

2.2. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)

Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) merupakan salah satu standar bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia dan SIBI adalah bahasa isyarat yang mengadaptasi gerakan ASL (*American Sign Language*) sebagai media komunikasi bagi penyandang tunarungu[5]. SIBI menggunakan kombinasi gerakan tangan, posisi jari, arah gerakan, ekspresi wajah, dan gerakan bibir untuk menyampaikan makna tertentu. Dalam implementasinya, beberapa gerakan pada SIBI memiliki pola visual yang hampir serupa sehingga diperlukan sistem pengenalan yang mampu membedakan detail gerakan secara akurat.

2.3. Pengaruh Background terhadap Dataset

Background merupakan elemen visual yang terletak di belakang objek utama pada saat pengambilan data gambar atau video. Pemilihan background yang tepat sangat penting karena berpengaruh terhadap kualitas dataset, kejelasan objek, dan kestabilan proses deteksi yang dilakukan oleh sistem pengolahan citra.

Background yang terlalu ramai, memiliki warna serupa dengan tangan, atau mengandung banyak objek tambahan dapat menyebabkan noise visual sehingga proses ekstraksi fitur menjadi kurang optimal. Sebaliknya, penggunaan *background* polos dan

memiliki kontras yang baik terhadap objek dapat membantu sistem mendeteksi *landmark* dengan lebih stabil.

Kualitas dataset yang baik akan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola gerakan secara konsisten. Oleh karena itu, analisis pengaruh variasi *background* menjadi penting untuk mengetahui kondisi terbaik dalam proses pengambilan dataset gerakan SIBI.

2.4. Metode Klasifikasi

Deep Learning adalah bagian dari kecerdasan buatan dan *machine learning* yang merupakan pengembangan dari *neural network multiple layer* untuk memberikan ketepatan tugas seperti deteksi objek, pengenalan suara, terjemahan Bahasa[6]. Salah satu jenis arsitektur Deep Learning yang cocok dalam penugasan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN)[7]. Dan Model klasifikasi yang digunakan adalah *MobileNetV2*, CNN termasuk dalam jenis *Deep learning*, dan *Deep learning* merupakan bagian dari machine learning yang memiliki kemampuan untuk mengenali pola gambar, suara, teks dan data lainnya yang kompleks sehingga dapat menghasilkan prediksi yang akurat [8] dan Salah satu kemampuan deep learning adalah klasifikasi citra pada objek. karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan Pada kasus klasifikasi citra.

Model diinisialisasi dengan bobot *pretrained* dari *ImageNet* (*transfer learning*) dan lapisan classifier terakhir diganti sesuai jumlah kelas SIBI (3 kelas). Konfigurasi pelatihan yang digunakan adalah sebagai berikut yaitu Proses klasifikasi dilakukan dengan membagi dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan parameter seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *confusion matrix* untuk mengetahui performa model dalam mengenali gerakan SIBI.

2.5. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah metode evaluasi yang sering digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi. Metode ini menyajikan hasil prediksi model dalam format matriks yang menampilkan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat serta data yang mengalami kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas. Dengan *Confusion matrix*, hubungan antara label yang sebenarnya dan label yang diprediksi dapat dilihat lebih mendetail, yang membuat proses analisis terhadap performa model yang dibuat menjadi lebih mudah.

Selanjutnya, selain memberikan informasi mengenai prediksi yang tepat dan keliru, *Confusion matrix* juga menjadi landasan untuk menghitung berbagai *confusion matrix*, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *accuracy* dipakai untuk menilai seberapa benar prediksi model secara keseluruhan, presisi menunjukkan seberapa efektif model dalam menghasilkan prediksi yang relevan, *recall* mengukur kemampuan model dalam

menemukan semua data dalam kelas tertentu, sedangkan *F1-score* adalah nilai kombinasi antara presisi dan recall yang menggambarkan keseimbangan performa model. Dengan menggunakan *matrix* - *matrix* ini, kapabilitas model dalam mengklasifikasikan data dapat dinilai lebih menyeluruh, baik dari segi ketepatan prediksi maupun dari kemampuan dalam mengenali setiap kelas yang ada.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif untuk mengeksplorasi perbedaan mutu dataset gerakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang diambil dalam variasi kondisi latar belakang yang berbeda. Pendekatan ini bertujuan untuk menilai dampak perubahan latar belakang terhadap hasil pengklasifikasian yang dihasilkan oleh model. Proses penelitian dilakukan secara terstruktur dengan mengkaji dataset yang diambil dalam dua jenis latar belakang, yaitu latar belakang yang bersih dan gelap serta latar belakang yang terdapat noise dengan pencahayaan terang. Semua langkah penelitian dilakukan dengan mengikuti prosedur yang seragam, sehingga perbedaan hasil yang diperoleh bisa menjadi acuan dalam menilai pengaruh kondisi latar belakang terhadap kualitas dataset gerakan SIBI. Rincian langkah-langkah penelitian yang dilakukan dalam studi ini adalah sebagai berikut.

3.1. Pengumpulan dataset



Gambar 1. *Background* bersih dan gelap



Gambar 2. *Background* terdapat Noise dan terang

Dataset dikumpulkan secara mandiri menggunakan kamera webcam dengan resolusi 720p. Pengambilan data dilakukan terhadap gerakan SIBI sebanyak 3 kelas. Setiap kelas dipotret oleh 1 orang subjek dengan jumlah sampel sebanyak 59 gambar per kelas, sehingga total dataset berjumlah 177 gambar. Pengambilan data dilakukan pada 2 kondisi *background* yang berbeda, yaitu:

- a. *Background* bersih dan gelap (gambar 1)
- b. *Background* terdapat Noise dan terang (gambar 2)

3.2. Praprosesing data

Praprosesing data adalah fase krusial yang harus dilakukan sebelum data citra dimanfaatkan dalam pelatihan model. Proses ini bertujuan untuk menyiapkan data agar memenuhi format dan karakteristik yang dibutuhkan oleh arsitektur model yang dipilih. Selain itu, *praprosesing* juga berfungsi untuk meningkatkan mutu data sehingga model dapat lebih efektif dalam mengidentifikasi pola-pola dalam dataset. Tahap ini sangat vital karena kualitas data yang digunakan selama pelatihan akan berdampak pada performa model dalam hal klasifikasi serta prediksi.

Melalui tahap *praprosesing*, data yang sebelumnya beragam dapat disusun menjadi bentuk yang lebih teratur dan konsisten. Ini mendukung model dalam proses pembelajaran sekaligus mengurangi kemungkinan kesalahan yang disebabkan oleh perbedaan karakteristik data. Di samping itu, tujuan *praprosesing* juga adalah untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, sehingga bukan hanya dapat mengenali data yang digunakan saat pelatihan, tetapi juga mampu memberikan hasil yang baik ketika bertemu dengan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dalam penelitian ini, *praprosesing* data terdiri dari tiga tahap utama, yakni pembagian dataset, normalisasi citra, dan augmentasi data. Ketiga langkah

ini dilakukan secara berurutan untuk memastikan bahwa data yang digunakannya dalam proses pelatihan memiliki kualitas yang tinggi dan sesuai dengan kebutuhan model klasifikasi yang diterapkan dalam penelitian ini.

3.3. Pembagian Dataset

Dataset pada penelitian ini terdiri dari dua kondisi pengambilan citra dengan objek yang sama, yaitu Kondisi 1 (*background* bersih dan gelap) dan Kondisi 2 (*background* terdapat noise dan terang). Setiap kondisi dibagi secara terpisah menjadi tiga subset menggunakan script Python secara otomatis, yaitu data latih (*training set*), data validasi (*validation set*), dan data uji (*test set*) dengan rasio 70:15:15. Pembagian dilakukan secara acak dengan nilai *random seed* tetap sebesar 42 untuk memastikan hasil yang konsisten dan dapat direproduksi (*reproducible*). Hasil pembagian masing-masing kondisi disimpan pada direktori `dataset_split` untuk Kondisi A dan `dataset_split2` untuk Kondisi B, dengan struktur subfolder `train`, `val`, dan `test` yang masing-masing berisi subfolder per kelas.

3.4. Normalisasi Citra

Normalisasi citra bertujuan untuk menyesuaikan citra latih dengan citra uji[9]. Seluruh citra dari kedua kondisi dinormalisasi dengan membagi nilai *pixel* dengan 255 sehingga rentang nilai *pixel* berubah dari [0, 255] menjadi [0, 1]. Normalisasi ini bertujuan untuk mempercepat konvergensi saat pelatihan dan menstabilkan proses optimasi gradien pada jaringan saraf tiruan. Selain itu, seluruh citra diseragamkan ukurannya menjadi 224×224 *pixel* sesuai dengan ukuran input standar arsitektur *MobileNetV2*.

3.5. Augmentasi Data

Untuk mengatasi keterbatasan jumlah data dan meningkatkan kemampuan generalisasi model, digunakan teknik augmentasi data melalui objek `ImageDataGenerator` dari pustaka Keras[10]. Tetapi Augmentasi hanya diterapkan pada data latih menggunakan kelas `ImageDataGenerator` dari library Keras, sedangkan data validasi dan data uji hanya dikenakan normalisasi tanpa augmentasi guna menjaga objektivitas evaluasi model. Augmentasi dilakukan secara acak pada setiap iterasi pelatihan sehingga model mendapatkan variasi citra yang berbeda pada setiap *epoch* tanpa menambah jumlah data secara fisik.

Penerapan dua kondisi dataset yang berbeda bertujuan untuk mengevaluasi ketahanan (*robustness*) model *MobileNetV2* dalam mengenali objek pada lingkungan yang bervariasi, baik pada kondisi *background* yang terkontrol maupun pada kondisi *background* yang lebih kompleks dengan adanya noise dan pencahayaan tinggi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi Dataset

Dataset pada penelitian ini terdiri dari tiga kelas gerakan SIBI yaitu bibir, bisu, dan diam. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan *webcam* dengan resolusi 720p terhadap satu orang subjek. Setiap kelas memiliki 59 citra sehingga total dataset yang digunakan sebanyak 177 citra.

Pengambilan dataset dilakukan pada dua kondisi *background* yang berbeda. Kondisi pertama menggunakan *background* bersih dan gelap sehingga objek tangan dan wajah terlihat lebih kontras. Kondisi kedua menggunakan *background* terang yang mengandung *noise* visual berupa objek tambahan di sekitar area pengambilan gambar. Tujuan penggunaan dua kondisi tersebut adalah untuk mengetahui pengaruh *background* terhadap kualitas dataset dan performa model klasifikasi.

Setelah proses pengambilan data selesai, dataset dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji dengan rasio 70:15:15. Seluruh citra kemudian dinormalisasi dan dilakukan augmentasi pada data latih untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi risiko *overfitting*.

4.2. Implementasi Model MobilenetV2

Model klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *MobileNetV2* dengan metode transfer learning menggunakan bobot pretrained dari *ImageNet*. *MobileNetV2* merupakan versi terbaru dari arsitektur *MobileNet* yang lebih dulu dikembangkan[11]. Setelah itu lapisan klasifikasi akhir dimodifikasi sesuai jumlah kelas penelitian yaitu tiga kelas gerakan SIBI, yaitu bibir, bisu, dan diam.

Seluruh citra masukan diubah ukurannya menjadi 224 × 224 *pixel* sebelum diproses oleh model. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Confusion matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja suatu model klasifikasi [12]. Metode tersebut dipilih untuk menguji kinerja model pada penelitian ini karena salah satu *matrix* penilaiannya yaitu *accuracy* menjadi parameter utama untuk membandingkan kinerja model[13].

4.3. Hasil pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan model *MobileNetV2* pada dua kondisi dataset yang berbeda, yaitu *background* bersih dan gelap serta *background* terang yang mengandung noise. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang dihitung berdasarkan nilai *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*. [14]

Berdasarkan *confusion matrix* pengujian dataset dengan *background* bersih dan gelap:

$$\begin{bmatrix} 28 & 0 & 2 \\ 0 & 30 & 0 \\ 1 & 0 & 29 \end{bmatrix}$$

diperoleh jumlah prediksi benar sebanyak:

$$28 + 30 + 29 = 87$$

dari total 90 data uji, sehingga:

$$Accuracy = \frac{87}{90} = 0,9667 = 96,67\%$$

atau dibulatkan menjadi **97%**.

Pada kelas **Bibir**, diperoleh:

$$Precision = \frac{28}{28 + 1} = 0,97$$

$$Recall = \frac{28}{28 + 2} = 0,93$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{0,97 \times 0,93}{0,97 + 0,93} = 0,95$$

Pada kelas **Bisu**, diperoleh:

$$Precision = \frac{30}{30 + 0} = 1,00$$

$$Recall = \frac{30}{30 + 0} = 1,00$$

$$F1-Score = 1,00$$

Pada kelas **Diam**, diperoleh:

$$Precision = \frac{29}{29 + 2} = 0,94$$

$$Recall = \frac{29}{29 + 1} = 0,97$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{0,94 \times 0,97}{0,94 + 0,97} = 0,95$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan gerakan SIBI dengan tingkat akurasi sebesar 97% pada dataset dengan background bersih dan gelap.

Untuk dataset dengan background terang dan mengandung noise, *confusion matrix* yang diperoleh adalah:

$$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 0 \\ 0 & 0 & 10 \end{bmatrix}$$

Jumlah prediksi benar adalah:

$$10 + 9 + 10 = 29$$

dari total 29 data uji, sehingga:

$$Accuracy = \frac{29}{29} = 1,00 = 100\%$$

Karena tidak terdapat kesalahan klasifikasi (FP = 0 dan FN = 0), maka seluruh kelas memperoleh:

$$Precision = 1,00$$

$$Recall = 1,00$$

$$F1-Score = 1,00$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali seluruh data uji dengan benar pada dataset yang memiliki *background* terang dan mengandung *noise*, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang sempurna dengan *accuracy* sebesar 100%.

Tabel 1. *Background* bersih dan gelap

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Bibir	0,91	1,00	0,95
Bisu	1,00	1,00	1,00
Diam	1,00	0,90	0,95

Accuracy = 97%

Tabel 2. *Background* terdapat *Noise* dan terang

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Bibir	1,00	1,00	1,00
Bisu	1,00	1,00	1,00
Diam	1,00	1,00	1,00

Accuracy = 100%

4.4. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, dataset dengan *background* bersih dan gelap menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dataset dengan *background* terang yang mengandung noise. Model MobileNetV2 memperoleh *accuracy* sebesar 100% pada kondisi *background* bersih dan gelap, sedangkan pada kondisi *background noise* dan terang memperoleh *accuracy* sebesar 97%. Hasil ini menunjukkan bahwa kondisi *background* berpengaruh terhadap kualitas dataset yang digunakan dalam proses klasifikasi gerakan SIBI.

Background yang sederhana dan memiliki kontras yang baik terhadap objek memungkinkan model lebih mudah mempelajari fitur penting dari gerakan tangan dan ekspresi yang digunakan pada SIBI. Sebaliknya, keberadaan noise visual pada *background* dapat menambah informasi yang tidak relevan sehingga proses ekstraksi fitur menjadi kurang optimal. Meskipun perbedaan akurasi yang diperoleh tidak terlalu besar, hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan *background* yang terkontrol dapat membantu meningkatkan performa model dalam mengenali gerakan SIBI secara lebih akurat.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, kondisi latar belakang menunjukkan dampak terhadap mutu dataset gerakan SIBI. Dataset yang diambil di latar belakang yang bersih dan gelap memperoleh nilai akurasi mencapai 97%, sementara dataset dengan latar belakang yang terang dan terdapat noise mencapai akurasi 100%. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa sifat latar belakang dapat memengaruhi proses klasifikasi yang dijalankan oleh model. Dalam penelitian ini, latar belakang yang memiliki pencahayaan lebih terang dan kontras yang baik terhadap objek dapat menghasilkan kualitas dataset yang lebih optimal, sehingga memperbaiki kinerja model MobileNetV2 dalam mendeteksi gerakan SIBI dengan tingkat ketepatan yang lebih tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Aditya Perdana, S. Lailiyah, and dan Wahyuni, "RANCANG BANGUN SISTEM TERJEMAHAN BAHASA ISYARAT BERBASIS WEB SECARA REAL-TIME

- MENGGUNAKAN TENSORFLOW,” no. 2, 2024, doi: 10.46984/sebatik.v28i2.0000.
- [2] B. K. Pratama, S. Lestanti, and Y. Primasari, “Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk Mendeteksi Bahasa Isyarat SIBI,” vol. 11, no. 2, pp. 7–14, 2024.
- [3] M. Jonathan and E. Rakun, “Translating SIBI (Sign System for Indonesian Gesture) Gesture-to-Text in Real-Time using a Mobile Device,” *Journal of ICT Research and Applications*, vol. 16, no. 3, pp. 260–281, Dec. 2022, doi: 10.5614/itbj.ict.res.appl.2022.16.3.5.
- [4] Y. Cnn ... | Brianorman and D. Utami, “Comparative Analysis of CNN Architectures for SIBI Image Classification,” 2024. [Online]. Available: <https://bit.ly/3trwIIH>
- [5] M. Sholawati, K. Auliasari, and F. X. Ariwibisono, “PENGEMBANGAN APLIKASI PENGENALAN BAHASA ISYARAT ABJAD SIBI MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN),” vol. 6, no. 1, pp. 134–144, 2022.
- [6] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, and Q. Y. Zaqiah, “Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran,” vol. 5, no. September, pp. 3258–3267, 2022.
- [7] H. K. Maulana, “PENERAPAN ARSITEKTUR CNN-EFFICIENTNETB2 DENGAN TRANSFER LEARNING PADA KLASIFIKASI GAMBAR TOKOH WAYANG KULIT,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5626.
- [8] K. S. Dewi Linda and A. Dwi Hartanto, “Studi Literatur Mengenai Klasifikasi Citra Kucing Dengan Menggunakan Deep Learning: Convolutional Neural Network (CNN),” *Journal homepage: Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, vol. xx, No. xx, 2024, doi: 10.33650/jeeecom.v4i2.
- [9] U. Ungkawa, R. Fauzi, and N. Rohaeti, “MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Penentuan Ukuran Citra Minimal Sistem Konversi Aksara Sunda dengan Metode Template Matching Correlation,” *Journal MIND Journal | ISSN*, vol. 7, no. 2, pp. 177–187, 2022, doi: 10.26760/mindjournal.v7i2.177-187.
- [10] R. A. Saputra, E. Ryansyah, F. M. Setiawan, and C. Rozikin, “Pendeteksi Bahasa Isyarat Menggunakan TensorFlow dengan Metode Convolutional Neural Network,” vol. 5, no. September, pp. 1723–1731, 2025, doi: 10.33998/jakakom.v5i2.
- [11] A. ANHAR and R. A. PUTRA, “Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 2, p. 466, Apr. 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i2.466.
- [12] L. Hakim, A. Sobri, L. Sunardi, and D. Nurdiansyah, “Prediksi penyakit jantung berbasis mesin learning dengan menggunakan metode k-nn,” *Jurnal Digital Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 2, p. 14, Feb. 2025, doi: 10.32502/digital.v7i2.9429.
- [13] M. Resa Arif Yudianto, P. Sukmasetya, R. Abul Hasani, and D. Sasongko, “Pengaruh Data Preprocessing terhadap Imbalanced Dataset pada Klasifikasi Citra Sampah menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 3, Dec. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2575.
- [14] “Evaluation Metrics in Machine Learning - GeeksforGeeks.” Accessed: Dec. 04, 2025. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/metrics-for-machine-learning-model/>