

Analisis Akurasi *Object Detection* Menggunakan *Tensorflow* Untuk Pengenalan Bahasa Isyarat Tangan Menggunakan Metode SSD

Elisa Tikasni¹, Ema Utami², Dhani Ariatmanto³

^{1,2,3}Magister Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta

¹elisatikasnimti@students.amikom.ac.id*, ²ema.u@amikom.ac.id, ³dhaniari@amikom.ac.id

Abstract

This study aims to analyze the accuracy of object detection in recognizing sign language using the Single Shot Detection (SSD) method implemented with TensorFlow. The background of this research stems from the need for inclusive communication systems for people with disabilities. The SSD method was chosen for its ability to detect objects in real-time with high efficiency. The dataset used consists of images of hands in various poses representing verbs in Sign Language. The model training process involves data augmentation and the use of transfer learning techniques to enhance detection performance. Factors affecting accuracy, such as background complexity and lighting variations, were analyzed to provide a comprehensive understanding of the model's performance. This analysis is crucial in identifying potential improvements and ensuring the robustness of the detection system under various conditions. The findings of this study highlight that the SSD method implemented with TensorFlow is highly effective for recognizing sign language. This effectiveness plays a significant role in advancing the development of more inclusive communication systems, greatly benefiting the disabled community by enhancing their communication capabilities. By bridging the communication gap, this research contributes to creating a more accessible and inclusive environment for individuals with hearing impairments, promoting better social integration and interaction. Additionally, the application of such technology can pave the way for future advancements in assistive communication tools.

Keywords: Hand Sign Language Recognition, Tensorflow, Machine Learning, Computer Vision, Single Shot Detection (SSD)

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis akurasi deteksi objek dalam pengenalan bahasa isyarat tangan menggunakan metode *Single Shot Detection* (SSD) yang diimplementasikan dengan *tensorflow*. Latar belakang penelitian ini berasal dari kebutuhan akan sistem komunikasi yang bagi penyandang disabilitas. Metode SSD dipilih karena kemampuannya mendeteksi objek secara real-time dengan efisiensi tinggi. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar tangan dalam berbagai pose kata kerja dalam bahasa isyarat. Proses pelatihan model melibatkan peningkatan data dan penggunaan teknik transfer learning untuk meningkatkan performa deteksi. Faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi, seperti kompleksitas latar belakang dan variasi pencahayaan, dianalisis untuk memberikan pemahaman yang analisis menyeluruh tentang kinerja model. Analisis ini sangat penting dalam mengidentifikasi potensi perbaikan dan memastikan kekuatan sistem deteksi dalam berbagai kondisi. Temuan penelitian ini menyoroti bahwa metode SSD yang diimplementasikan dengan *tensorflow* sangat efektif untuk pengenalan bahasa isyarat tangan. Efektivitas ini memainkan peran penting dalam memajukan pengembangan sistem komunikasi yang lebih inklusif, memberikan manfaat besar bagi komunitas penyandang disabilitas dengan meningkatkan kemampuan mereka untuk berkomunikasi. Dengan menjembatani kesenjangan komunikasi, penelitian ini berkontribusi pada penciptaan lingkungan yang lebih mudah diakses dan inklusif bagi individu dengan gangguan pendengaran. Selain itu, penerapan teknologi semacam ini dapat membuka jalan bagi kemajuan di masa depan dalam penggunaan perangkat komunikasi bantu.

Kata kunci: Pengenalan Bahasa Isyarat Tangan, *Tensorflow*, *Machine Learning*, *Computer Vision*, *Single Shot Detection* (SSD)

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Pengenalan bahasa isyarat tangan merupakan salah satu tantangan penting dalam bidang komputer vision dan interaksi manusia-komputer. Bahasa isyarat adalah bentuk komunikasi visual yang menggunakan gerakan tangan, ekspresi wajah, dan gerakan tubuh untuk menyampaikan informasi [1]. Bahasa Isyarat memiliki keunikannya tersendiri yang membuat pengenalannya secara otomatis menjadi sebuah tantangan yang kompleks [2].

Pengembangan sistem yang mampu mengenali bahasa isyarat tangan dengan akurasi tinggi akan sangat bermanfaat bagi penyandang tunarungu dan masyarakat luas, memungkinkan komunikasi yang lebih efektif dan inklusif. Pengenalan bahasa isyarat

tangan adalah teknologi yang semakin berkembang dengan tujuan memfasilitasi komunikasi antara individu tunarungu dengan orang lain.

Penggunaan teknologi dalam pengenalan bahasa isyarat memungkinkan terjemahan gerakan tangan menjadi teks atau suara, yang sangat membantu dalam berbagai situasi sehari-hari. Dan adapun Tantangan dalam pengenalan bahasa isyarat tangan meliputi variasi individu, kompleksitas gerakan, dan kondisi lingkungan yang berubah-ubah. Mengatasi masalah ini penting untuk meningkatkan akurasi deteksi, mengurangi kesalahan, dan memastikan sistem dapat digunakan secara efektif dalam berbagai situasi, mendukung komunikasi yang lebih inklusif.. Dan oleh

sebab itu alam konteks ini, teknik *object detection* menggunakan *TensorFlow* menjadi sangat relevan karena kemampuannya dalam mendeteksi dan mengenali objek dalam gambar atau video secara real-time. Metode *Single Shot Detection* (SSD) merupakan salah satu algoritma yang efisien untuk tujuan ini, karena mampu memberikan hasil deteksi yang cepat dan akurat dengan komputasi yang relatif rendah [3,4].

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi *deep learning* telah membuka peluang baru untuk meningkatkan kemampuan sistem pengenalan objek. Salah satu teknik yang populer adalah *object detection*, yang bertujuan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar atau video secara real-time [5,6]. *TensorFlow*, sebuah *framework open-source* untuk *machine learning* yang dikembangkan oleh Google, menyediakan berbagai alat dan *library* yang mendukung pengembangan model *deep learning* untuk *object detection* [7].

Metode *Single Shot Detection* (SSD) merupakan salah satu pendekatan *object detection* yang efisien dan cepat. Dengan menggunakan dataset yang relevan dan proses pelabelan yang teliti, model ini diharapkan dapat mengenali berbagai isyarat tangan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Studi ini mencakup berbagai tahapan mulai dari pengumpulan dan pelabelan data, perancangan dan pelatihan model, hingga pengujian dan analisis hasil. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pengenalan bahasa isyarat, yang pada akhirnya dapat meningkatkan kualitas hidup individu tunarungu dan memperluas jangkauan interaksi mereka dalam masyarakat [8,9.]

SSD mampu melakukan deteksi objek dalam satu kali pengambilan gambar, tanpa memerlukan tahap proposal region seperti pada metode lainnya. Hal ini menjadikan SSD sebagai pilihan yang tepat untuk aplikasi *real-time*, termasuk pengenalan bahasa isyarat tangan [10]. Dengan menggunakan *TensorFlow*, pengembangan model SSD untuk pengenalan bahasa isyarat tangan diharapkan dapat menghasilkan sistem yang akurat dan responsif [11].

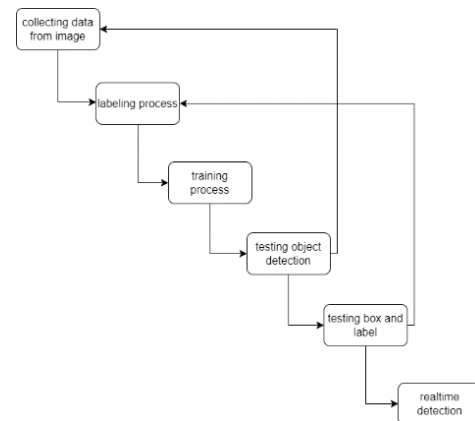
Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis akurasi model *object detection* menggunakan *TensorFlow* untuk pengenalan bahasa isyarat tangan dengan metode SSD. Studi ini akan mengevaluasi kinerja model dalam berbagai skenario, termasuk variasi gerakan tangan dan kondisi pencahayaan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang mendalam mengenai efektivitas metode SSD dalam pengenalan bahasa isyarat tangan, serta memberikan kontribusi bagi pengembangan teknologi yang mendukung komunikasi bagi penyandang tunarungu [12].

2. Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah melalui studi literatur, perancangan sistem, pengujian sistem serta analisis hasil akurasi pengujian system.

2.1. Alur Sistem Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang disusun untuk mencapai hasil akhir sesuai yang diinginkan. Dari pengumpulan data hingga mencapai hasil akhir deteksi objek sudah dijabarkan melalui Flowchart seperti pada Gambar 1 dibawah.



Gambar 1. Flowchart sistem

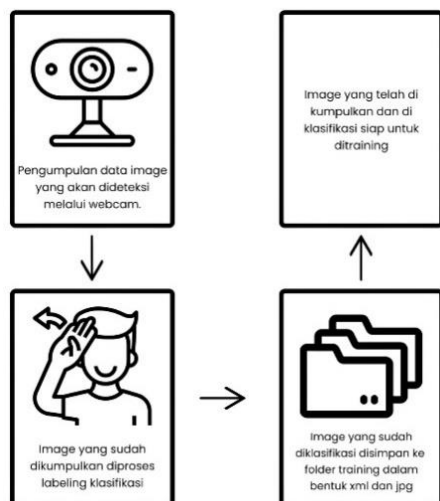
2.2. Metode Pengumpulan Data

Peneliti menjabarkan cara-cara memperoleh data-data yang digunakan untuk kebutuhan penelitian, atau menggambarkan alur penelitian.

2.2.1. Metode Pengumpulan Image

Berikut adalah Metode penelitian yang dilakukan secara manual dengan cara melakukan *collecting image* data yang akan di berikan label untuk klasifikasi melalui webcam/detektor untuk kemudian dilakukan training, seperti Metode pengumpulan gambar yang digunakan dalam penelitian ini dilakukan secara manual dengan pendekatan yang terstruktur. Proses ini dimulai dengan pengumpulan data gambar bahasa isyarat, yang diperoleh menggunakan perangkat seperti webcam atau detektor gambar. Setiap gambar yang dikumpulkan kemudian diberi label sesuai dengan kategori atau klasifikasi seperti tumbsup dan tumbdown [13]. Pemberian label ini dilakukan secara cermat untuk memastikan bahwa setiap gambar ditandai dengan tepat sesuai dengan jenis objek atau fitur yang ada. Setelah proses pelabelan selesai, data gambar yang telah terklasifikasi digunakan untuk melatih model. Proses pelatihan ini bertujuan untuk mengoptimalkan model agar mampu mengenali dan mengklasifikasikan objek dengan akurat berdasarkan data yang telah disiapkan [14]. Metode ini memastikan bahwa dataset yang digunakan dalam pelatihan model adalah representatif dan berkualitas tinggi, yang pada

gilirannya mendukung performa model dalam tugas deteksi objek pada Gambar 2.

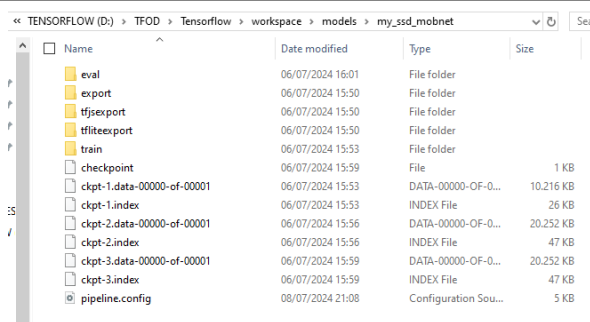


Gambar 2. Alur pengumpulan pengumpulan image

Gambar 2 diatas menunjukkan alur dari pengumpulan data yang digunakan untuk *object detection* pada *tensorflow* dari pengumpulan image data menggunakan webcam untuk selanjutnya diberikan label yang ditujukan untuk memberikan klasifikasi nama dari Bahasa isyarat yang akan di deteksi pada *object detection* kemudian image yang sudah diberikan label yang berbentuk jpg dan xml akan disimpan pada folder yang digunakan untuk penelitian *object detection* dan yang terakhir akan dilakukan proses training untuk data yang telah diproses sebelumnya.

2.2.2. Metode Observasi

Metode yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan observasi mendetail terhadap data gambar, seperti yang diperlihatkan pada Gambar 3, yang telah dilatih menggunakan dataset yang disimpan dalam folder SSD MobileNet. Proses ini bertujuan untuk memantau dan mengevaluasi checkpoint dari setiap sesi pelatihan yang telah dilakukan. Selama pengujian, data gambar yang digunakan diambil dari folder pelatihan yang telah diatur dengan teliti untuk memastikan bahwa model belajar dari data yang relevan. Evaluasi checkpoint dilakukan untuk memeriksa kinerja model pada berbagai tahap pelatihan, memastikan bahwa parameter dan konfigurasi model telah disesuaikan dengan optimal. Semua kegiatan ini dilakukan dalam lingkungan virtual yang disediakan oleh Jupyter Notebook, yang memungkinkan pelaksanaan eksperimen dan analisis hasil dengan cara yang terstruktur dan efisien. Penggunaan Jupyter Notebook juga mendukung integrasi yang lancar antara kode, visualisasi data, dan hasil pengujian, sehingga memudahkan pemantauan dan penyesuaian model sepanjang proses pelatihan [15].



Gambar 3. folder ssd mobilenet untuk observasi checkpoint

2.2.3. Metode Analisis

Metode analisis yang akan digunakan adalah berupa *bounding box regression* yang digunakan untuk melakukan analisis [16]. *Bounding box regression* adalah teknik yang memprediksi koordinat *bounding box* yang optimal untuk mengelilingi objek dalam gambar, memungkinkan model untuk menyesuaikan prediksi dengan lokasi objek secara akurat. Proses ini melibatkan pelatihan model dengan data yang telah diberi label, di mana model belajar untuk mengidentifikasi pola dan menyesuaikan box prediksi dengan objek yang ada. apakah box yang digunakan untuk melakukan pendeteksian objek agar dapat berada tepat sesuai dengan keberadaan objek yang akan digunakan untuk melakukan pendeteksian dan juga Gambar 4 dibawah Berisi image model yang digunakan untuk proses training data sebelum dilakukan testing realtime *object detection*. Dataset harus mencakup tangan dari sudut pandang yang bervariasi, membantu model untuk mengenali isyarat dari berbagai perspektif. Dengan variasi sudut pandang ini, model akan lebih mampu mengenali dan mendeteksi objek secara akurat dalam berbagai kondisi. Dataset harus mencakup tangan dari sudut pandang yang bervariasi, membantu model untuk mengenali isyarat dari berbagai perspektif [17] [18].

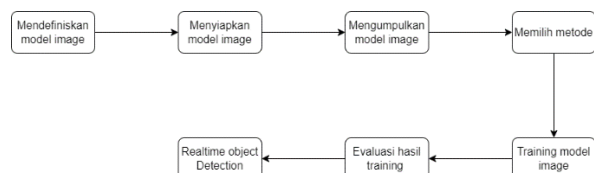


Gambar 4. Bounding box regression

2.2.4. Metode Perancangan *Tensorflow*

Menggunakan metode perancangan yang digunakan adalah metode standard pada machine learning *object detection*. Metode perancangan yang diterapkan dalam penelitian ini mengikuti prosedur standar dalam machine learning untuk *object detection*, seperti yang

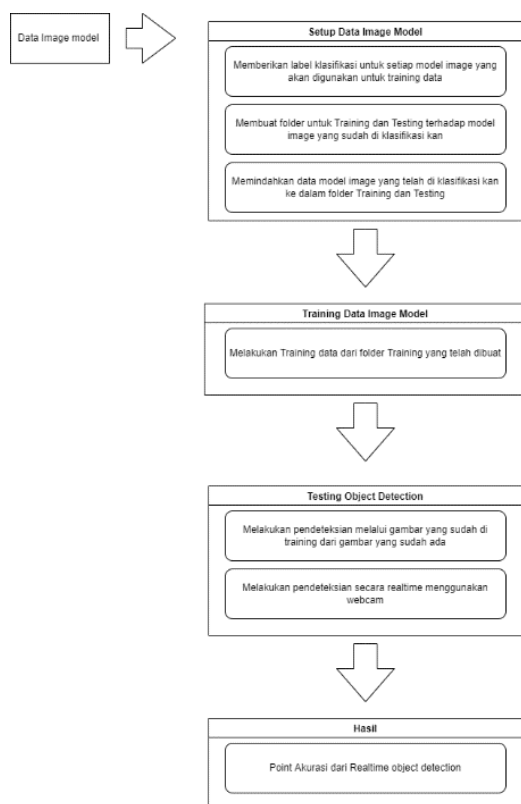
diilustrasikan pada Gambar 5. Proses ini dimulai dengan memilih arsitektur model yang sesuai untuk *object detection*, seperti SSD (*Single Shot Detection*) atau model lain yang relevan. Langkah-langkah selanjutnya melibatkan konfigurasi parameter model, seperti ukuran input gambar, jumlah lapisan konvolusi, dan ukuran bounding box, untuk memastikan bahwa model dapat belajar secara efektif dari data pelatihan.



Gambar 5. metode perancangan standart machine learning

2.3. Perancangan Sistem

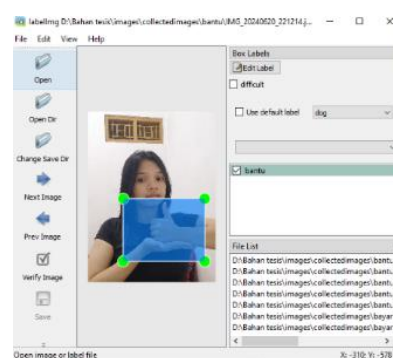
Perancangan sistem dari penelitian *object detection* & training data image model Tensorflow menggunakan metode *Single Shot Detection* (SSD) seperti pada Gambar 6 berikut:



Gambar 6. Rancangan sistem

2.3.1. Labeling Klasifikasi image model

Langkah pertama dalam proses pelatihan model deteksi objek adalah memberikan label yang sesuai untuk setiap gambar pada gambar 7. Proses ini melibatkan penetapan tag atau label yang akurat pada setiap gambar berdasarkan kategori yang relevan, seperti jenis isyarat tangan dalam kasus ini. Label yang tepat sangat penting karena memastikan bahwa model belajar dari data yang terorganisir dengan baik dan memiliki informasi yang relevan untuk proses pelatihan. Dengan memberikan label yang akurat, Selanjutnya, membagi gambar yang telah diklasifikasikan ke dalam folder khusus untuk pelatihan dan pengujian. Folder pelatihan akan berisi gambar-gambar yang digunakan untuk melatih model.



Gambar 7. proses labeling menggunakan aplikasi labeling

seperti yang digambarkan pada Gambar 8 label yang sesuai seperti gambar 8 dibawah untuk setiap data image yang akan dipergunakan untuk training agar objek dapat terdeteksi secara akurat



Gambar 8. Model gambar yang digunakan untuk di labeli

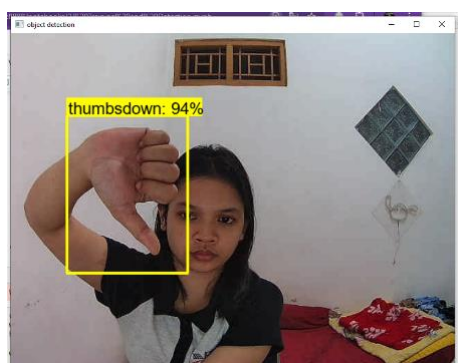
Ada 2 data gambar yang akan digunakan untuk diberi label klasifikasi berupa gambar dengan gerak tangan seperti gambar 8 diatas agar dapat mendeteksi objek tangan dengan bahasa isyarat tumsup dan tumsdown

yang disematkan sesuai dengan kategori objek yang sebenarnya. Dengan melakukan penyesuaian dan perbaikan berdasarkan hasil pengujian, model deteksi dapat mencapai tingkat presisi yang lebih tinggi dan meminimalkan kesalahan deteksi atau pelabelan [20].

2.3.6. Realtime Detection berdasarkan klasifikasi confusion matrix

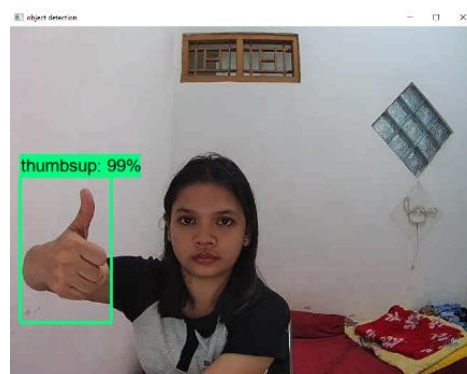
Menguji hasil training dan testing *object detection* secara realtime untuk mengetahui hasil akurasi akhir, dengan pengukuran akurasi menggunakan angka yang dapat dilihat dibagian bawah box yang sudah dilabeli sesuai kategori dapat meningkat sejalan dengan training data yang sudah dilakukan. Realtime Detection Pengujian hasil pelatihan dan pengujian *object detection* secara real-time dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model dalam kondisi aktual dan mendapatkan gambaran akurasi akhir. Selama proses ini, model diuji pada gambar atau video secara langsung, dan hasil deteksi ditampilkan dengan menambahkan angka akurasi yang terlihat di bagian bawah bounding box yang telah dilabeli sesuai kategori. Pengukuran akurasi ini memberikan indikasi yang jelas tentang sejauh mana model dapat mengenali dan mengklasifikasikan objek dalam waktu nyata. Selain itu, angka akurasi ini diharapkan akan meningkat seiring dengan proses pelatihan data yang dilakukan secara berkelanjutan. Dengan demikian, proses real-time detection tidak hanya memungkinkan evaluasi langsung dari performa model tetapi juga membantu dalam mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan akurasi deteksi. Hasil dari pengujian ini memberikan umpan balik penting untuk optimasi lebih lanjut, memastikan bahwa model tetap efektif dan akurat dalam berbagai kondisi operasional [21,22].

Confusion matrix adalah ringkasan dari hasil prediksi dari sebuah pendeteksian objek yang dibagi menjadi 4 bagian kondisi yaitu true positive, true negative dan false positive, false negative [23]. berdasarkan klasifikasi Confusion Matrix yang mana setiap kondisi diatas penting untuk pengembangan object detection seperti pada dibawah



Gambar 12. Thumbsdown

Objek pada gambar 12 diatas adalah contoh True positif yang terdeteksi dengan sebanyak 94% Thumbsdown



Gambar 13. Thumbsup

Objek pada gambar 13 diatas adalah contoh True positif yang terdeteksi dengan sebanyak 99% Thumbsdown



Gambar 14. Peace

Gambar 14 diatas adalah false positif objek Bahasa isyarat peace tidak terdeteksi dikarenakan bukan termasuk Bahasa isyarat yang ada pada deskripsi image data yang digunakan untuk training



Gambar 15. Thumbsup

Pada gambar 15 di atas adalah false negative dimana seharusnya terdeteksi untuk objek sebagai thumbsup namun detector tidak mau mendeteksi

Tabel 2. Confusion Matrix

Actual	Prediction	
	True	False
True	True Positive (TP)	False Negatif (FN)
False	False Positif (FP)	True Negatif (TN)

Tabel 2 confusion matrix diatas adalah contoh pengelompokan menggunakan confusion matrix yang menghasilkan 4 prediksi yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dalam object detection.

Keterangan:

True Positive : object dapat terdeteksi dengan benar

True Negative : object deteksi namun salah

False Positive : object tidak terdeteksi namun benar

False Negative: object seharusnya terdeteksi namun tidak terdeteksi

Tabel 3. Tabel Klasifikasi Confusion Matrix

No	Hasil Klasifikasi Confusion Matrix
1.	Objek dinosaurus terdeteksi dengan benar dan akurat (True positive)
2.	Objek dinosaurus terdeteksi salah dan tidak akurat (True negative)
3.	Objek bukan dinosaurus sama sekali tidak terdeteksi (False positive)
4.	Objek dinosaurus sama sekali tidak terdeteksi (False negative)

Tabel 3 confusion matrix diatas adalah penjelasan hasil pengelompokan menggunakan confusion matrix yang menghasilkan 4 prediksi yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dalam object detection.

2.3.6. Realtime Detection berdasarkan intensitas tanpa cahaya lampu

Real time object detection berdasarkan intensitas tanpa cahaya lampu adalah pengujian deteksi objek berdasarkan intensitas tanpa cahaya lampu hanya dengan cahaya monitor.

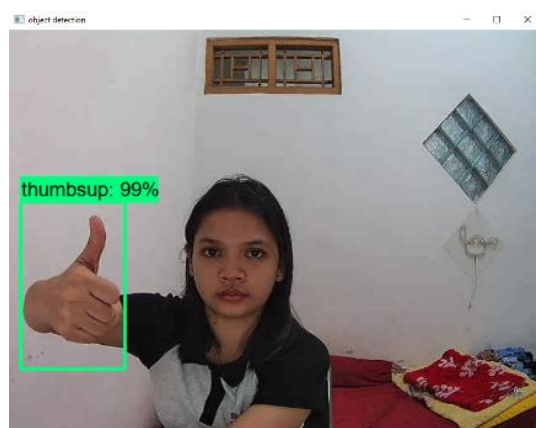


Gambar 16. Pengujian tanpa cahaya lampu hanya menggunakan cahaya monitor

Pada Gambar 16 diatas terdapat kondisi anomali dimana ketika cahaya lampu dimatikan dan hanya ada cahaya dari monitor objek dapat tidak dapat terdeteksi sama sekali.

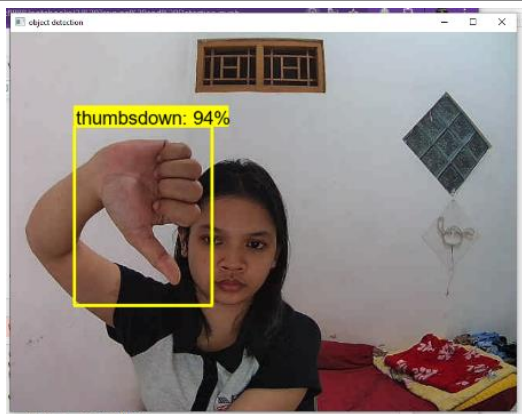
3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mengimplementasikan metode SSD (*Single Shot Detection*) menggunakan *TensorFlow* untuk mengidentifikasi bahasa isyarat tangan dengan pendekatan yang canggih. Metode SSD dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi objek secara cepat dan akurat dalam gambar. Selama proses penelitian, model dilatih dengan dataset khusus yang mencakup berbagai isyarat tangan, dan hasil pelatihan menunjukkan performa yang sangat memuaskan. Model ini berhasil mencapai akurasi deteksi objek yang tinggi, dengan rata-rata akurasi mencapai 99%, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 8 dan 9. Hasil tersebut menegaskan efektivitas metode SSD dalam pengenalan bahasa isyarat tangan, mengindikasikan bahwa pendekatan ini sangat tepat untuk aplikasi yang membutuhkan deteksi dan klasifikasi isyarat tangan dengan tingkat presisi yang sangat tinggi. Keberhasilan ini juga mencerminkan kemampuan model dalam mengenali berbagai variasi isyarat tangan, menambah nilai aplikasi praktis dari teknologi ini dalam komunikasi berbasis bahasa isyarat.



Gambar 17. Real-time detection

Object pada gambar 17 diatas hasil yang terdeteksi akurasi sebanyak 99% *thumbsup* yang merupakan luaran yang didapatkan dari melakukan proses-proses sub bab sebelumnya hingga menghasilkan sebuah model. Model yang telah dilatih dengan hasil pengujian terbaik dapat mendeteksi Bahasa isyarat dengan baik secara real time.



Gambar 18. Real-time detection

Model yang telah dilatih dengan hasil pengujian terbaik dapat mendeteksi Bahasa isyarat dengan baik secara real time pada gambar 18 diatas hasil yang terdeteksi akurasi sebanyak 94% *thumbsdown*.

4. Kesimpulan

Penelitian ini akan menghasilkan deteksi Bahasa isyarat tangan menggunakan *tensorflow* berarsitektur SSD Mobilenet V2 yang telah berintegrasi dengan keras untuk pendeteksi objek skala kecil dan ringan untuk perangkat keras komputer dalam melakukan training data image model dapat mempersingkat waktu pengerjaan dan tidak membuang terlalu banyak tenaga perangkat keras dalam melakukan training image untuk menghasilkan pendeteksian yang akurat Object detection hanya dapat mendeteksi single objek yang dikarenakan saat proses melakukan labelling label klasifikasi berupa box hanya diberikan terhadap 1 objek dalam setiap gambar nya.

Namun, model deteksi ini memiliki beberapa batasan. Deteksi objek hanya dapat dilakukan pada satu objek dalam setiap gambar karena label klasifikasi berupa bounding box hanya diterapkan pada satu objek per gambar. Selain itu, efektivitas deteksi terbatas pada jarak antara 5 hingga 15 sentimeter, dengan akurasi deteksi objek berkisar antara 87% hingga 100%. Sistem ini juga hanya berfungsi dengan optimal di dalam ruangan dan memberikan tingkat akurasi deteksi bahasa isyarat antara 89% hingga 100% apabila kondisi pencahayaan cukup terang dan fokus pada objek yang akan dideteksi. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi deteksi bahasa isyarat tangan di lingkungan yang terkontrol dengan pencahayaan yang memadai. metode SSD dalam pengenalan bahasa isyarat tangan, mengindikasikan bahwa pendekatan ini sangat tepat untuk aplikasi yang membutuhkan deteksi dan klasifikasi isyarat tangan dengan tingkat presisi yang sangat tinggi. Keberhasilan ini juga mencerminkan kemampuan model dalam mengenali berbagai variasi isyarat tangan, menambah nilai aplikasi praktis dari teknologi ini dalam komunikasi berbasis bahasa isyarat.

Rekomendasi Penelitian Selanjutnya yaitu Mengembangkan model yang mampu mendeteksi lebih dari satu objek per gambar, memperluas efektivitas model untuk kondisi luar ruangan dengan berbagai tingkat pencahayaan dan meningkatkan jangkauan deteksi untuk jarak yang lebih luas.

Untuk penerapan dalam Skenario Dunia Nyata berupa Hasil penelitian ini dapat diterapkan dalam teknologi komunikasi berbasis bahasa isyarat, seperti aplikasi penerjemah bahasa isyarat untuk pengguna tunarungu, serta sistem interaktif di tempat umum yang mendukung bahasa isyarat, meningkatkan aksesibilitas dan inklusi.

Daftar Rujukan

- [1] Akram, A., Fayakun, K., & Ramza, H. (2023). Klasifikasi Hama Serangga pada Pertanian Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(2), 397–406. <https://doi.org/10.47065/bits.v5i2.4063>
- [2] M. Khaliluzzaman, K. Kobra, S. Liaqat, And S. I. Khan, "Comparative Analysis On Real-Time Hand Gesture And Sign Language Recognition Using Convexity Defects And Yolov3," *Sigma Journal Of Engineering And Natural Sciences*, Vol. 42, No. 1, Pp. 100–116, Feb. 2024, Doi: 10.14744/Sigma.2024.00012.
- [3] Althaf Adhari Rachman, & Ivan Maurits. (2023). Sistem Deteksi Pemakaian Masker Pada Wajah Secara Real Time Menggunakan Framework Tensorflow Dan Library Opencv. *Jurnal Ilmiah Teknik*, 2(1), 49–59. <https://doi.org/10.56127/juit.v2i1.496>
- [4] A. Prima, "Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Aneka Ragam Buah Menggunakan Mobilenetv2," *Jurnal Sistim Informasi Dan Teknologi*, Pp. 208–215, Jul. 2023, Doi: 10.60083/Jsistofek.V5i2.217.
- [5] Amri, I. (2024). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Menerjemahkan Bahasa Isyarat. *Jurnal Multidisiplin Saintek Volume*, 2(9), 70–87. <https://ejournal.warunayama.org/koheisi>
- [6] Abdillah, G., & Ilyas, R. (2024). Deteksi Objek Bahasa Isyarat Huruf Bisindo Menggunakan SSD-Mobilenet. *Kesatria : Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer Dan Manajemen)*, 5(1), 47–60. <https://tunasbangsa.ac.id/pkm/index.php/brahmana>
- [7] Asmoro, J. D., Wibowo, A. T., & Ridwan, M. (2023). Virtual Mouse With Hand Gesture Recognition Based on Hand Landmark Model for Pointing Device. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, 9(2), 261–268. <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v9i2.2073>
- [8] "Deep Learning Untuk Mendeteksi Pola Kebotakan Rambut Pada Pria Dengan Metode Cnn(Convolutional Neural Network)," *Jurnal Ilmiah Komputasi*, Vol. 21, No. 3, Sep. 2022, Doi: 10.32409/Jikstik.21.3.3006.
- [9] D. Adhar, "Penerapan Metode Cnn Menggunakan Tensorflow Untuk Mengklasifikasi Object Pola Gambar Pengenalan Sampah Organik Dan Non-Organik Berbasis Android," 2024, [Online]. Available: <http://kti.potensi-utama.ac.id/index.php/Jid>
- [10] Saputra, R. D. (2023). Pengembangan Sistem Deteksi Objek pada Produk Retail dengan Arsitektur YOLOv4-tiny. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/45878%0Ahttps://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/45878/19523235.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [11] Widjaya, V. S., & Wasito, I. (2024). Sistem Deteksi Kosakata Bahasa Isyarat Secara Real Time dengan Tensorflow Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. 8, 1484–1493. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i3.7714>
- [12] J. D. Asmoro, A. T. Wibowo, And M. Ridwan, "Virtual Mouse With Hand Gesture Recognition Based On Hand Landmark Model For Pointing Device," *Jurteksi (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, Vol. 9, No. 2, Pp. 261–268, Mar. 2023, Doi: 10.33330/Jurteksi.V9i2.2073.

-
- [13] Putra, R. F., & Mulyana, D. I. (2024). Optimasi Deteksi Objek Dengan Segmentasi dan Data Augmentasi Pada Hewan Siput Beracun Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO). *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 8(1), 93–103. <https://doi.org/10.35870/jtik.v8i1.1391>
- [14] Ramadhan, G., Khairiyah, R. D. A., Natania, S., & Harris, A. (2024). Vehicle Police Number Detection Using Yolov8. *Media Journal of General Computer Science*, 1(2), 62–70. <https://doi.org/10.62205/mjgcs.v1i2.25>
- [15] Sutisna, T., Rachmat Raharja, A., Hariyadi, E., & Hafizh Cahaya Putra, V. (2024). Penggunaan Computer Vision untuk Menghitung Jumlah Kendaraan dengan Menggunakan Metode SSD (Single Shoot Detector). *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, 4, 6060–6067. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/10071/6958>
- [16] Arip, A. A. S., Sazali, N., Kadirgama, K., Jamaludin, A. S., Turan, F. M., & Ab. Razak, N. (2024). Object Detection for Safety Attire Using YOLO (You Only Look Once). *Journal of Advanced Research in Applied Mechanics*, 113(1), 37–51. <https://doi.org/10.37934/aram.113.1.3751>
- [17] Barlybayev, A., Amangeldy, N., Kurmetbek, B., Krak, I., Razakhova, B., Tursynova, N., & Turebayeva, R. (2024). Personal protective equipment detection using YOLOv8 architecture on object detection benchmark datasets: a comparative study. *Cogent Engineering*, 11(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2024.2333209>
- [18] Brutas, M. J. B., Fajardo, A. L., Quilloy, E. P., Manuel, L. J. R., & Borja, A. A. (2024). Enhancing Seed Germination Test Classification for Pole Sitao (*Vigna unguiculata* (L.) Walp.) Using SSD MobileNet and Faster R-CNN Models. *Applied Sciences* (Switzerland), 14(13). <https://doi.org/10.3390/app14135572>
- [19] KIRAC, E., & ÖZBEK, S. (2024). Deep Learning Based Object Detection with Unmanned Aerial Vehicle Equipped with Embedded System. *Journal of Aviation*, 8(1), 15–25. <https://doi.org/10.30518/jav.1356997>
- [20] Miguel, J., Mendonça, P., Quelhas, A., Caldeira, J. M. L. P., & Soares, V. N. G. J. (2024). Using Computer Vision to Collect Information on Cycling and Hiking Trails Users. *Future Internet*, 16(3). <https://doi.org/10.3390/fi16030104>
- [21] Sainui, J., Thepporn, C., & Chusuwan, P. (2024). Thai License Plate Recognition using SSD MobileNet and EasyOCR. *ACM International Conference Proceeding Series*, 36–41. <https://doi.org/10.1145/3645259.3645266>
- [22] Sarvajcz, K., Ari, L., & Menyhart, J. (2024). AI on the Road: NVIDIA Jetson Nano-Powered Computer Vision-Based System for Real-Time Pedestrian and Priority Sign Detection. *Applied Sciences* (Switzerland), 14(4). <https://doi.org/10.3390/app14041440>
- [23] Yadav, S. P., Jindal, M., Rani, P., de Albuquerque, V. H. C., dos Santos Nascimento, C., & Kumar, M. (2024). An improved deep learning-based optimal object detection system from images. *Multimedia Tools and Applications*, 83(10), 30045–30072. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16736-5>
-