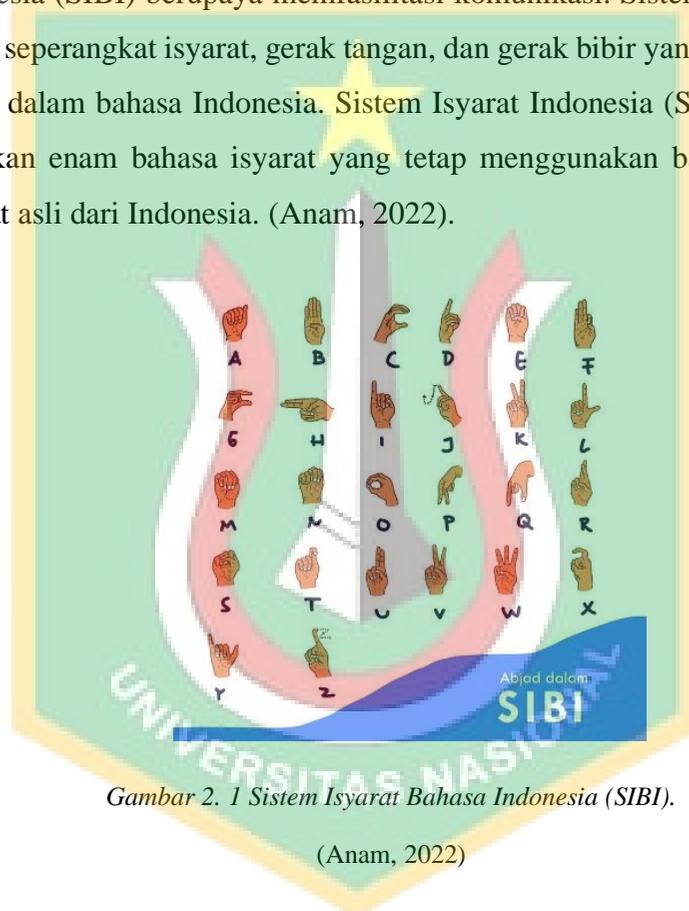


BAB II

STUDI LITERATUR

2.1. Bahasa isyarat

Tanda Bahasa yang dibuat dari bahasa lisan dan meniru bahasa isyarat Amerika, Sistem Isyarat Indonesia (SIBI) berupaya memfasilitasi komunikasi. Sistem Isyarat Indonesia (SIBI) adalah seperangkat isyarat, gerak tangan, dan gerak bibir yang berfungsi sebagai lambang kata dalam bahasa Indonesia. Sistem Isyarat Indonesia (SIBI) dibuat dengan menggabungkan enam bahasa isyarat yang tetap menggunakan bahasa isyarat asing dengan isyarat asli dari Indonesia. (Anam, 2022).



Gambar 2. 1 Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI).

(Anam, 2022)

2.2. Tuna Rungu

Tuna rungu menurut Somantri (2007: 93) dapat dipahami sebagai suatu kondisi gangguan pendengaran yang menghalangi seseorang untuk mempersepsikan rangsangan yang berbeda, terutama melalui indera pendengarannya. Anak tuna rungu umumnya mengalami gangguan sekunder, khususnya gangguan bicara, menurut Ratih (2015). Anak tunarungu tidak selalu berarti mereka bisu. (Widyastuti & Widiana, 2020).

2.3. Tuna Wicara

Menurut Heri Purwanto Speech Impaired dalam buku General Orthopedagogic (1998), ketidakteraturan pengucapan (artikulasi) bahasa seseorang dan bunyi ujaran yang normal membuat mereka sulit berkomunikasi secara baik dengan orang lain di lingkungannya. (Lestari & Nurhayati, 2020).

2.4. You Only Look Once (YOLO)

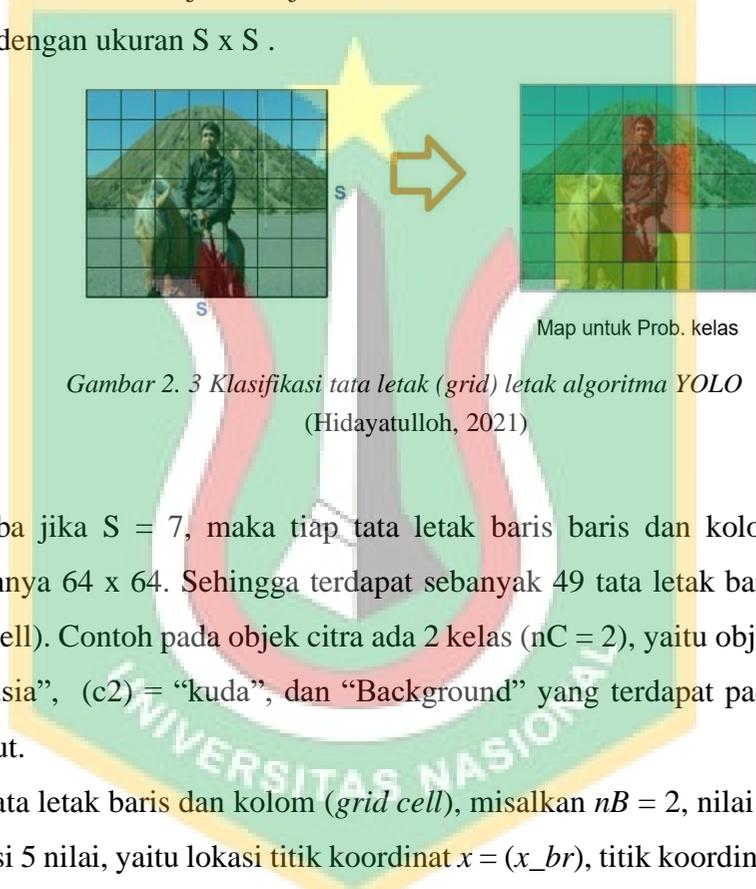
Convolutional Neural Network atau disingkat CNN mengembangkan algoritma You Only Look Once (Yolo) untuk mengidentifikasi objek dengan cepat. Anda hanya perlu melihat sekali untuk mendeteksi objek saat menggunakan metodologi jaringan saraf tiruan (JST). Gambar dipisahkan menjadi berbagai lokasi objek, dan masing-masing probabilitas lokasi objek dan kotak pembatas yang diprediksi. Kotak pembatas yang diantisipasi kemudian dibandingkan dengan masing-masing probabilitas ini. Keunggulan Yolo dibanding pendeteksian lainnya dapat dilihat pada klasifikasi data objeknya. Contoh hasil pendeteksian objek menggunakan metode yolo-darknet terlihat pada gambar 2.2. (Hidayatulloh, 2021)



Gambar 2. 2 Hasil uji coba objek menggunakan YOLO dengan darknet (Hidayatulloh, 2021)

Yolo berbeda dari klasifikasi lain, dengan membedakan setiap label dari data yang diperiksa. Membuat bounding objek adalah metode klasifikasi yang digunakan di Yolo. Ketika suatu objek diberi lokasi, itu bonding dengan menambahkan bentuk kotak pembatas (bx,by,bh,bw). Metode klasifikasi ditampilkan pada Gambar 2.3 Terdapat delapan langkah dalam proses klasifikasi algoritma Yolo, diantaranya:

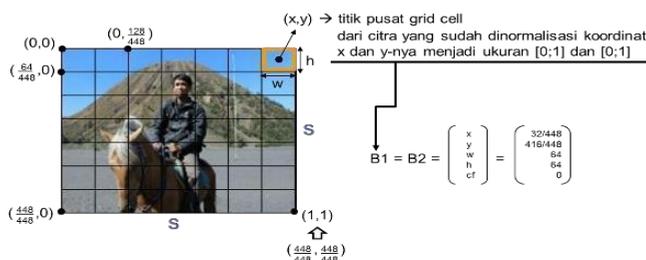
- A. Membaca objek dengan ukuran secara acak.
- B. Mengubah ukuran objek menjadi 448 x 448, lalu membuat tata letak (grid) pada objek dengan ukuran S x S .



Gambar 2. 3 Klasifikasi tata letak (grid) letak algoritma YOLO (Hidayatulloh, 2021)

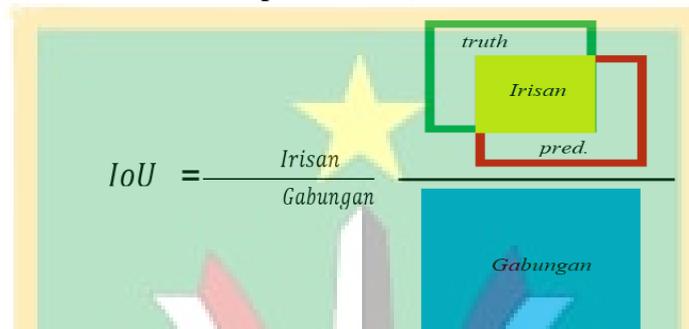
uji coba jika $S = 7$, maka tiap tata letak baris baris dan kolom (grid cell) ukurannya 64×64 . Sehingga terdapat sebanyak 49 tata letak baris dan kolom (grid cell). Contoh pada objek citra ada 2 kelas ($nC = 2$), yaitu objek citra ($c1$) = “manusia”, ($c2$) = “kuda”, dan “Background” yang terdapat pada objek citra tersebut.

- C. Tiap tata letak baris dan kolom (grid cell), misalkan $nB = 2$, nilai yang terdapat B berisi 5 nilai, yaitu lokasi titik koordinat $x = (x_{br})$, titik koordinat $y = (y_{kol})$, dan nilai dan ukuran confidence (x, y, w, h, cf) terhadap nB bounding box yang ada di B1 dan B2.



Gambar 2. 4 Tata Letak (Grid) algoritma yolo dengan nilai confidence. (Hidayatulloh, 2021)

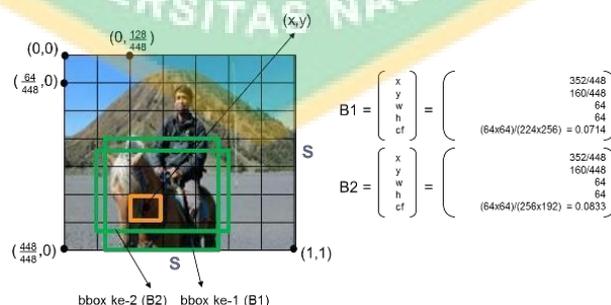
$cf = 0$ (di - set = 0), jika di dalam tata letak kolom dan baris (*grid cell*) adalah latar belakang, maka rumus *Confidence* (cf) = P (object) * IoU, yang mana, nB menyatakan banyaknya *bounding box*, $B1$ untuk *bounding box1*, $B2$ untuk *bounding box2*, dan *bounding box* menyatakan *bounding box*. Persamaan 2 ini merupakan IoU (*Intersection Over Union*).



Gambar 2. 5 Rumus perhitungan IoU (Intersection Over Union).
(Hidayatulloh, 2021)

Pada rumus perhitungan confidence (cf) = P (object) * IoU, Tahapan pada P (object) dapat dilewati, sehingga cukup dengan confidence (cf) = IoU. Karena rumus $P(\text{classis} | \text{object}) * P(\text{object}) * \text{IoU} = P(\text{classi}) * \text{IoU}$.

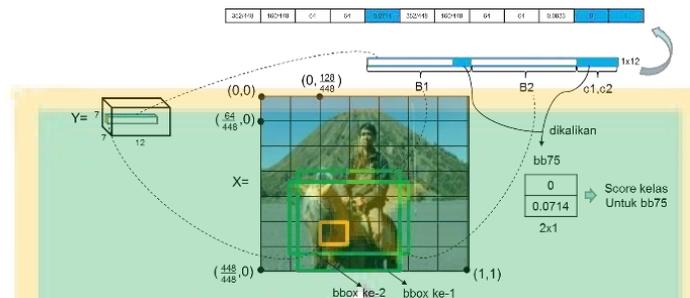
A. Jika 2 bounding box mengarah pada kelas yang sama, maka dari itu yang akan di hasil ukuran *tensor*nya adalah $(S \times S \times (nB \times 5 + nC)) = (7 \times 7 \times (2 \times 5 + 2)) = (7 \times 7 \times 12)$ tensor.



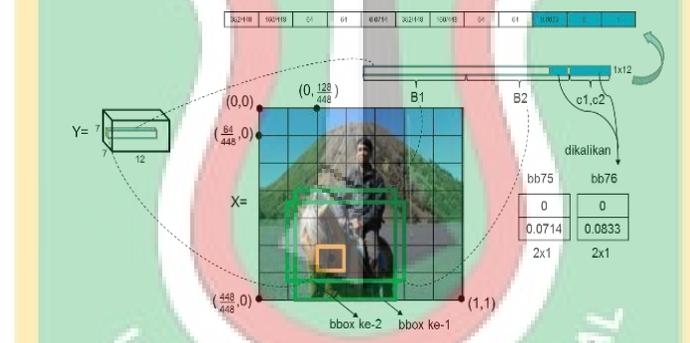
Gambar 2. 6 Tata Letak Grid algoritma acuan kelas
(Hidayatulloh, 2021)

Dari gambar 2.6, bounding box ke-1 dan bounding box ke-2, dibuat

sebaiknya berbeda dan bebas. Hitung matriks bounding box dengan rumus ukuran $(nC \times (S \times S \times nB)) = 2 \times (7 \times 7 \times 2) = (2 \times 98)$, mulai dari tata letak baris dan kolom (grid cell) ke-1 sampai dengan ke-49 pada 2 bounding box yang mengarah pada suatu kelas yang sama, misal untuk bounding box 75 dan bounding box 76.



Gambar 2. 7 Tata letak (grid) algoritma yolo bounding box 75 (Hidayatulloh, 2021)



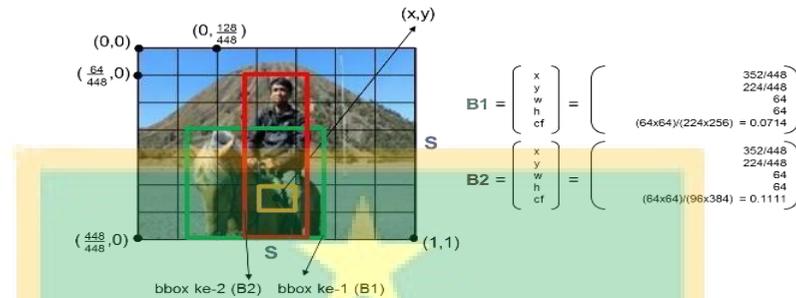
Gambar 2. 8 Tata letak (grid) algoritma yolo bounding box 76 (Hidayatulloh, 2021)

Hasil dari perhitungan matriks bounding box.



Gambar 2. 9 Hasil matriks bounding box. (Hidayatulloh, 2021)

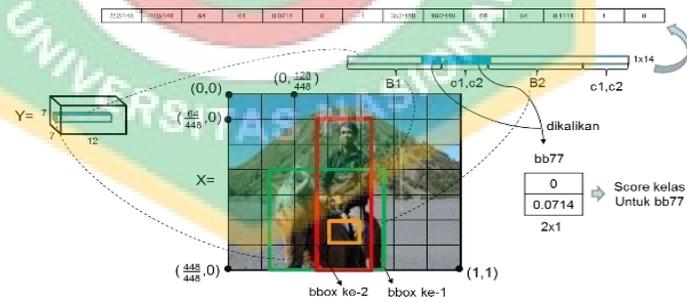
B. Jika 2 bounding box mengarah pada kelas yang berbeda atau karena di dalam terdapat *overlapping object*, maka dari itu hasil ukuran tensornya adalah $(S \times S \times (nB \times 5 + 2 \times nC)) = (7 \times 7 \times (2 \times 5 + 2 \times 2)) = (7 \times 7 \times 14)$ tensor.



Gambar 2. 10 Tata Letak (Grid) algoritma overlapping object

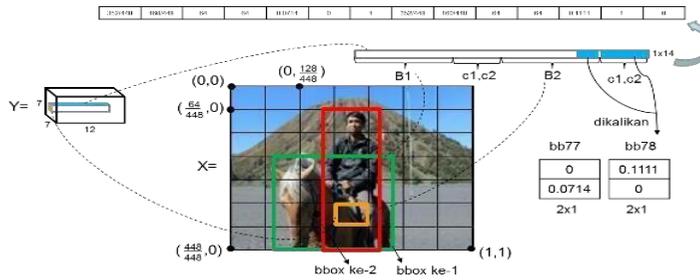
(Hidayatulloh, 2021)

Di mana, bounding box ke-1 dan bounding box ke-2, mengarah pada objek yang berbeda kelas. Dengan hitung matriks bounding box ukuran $(nC \times (S \times S \times nB)) = 2 \times (7 \times 7 \times 2) = (2 \times 98)$, mulai dari tata letak baris dan kolom (grid cell) ke-1 sampai dengan ke-49 pada 2 bounding box yang mengarah pada kelas yang berbeda, misal untuk bounding box 77 dan bounding box 78.



Gambar 2. 11. Tata letak (Grid) algoritma yolo bounding box 77

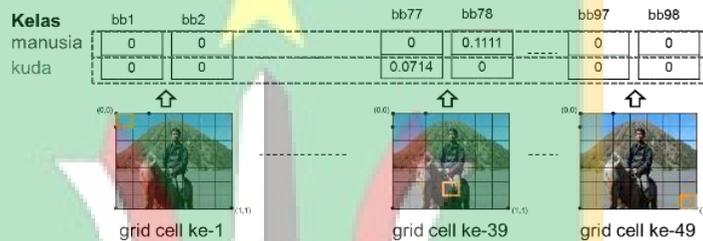
(Hidayatulloh, 2021)



Gambar 2. 12 Tata letak (Grid) algoritma yolo bounding box 78

(Hidayatulloh, 2021)

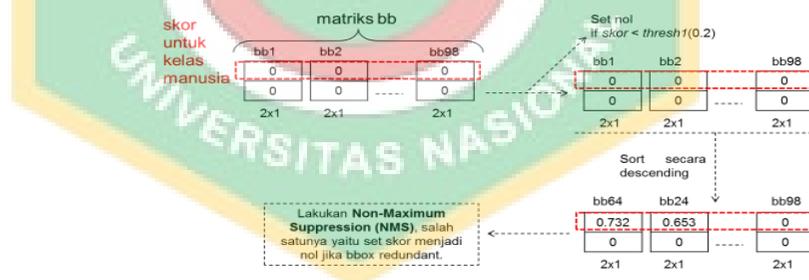
Hasil dari perhitungan matriks bounding box.



Gambar 2. 13 Hasil matrik tata letak (grid) bounding box kuda dan manusia.

(Hidayatulloh, 2021)

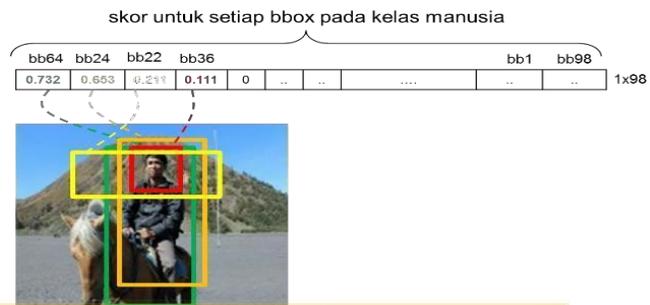
Tiap-tiap kelas pada matriks bounding box, melakukan set skor = 0, jika skor < thresh1 (0.02),Setelah itu urutkan secara descending



Gambar 2. 14 Urutan matriks descending

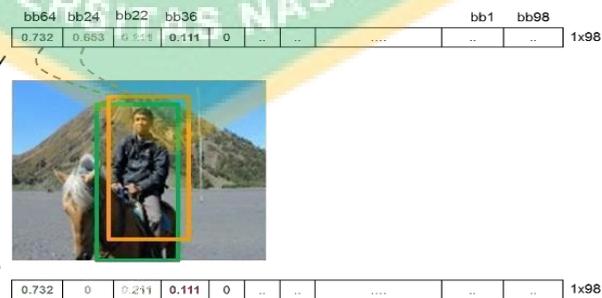
(Hidayatulloh, 2021)

C. Melakukan NMS (Non-Maximum Suppression).



Gambar 2. 15 Tata letak (grid) algoritma yolo non-maximum suppression
(Hidayatulloh, 2021)

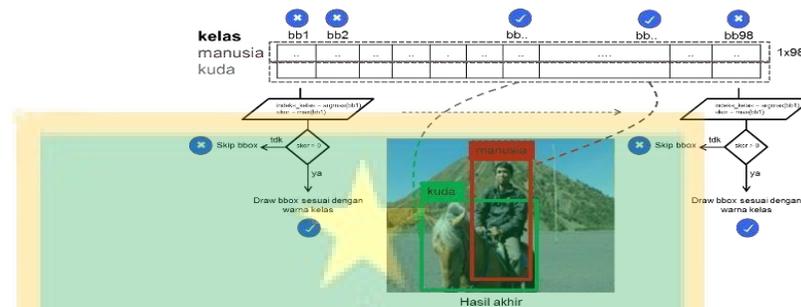
- Daftar semua bounding box
- Mengeset bounding box dengan nilai maksimal, sebagai “bbox_max”. Contoh bounding box 64 diketahui sebagai bbox_max.
- Setelah itu dibandingkan nilai “bbox_max” dengan nilai bonding box yang lain sebagai “bbox_cur” yang akan memiliki nilai dibawahnya dan tidak 0. Jika nilai $\text{IoU}(\text{bbox_max}, \text{bbox_cur}) > 0.5$, maka nilai set skor 0 untuk bbox_cur. Dari hasil perhitungan perbandingan, jika $\text{bbox_max} = \text{bounding box 64}$, $\text{bbox_cur} = \text{bounding box 24}$, maka nilai $\text{IoU}(\text{bbox_max}, \text{bbox_cur}) > 0.5$ (true), maka set nilai bounding box 24 = 0.



Gambar 2. 16 Tata letak (grid) algoritma yolo hasil
(Hidayatulloh, 2021)

- Setelah proses selesai maka akan dilanjutkan ke kelas-kelas berikutnya, untuk melakukan perhitungan perbandingan yang sama dengan proses pada kelas “manusia”.

D. Plot *bounding box* berasal dari hasil Non-Maximum Suppression (NMS)

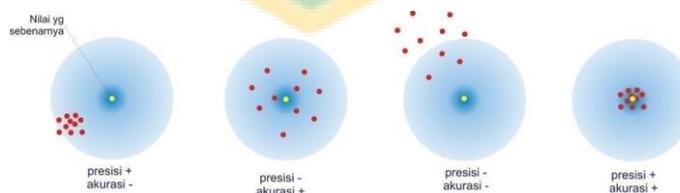


Gambar 2. 19 Hasil tata letak (grid) algoritma YOLO (Hidayatulloh, 2021)

2.5. Precision, Recall, dan Accuracy

- Precision* adalah suatu tingkat ketepatan antara sebuah informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem yang digunakan.
- recall* adalah suatu tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi yang telah dimasukkan.
- Accuracy* adalah suatu tingkat kedekatan antara nilai aktual dengan nilai prediksi .

berikut ini gambar ilustrasi yang memberikan perbedaan antara *accuracy* dan *precision*.



Gambar 2. 20 Accuracy (Hidayatulloh, 2021)

Secara umum *precision*, *recall* dan *accuracy* dapat dirumuskan pada gambar dibawah ini berikut:

		Nilai sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai prediksi	TRUE	TP (True Positive) <i>Corect result</i>	FP (False Positive) <i>Unexpected result</i>
	FALSE	FN (False Negative) <i>Missing result</i>	TN (True Negative) <i>Corect absence of result</i>

Gambar 2. 21 Rumusan dasar Precision, Recall, dan Accuracy

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive}$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative}$$

$$Accuracy = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive + True\ Negative + False\ Positive + False\ Negative}$$

(Hidayatulloh, 2021)

2.6. Python

Python adalah bahasa pemrograman interpretatif tujuan umum yang dapat digunakan dalam pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional, di antara paradigma pemrograman lainnya. Kemampuan Python untuk menjadi bahasa pemrograman yang dinamis dengan manajemen memori otonom adalah salah satu fiturnya (Lestari & Nurhayati, 2020).

2.7. OpenCV

OpenCV adalah Fungsi pemrograman *Computer Vision (CV) Real time* tersedia *library* OpenCV. Antarmuka pemrograman C, C++, Python, dan Java tersedia di OpenCV dan dapat digunakan dengan sistem operasi Mac, Windows, Linux, dan Android (Amwin, 2021).

2.8. Referensi Jurnal Nasional

Tabel 2. 1 Referensi jurnal nasional

Judul	Deteksi Tangan Otomatis Pada Video Percakapan Bahasa Isyarat Indonesia Menggunakan Metode YOLO Dan CNN
Penulis dan tahun	(Inayatul Arifah et al., 2022)
Kelebihan	Dengan menggunakan metode convolutional neural network dan you only look once mendapatkan nilai akurasi sebesar 89%.
Kekurangan	Proses deteksi tidak real time melainkan hanya bisa memakai video dan metode yolov5 tersebut hanya bisa digunakan untuk laptop yang mempunyai spesifikasi tinggi.
Hasil Pengujian	Hasil uji coba menggunakan kedua metode tersebut menggunakan 250 dataset dari 200 training dan 50 testing menghasilkan nilai akurasi 89% dari nilai epoch 75 dan batch 5.
Judul	Pengenalan Angka Sistem Bahasa Isyarat Indonesia Dengan Menggunakan Metode CNN
Penulis dan Tahun	(Bagus et al., 2019)
Kelebihan	Dengan menggunakan metode arsitektur LeNet memiliki tingkat akurasi 90% bahkan lebih.
Kelemahan	Dengan menggunakan algoritma LeNet tingkat yang di kombinasikan dengan tensorflow dan keras membuat uji coba untuk menentukan akurasi yang terlalu banyak.
Hasil Pengujian	Hasil baik training dataset di setiap epochnya memiliki kenaikan persentasi akurasi. Kenaikan nilai akurasi mulai

	dari 67.66%, 89.44%, dan terakhir meningkat menjadi 96.44%.
Judul	Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Metode Convolutional Neural Network Sequential Secara Real Time
Penulis dan Tahun	(Dwi Nurhayati et al., 2019)
Kelebihan	Menggunakan metode CNN memiliki akurasi yang baik.
Kekurangan	Mendeteksi dengan jarak 50 cm memiliki tingkat akurasi yang rendah.
Hasil Pengujian	Hasil pengujian metode CNN Sequentian: memiliki tingkat keberhasilan 100% dengan uji coba memakai 26 - 80 lux dengan jarak 100 cm.
Judul	Sistem Deteksi Simbol Pada SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Secara Realtime Menggunakan Mobilenet-Ssd.
Penulis dan Tahun	(Hidayatullah, 2022)
Kelebihan	Menggunkaan metode MobileNet pada proses komputasi lebih ringan.
Kekurangan	Memiliki tingkat akurasi yang 70% - 88% dan masih ada bug dimana nilai loss pada saat training masih besar.
Hasil Pengujian	Keakuratan uji coba menggunakan 5.000 video interaksi bank adalah 83,3%, tetapi sistem gerakan tangan bekerja dengan baik. Sebaliknya, akurasi uji coba menggunakan 20.000 transaksi bank adalah 86,6%, tetapi sistem isyarat tangan tidak bekerja dengan baik.
Judul	Pengembangan Aplikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Abjad SIBI Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)
Penulis dan Tahun	(Sholawati et al., 2022)

Kelebihan	Menggunakan metode CNN semakin banyak jumlah epoch semakin besar tingkat akurasi.
Kekurangan	Program menggunakan resource yang tinggi sehingga menggunakan camera berresolusi tinggi.
Hasil Pengujian	Tingkat akurasi 90,05% dicapai dalam prosedur pelatihan dataset yang menggunakan 416 gambar, 50 epoch, dan ukuran batch 32. Menghasilkan 42 presentasi True Positive Objects (TP). Demonstrasi Object False Negative (FS) = 10. Object False Positive (FP) = 10, Object True Negative (TN) = 42 show. Hasil perhitungan menghasilkan persentase akurasi sebesar 80,76%.
Judul	Image Recognition Alfabet Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network
Penulis dan Tahun	(aziz, 2021)
Kelebihan	Menggunakan metode CNN, fitur MaP dapat mengambil objek berkali kali tanpa mempengaruhi nilai akurasi.
Kekurangan	Tingkat akurasi berkaos hitam yang rendah.
Hasil Pengujian	Nilai akurasi 62% - 94% diperoleh dengan pengujian foto latar kaos putih, tembok putih, kemeja bergambar, kaos hitam, dan peraga ahli. Latar kaos putih, tembok putih, kemeja bergambar, kaos hitam, dan Peraga Ahli Video Pengujian Mendapat Nilai 57% - 94% Latar Kaos Putih, Tumbuk Putih, kemeja bergambar, kaos hitam, dan peraga ahli pengujian mendapat nilai real-time 32% - 88%.

2.9. Referensi Jurnal Internasional

Tabel 2. 2 Referensi jurnal internasional

Judul	Generalization of Bangla Sign Language Recognition Using Angular Loss Functionsection Using CNN
Penulis dan Tahun	(Youme et al., 2021)
Kelebihan	Menggunakan metode CNN beserta VGG16-bn yang dimana VGG-19 ini berfungsi untuk mempercepat proses Tarining dan meningkatkan generalisasi jaringa.
Kekurangan	Dengan memakai metode ini terdapat loss untuk mendapatkan hasil yang maksimal loss pada pengenalan tanda tangan yang telah kami pelajari sejauh ini dilatih pada model CNN kehilangan softmax dan meningkatkan jumlah neuron membuat model over-fitted yang mengakibatkan kinerja yang buruk untuk akurasi tes.
Hasil Pengujian	Di antara semua percobaan, kami telah menemukan bahwa arsitektur VGG-19 dengan fungsi kehilangan SphereFace telah menunjukkan kinerja optimal mencapai 55,93% dan 47,81% pada inter-dataset. Namun, hasil eksperimen tidak menjanjikan untuk konfigurasi antar-dataset yang telah dilaporkan dalam temuan intra-dataset.
Judul	User-Independent American Sign Language Alphabet Recognition Based on Depth Image and PCANet Features
Penulis dan Tahun	(Aly et al., 2019)
Kelebihan	Ada banyak keuntungan dari metode yang diusulkan seperti: 1) Mengekstraksi wilayah tangan dan garis pergelangan tangan menggunakan gambar kedalaman sederhana dan efisien daripada menggunakan gambar berwarna. Menggunakan model PCANet tanpa pengawasan alih-alih CNN super vised secara komputasi efisien dalam pelatihan

	<p>dan pengujian. Pelatihan PCANet tidak memerlukan data berlabel karena menggunakan algoritma pembelajaran tanpa pengawasan yang sederhana. Pelatihan PCANet tidak memerlukan daya pemrosesan GPU tambahan yang bertentangan dengan algoritma pembelajaran mendalam CNN baru-baru ini. Memisahkan tahap ekstraksi fitur dari sififikasi kelas membantu mengurangi biaya komputasi pelatihan dan memungkinkan ekstraktor fitur PCANet yang telah dilatih sebelumnya untuk digunakan kembali.</p>
Kekurangan	<p>Memiliki tingkat akurasi rendah yaitu 80%-88% dimana Performance yang tidak memuaskan dari 9 tanda ini, disebabkan oleh variasi yang besar di antara pengguna dalam melakukan tanda-tanda ini dan kesamaan besar di antara tanda itu sendiri.</p>
Hasil Pengujian	<p>Hasil eksperimen menunjukkan bahwa menggunakan model PCANet tunggal lebih baik daripada menggunakan beberapa model PCANet khusus pengguna. Sistem yang diusulkan diuji menggunakan himpunan data tolok ukur publik yang dikumpulkan dari lima pengguna berbeda dan memberikan akurasi rata-rata 88,7% menggunakan strategi evaluasi cuti-satu-keluar. Kinerja metode yang diusulkan mengungguli metode canggih lainnya.</p>
Judul	<p>Sign Language Recognition Using Multiple Kernel Learning: A Case Study of Pakistan Sign Language</p>
Penulis dan Tahun	<p>(Shah et al., 2021)</p>
Kelebihan	<p>Menggunakan metode algoritma SVM (Support Vector Machine) kelebihanannya dari kemampuan berdimensi besar untuk menerapkan pemisahan linear pada input data non linear.</p>

Kekurangan	Kelemahan metode SVM berdasarkan penelitian ini adalah sulit diaplikasikan untuk himpunan dengan jumlah dimensi yang sangat besar.
Hasil Pengujian	Empat fitur berbasis visi yaitu histogram gradien berorientasi (HOG) mendapatkan akurasi 89,52%, histogram orientasi tepi, pola biner lokal (LBP) mendapatkan tingkat akurasi 45,71%, dan fitur kuat yang dipercepat (SURF) diekstraksi pada fase berikutnya, secara individual hanya mendapatkan akurasi 20,68% untuk validasi 15,41%.
Judul	A Wearable Smart Glove and Its Application of Pose and Gesture Detection to Sign Language Classification
Penulis	(Delpreto et al., 2022)
Kelebihan	Tingkat akurasi yang sangat tinggi dengan memakai metode validasi silang.
Kekurangan	Disain sarung tangan yang memungkinkan kabel dan alat bisa terputus hal ini dapat menimbulkan error dan dilihat dari kesimpulan penelitian masih banyak bug di dalam alat ini.
Hasil Pengujian	Dengan menggunakan metode validasi silang tanpa eksperimen, jaringan berhasil mengklasifikasikan 96,3% contoh tersegmentasi dan menghasilkan prediksi bergulir yang benar selama 92,8% uji coba streaming waktu nyata. sarung tangan dan mikrokontroler ST dapat mengklasifikasikan 12 huruf ASL dan 12 kata ASL secara real time. Dengan menggunakan metodologi validasi silang tanpa eksperimen, jaringan berhasil mengklasifikasikan 96,3% contoh tersegmentasi dan menghasilkan prediksi bergulir yang benar selama 92,8% uji coba streaming waktu nyata. sarung tangan dan mikrokontroler ST dapat mengklasifikasikan 12 huruf ASL dan 12 kata ASL secara real time. Dengan menggunakan metodologi validasi silang

	tanpa eksperimen, jaringan berhasil mengklasifikasikan 96,3% contoh tersegmentasi dan menghasilkan prediksi bergulir yang benar selama 92,8% uji coba streaming waktu nyata.
Judul	An Improved Faster R-CNN for Small Object Detection
Penulis dan Tahun	(Cao et al., 2019)
Kelebihan	R-CNN adalah algoritma paling efektif karena memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam mendeteksi objek kecil.
Kekurangan	Dia hanya mendeteksi barang kecil tidak dengan Namanya.
Hasil Pengujian	Hasil penelitian memiliki hasil akurasi yang baik rambu-rambu lalu lintas yang resolusinya berada di kisaran (0, 32], tingkat recall algoritma mencapai 90%, dan tingkat akurasi mencapai 87%. Kinerja deteksi secara signifikan lebih baik daripada Faster R - CNN Oleh karena itu, algoritma kami adalah cara yang efektif untuk mendeteksi objek kecil. dan tingkat akurasi mencapai 87%. Performa pendeteksian secara signifikan lebih baik daripada Faster R-CNN. Oleh karena itu, algoritma kami adalah cara yang efektif untuk mendeteksi objek kecil. dan tingkat akurasi mencapai 87%. Performa pendeteksian secara signifikan lebih baik daripada Faster R-CNN. Oleh karena itu, algoritma kami adalah cara yang efektif untuk mendeteksi objek kecil.

2.10 Kesimpulan Referensi Jurnal

Kesimpulan dari referensi jurnal di Studi Literatur , masih ada beberapa metode yang akurasi kurangnya dikarenakan warna pakaian ataupun tempat . Dengan metode you only look once pengembangan dari metode CNN memungkinkan untuk mendeteksi dengan akurasi yang sangat baik karena melewati beberapa proses iterasi untuk bisa mendapatkan hasil yang bagus.